

CTAP からの様々な血管特徴抽出のための一手法

石川雅浩^{1),5)}, 内田日高²⁾, 玉木徹¹⁾, 山本正信^{3),5)}, 五十嵐正人⁴⁾, 須田剛士⁴⁾, 青柳豊⁴⁾

¹⁾新潟大学大学院自然科学研究科 〒950-2181 新潟市五十嵐 2 の町 8050

²⁾ソニーデジタルネットワークアプリケーションズ株式会社

〒140-0001 東京都品川区北品川 4-7-35 御殿場トラストタワー 4F

³⁾新潟大学工学部情報工学科 〒950-2181 新潟市五十嵐 2 の町 8050

⁴⁾新潟大学大学院医歯学総合研究科

〒951-8510 新潟市旭町通 1-751-1

⁵⁾新潟大学超域研究機構 〒950-2181 新潟市五十嵐 2 の町 8050

(2005 年 7 月 4 日受付, 最終 2005 年 7 月 20 日受理)

A Method to Extract Various Vascular Features from Liver Images of CTAP

Masahiro ISHIKAWA^{1),5)}, Hidaka UCHIDA²⁾, Toru TAMAKI¹⁾, Masanobu YAMAMOTO^{3),5)},
Masato IGARASHI⁴⁾, Takeshi SUDA⁴⁾ and Yutaka AOYAGI⁴⁾

¹⁾Graduate School of Science and Technology, Niigata University,

8050 Ikarashi-2no-cho, Niigata, Niigata 950-2181, JAPAN

²⁾Sony Digital Network Applications, Inc.,

4th Floor, Gotennyama Trust Tower 4-7-35, Kitashinagawa, Shinagawaku, Tokyo 140-0001, JAPAN

³⁾Faculty of Engineering, Niigata University,

8050 Ikarashi-2no-cho, Niigata, Niigata 950-2181, JAPAN

⁴⁾Graduate School of Medical and Dental Sciences, Niigata University,

1-751-1, Asahimachidori, Niigata, Niigata 951-8510, JAPAN

⁵⁾The Center for Transdisciplinary Research, Niigata University,

8050 Ikarashi-2no-cho, Niigata, Niigata 950-2181, JAPAN

(Received July 4, 2005, in final form July 20, 2005)

Abstract : Liver cirrhosis is usually diagnosed with histological findings of liver biopsy sample. However, liver biopsy, sampling liver tissues from a living donor, is an invasive technique, in which a direct puncture of the liver is needed. On the other hand, higher resolution of recent computed tomography (CT) has a potential to replace histology with objective and digital images, which are available without any invasive techniques. Here we present a system extracting various features of three-dimensional vasculature in the liver from images of CT aiming an objective and noninvasive diagnosis of liver cirrhosis.

Key words : Computer aided diagnosis, Liver cirrhosis, Computed Tomography.

1. はじめに

慢性肝疾患の進行度は、肝生検、すなわち細径針で生体肝から直接組織片を採取する手技を用い、得られた組織から病理組織学的に診断されるのが一般

的である。従来この方法が最も信頼性の高い診断法と認知されているが、肝生検は高い侵襲性を持つため、より安全で正確な診断法の開発が臨床的に重要な課題である。また病理組織学的診断は、肝組織の構造上の乱れを視覚的に認識する手法であり[1]、診断医の主観や、診断医間の経験の差が診断に介入

しうするという問題点を内包する。

一方近年の医用画像の高詳細化によって、各分野でこれまでにない精密さでの画像診断が可能になってきている。肝臓病領域においてもその進歩は目覚しく、特に造影剤を用いて撮影された高詳細 CT 画像は、ある部分において病理組織診断を代替しうる可能性を持つと考えられる。

画像診断は病理組織診断と比較して侵襲性が低く安全である一方で、病理組織診断同様、医師の経験や診断能力に影響を受けやすい、主観的な側面を持つ診断法である。このため CT 画像から肝線維化の程度を定量的に評価することは現状では困難である。

実際の臨床の場合において慢性肝疾患の進行度診断が行われる場合、肝生検はその侵襲性から施行される症例に限られているため、画像所見や血液検査所見から経験的に類推されることがほとんどである。

本研究では、慢性肝疾患に伴う肝臓の構造の変化を反映する因子として、血管構造の乱れに着目し、コンピュータを用いてこれを客観的に構造解析することにより、慢性肝疾患の安全で正確な診断法を医師に提供することを目的とした。

医用画像処理を用いた診断支援は、近年多くの研究者によって活発に研究されている。本研究に近い研究として、CT 画像からの肝臓領域抽出法[2]や肺部 CT 画像からの肺血管抽出法などが提案されている[3]。また、MRI を用いた肝硬変進行度推定法[4]も報告されている。しかし、[2,3]は肝癌を対象とした研究である。また、[4]は MRI で有効な成果が報告されているが、特徴量としてテクスチャを用いており、本研究のように血管構造に着目した研究は新しい試みである。

本研究では慢性肝疾患診断支援として、肝臓の CT 画像から血管構造を 3 次元的に抽出し、様々な血管特徴を抽出する手法を提案する。

2. 方法

2.1. 血管抽出

本章では、各 CT 画像からの血管抽出法と 3 次元ラベリング、そして、細線化手法について述べる。

本研究では、血管構造からの慢性肝疾患進行度推定の試みとして造影剤によって血管が造影された CTAP (Fig. 1-左) を用いる。最終的には、ダイナミック CT (Fig. 1-右) からの推定を目的とする。

まず、血管抽出には閾値処理を用い、閾値は被験者ごとに経験的に適当な値を決定する。しかし、閾値処理では造影状況によって被験者間で差異が生じてしまう。そこで、本論文では抽出された血管を医師が評価し、不足箇所を手動で補う事とした。このため、本論文で用いた血管領域は適切な血管領域が

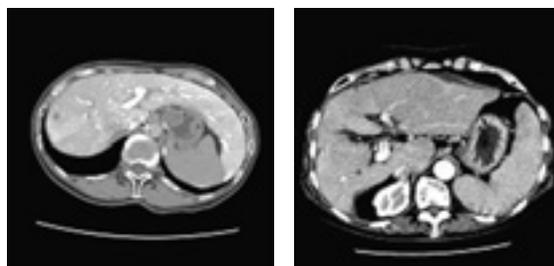


Fig. 1 Shows the CTAP (left) and Dynamic CT (right)



Fig. 2 Shows a rendered image of three dimensionally reconstructed blood vessels in the liver



Fig. 3 Shows a rendered image of three dimensionally reconstructed thinning blood vessels in the liver

得られることを前提としている。

次に、閾値処理によって得られた画像は、血管以外の肋骨や腸管を含んでいるため 26 近傍 3 次元ラベリングを用いて分離する。また、腸管や他組織が血管に繋がっている場合は、手動で切り離す事とした。取り出された血管の 3 次元再構成画像を Fig. 2 に示す。

最後に、抽出した血管を細線化する。細線化処理は、立体図形のトポロジーを変えずに線図形に変換する処理である。本研究では、ユークリッド 2 乗距離変換を用いた細線化を適用した。ユークリッド 2 乗距離変換による細線化は、形状の回転による影響を受けにくく、偽枝の発生を抑制するため本研究に適している。加えて、偽枝除去法[5]を実装し偽枝発生を抑制している。最終的に得られた、細線化 3 次元再構成画像を Fig. 3 に示す。

2.2. 血管構造変化の仮定

我々は、慢性肝疾患の進行度を推定するために、肝臓中の血管構造に着目し、病期の進行に伴って次のような変化が現れると仮定した。各仮定は、健康な肝臓と慢性肝疾患の肝臓における違いである。

2.2.1. 肝臓中の血管の変形

正常な肝臓の肝細胞は、通常六角形の肝小葉を形成しており、血管は各細胞に十分に血液を与えるために小葉間を滑らかに走行する。しかし、慢性肝疾患が進行すると肝細胞が破壊と再生を繰り返すことで小葉構造が乱れ、周囲を走行する血管形状の滑らかさが失われる。また、正常な肝臓は右葉の方が左葉よりも大きいですが、慢性肝疾患が進行すると左葉が肥大化し右葉と左葉のバランスに変化を生じる。

2.2.2. 分岐の角度変化

一般的に、肝臓の血管は樹枝構造のように分岐して肝臓内をくまなく走行する。この時の分岐の仕方が健康な肝臓と慢性肝疾患の肝臓では異なる。具体的には、健康な肝臓の血管の分岐の角度は一様性を示すが、慢性肝疾患が進行すると一様性が崩れる。

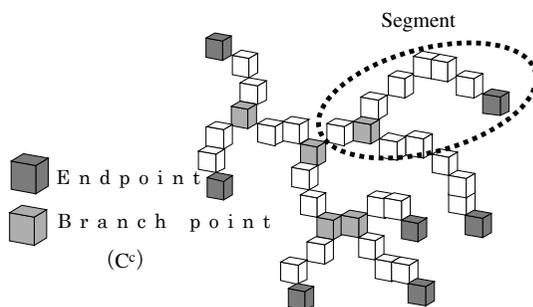


Fig. 4 Branch point, End point and Segment

2.2.3. 複雑さの変化

血管形状は、脳や肺、そして肝臓においてフラクタル性を有している。慢性肝疾患の進行によって、肝臓中の血管の自己相似性が変化する。

2.3. 特徴量抽出

我々は、前章の仮定に基づいて慢性肝疾患の進行度を表す 5 つの特徴量を提案する。

まず、各特徴量に関係する線図形の特徴を Fig. 4 に示す。 \mathbf{c}^j は、 j 個の血管分岐を表し、線図形は 26 近傍で連続している。端点は、血管の線図形の端のボクセルである。また、枝は、分岐点から分岐点もしくは分岐点から端点までのボクセル \mathbf{b}^i の集合である。以下、2.3.1~2.3.4 項までは線図形解析の特徴量について述べ、2.3.5 項では立体図形の解析法について述べる。

2.3.1. ユークリッド距離比

この特徴量は、枝(segment)の分岐から分岐までの距離と枝の長さの比である。枝の長さは、枝のボクセル \mathbf{b}^i 間の距離の合計であり、次式のようになる。

$$l_i = \sum_{n=1}^{N_i-1} |\mathbf{b}_n^i - \mathbf{b}_{n+1}^i|$$

そして、2 つの分岐間の距離は次式で定義される。

$$a_i = |\mathbf{b}_1^i - \mathbf{b}_N^i|$$

従って、 l_i と a_i は次のように定義される。

$$r_i = \frac{l_i}{a_i}$$

2.3.2. 離散3次元曲率

この特徴量は、枝の3次元k-曲率によって表される。Fig. 5のような関係にある。3次元曲率 $\Phi(\mathbf{b}_n^i)$ は、接線ベクトルの角度変化によって与えられる。具体的には、離散線図形に対しては、k距離だけ離れた2つのボックス間の距離を計算することになる。接線ベクトル \mathbf{t}_n^i は次式によって定義される。

$$\mathbf{t}_n^i = \mathbf{b}_{n+k}^i - \mathbf{b}_n^i$$

各ボックスに対する、接線ベクトルの角度変化 ϕ_n^i は次式のように定義される。

$$\phi_n^i = \cos^{-1} \frac{\mathbf{t}_{n+1}^i \cdot \mathbf{t}_n^i}{\|\mathbf{t}_{n+1}^i\| \|\mathbf{t}_n^i\|}$$

それゆえ、i番目の枝の曲率 Φ^i は次式のように定義される。

$$\Phi^i = \sum_{n=1}^N \phi_n^i$$

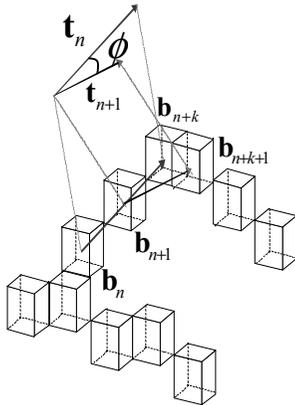


Fig. 5 Curvature of vessels

2.3.3. 離散3次元捩れ率

この特徴量は、枝の線形状の捩れ率である。Fig. 6のような関係にある。捩れ率は、従法線ベクトルの角度変化によって表される。従法線ベクトル \mathbf{d}_n^i は次式で求まる。

$$\mathbf{d}_n^i = \mathbf{t}_n^i \times \mathbf{t}_{n+1}^i$$

捩れ率 ϕ_n^i は、次式によって定義される。

$$\phi_n^i = \cos^{-1} \frac{\mathbf{d}_{n+1}^i \cdot \mathbf{d}_n^i}{\|\mathbf{d}_{n+1}^i\| \|\mathbf{d}_n^i\|}$$

それゆえ、各枝の捩れ率は次式のようにになる。

$$\Phi_i = \sum_{n=1}^N \phi_n^i$$

2.3.4. 分岐の角度

この特徴量は、分岐の角度である。Fig. 7のような関係にある。分岐の角度は、2つの枝の中心点 \mathbf{b}_1^c 、 \mathbf{b}_2^c と分岐点 \mathbf{c}^c によって与えられる。分岐点の角度 θ は、次式のように定義される。

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{(\mathbf{b}_1^c - \mathbf{c}^c) \cdot (\mathbf{b}_2^c - \mathbf{c}^c)}{\|\mathbf{b}_1^c - \mathbf{c}^c\| \|\mathbf{b}_2^c - \mathbf{c}^c\|} \right)$$

また、血管が肝臓に入って最初の分岐を第1分岐として分岐を深さごとに分類し、分岐の角度を計算した。これは、血管の分岐が正常肝では全体的に一樣な値を示すという仮定に基づいて、慢性肝疾患の進行に伴う分岐の深さごとの角度変化を調べることを目的としている。

2.3.6. フラクタル次元の算出

血管構造は一般的にフラクタル性を有しており、

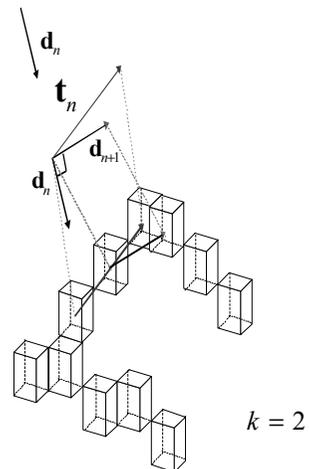


Fig. 6 Torsion of vessels

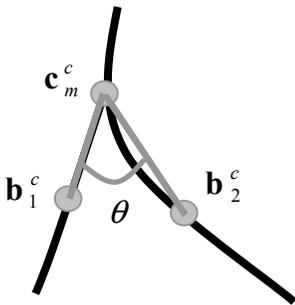


Fig. 7 Branch angle

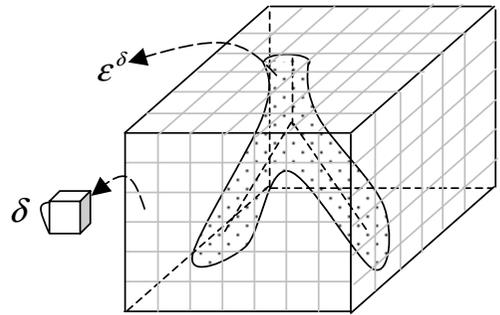


Fig. 8 Box counting

血管構造の解析手法として、フラクタルを用いた研究が報告されている[6,7]. 本研究においても、2.2.3項で述べたとおり、慢性肝疾患の進行によって血管のフラクタル次元が変化すると仮定する. そこで、3次元ボックスカウント法[8]によるフラクタル次元 D を特徴量として扱う. ボックスカウント法は、対象図形を覆う空間を小領域に分割し対象図形を含む小領域の数を数える (Fig. 8). 対象図形の被覆の方法は、様々な手法が提案されているが、本論文ではメッシュ法を用いる. メッシュ法では、小領域の幅 δ を 128 から 1 まで変更する. したがって、 $\delta = 128$ から $\delta = 1$ に対して各々のボックス数 ϵ^δ が求まる. これらを次式のように、両対数プロットし、その勾配からフラクタル次元 D を求める.

$$D = -\frac{\log \epsilon^\delta}{\log \delta}$$

ボックスカウント法によって求まるフラクタル次元 D は、ボックスカウント次元とも呼ばれ、対象図形の自己相似性を表す.

3. 実験と結果

前章で定義した特徴量を確認するために実験を行った. 実験は、3人の被験者 T, S, I を対象とし、画像は x, y 方向が $0.67\text{mm} / \text{pixel}$, z 方向が $5\text{mm} / \text{slice}$ の CTAP を用いた. 対象3人のうち T は慢性肝疾患の進行度が軽く、S と I は重いことが6名の医師により診断された. また、S と I の進行度の差は軽微であるが、S の方がわずかに進行度が軽いと診断された. 肝線維化と逆相関するとされる血小板数は、T : $13.3 \text{万} / \text{mm}^3$, S : $5.9 \text{万} / \text{mm}^3$, I : $3.9 \text{万} / \text{mm}^3$ であった. スライス厚については、血管の連続性を仮定した本研究の性質上、 $1\text{mm} / \text{slice}$ の CT 画像の方が精度良く特徴量が計算されることが予測される. しかし、 $5\text{mm} / \text{slice}$ 画像でも血管が太い部分では一定の連続性が維持されており、今回は $5\text{mm} / \text{slice}$ での本手法の有効性調査を行うこととした. これは、 $1\text{mm} / \text{slice}$ の CT 画像を撮影できるのは一部の大病院のみであり、多くの病院では $5\text{mm} / \text{slice}$ の CT 画像しか撮影できないため、汎用性の観点から $5\text{mm} / \text{slice}$ の

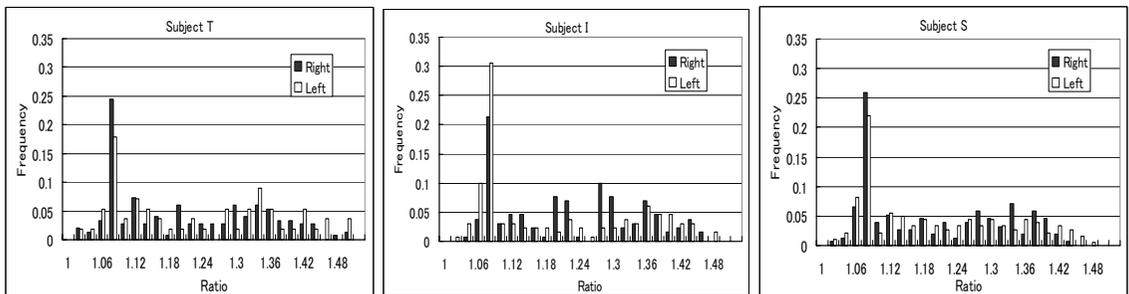


Fig. 9 Results of the ratio calculated for each subject

CT 画像での有効性も検討する必要があるためである [9]. 将来的には, 1mm / slice での実験も行い 1mm / slice と 5mm / slice の CT 画像の比較実験も行いたいと考えている.

また, x, y 方向と z 方向の誤差を補うために z 方向の補間を行っている. 補間方法は, 細線化後の画素の位置を z 方向が 0.67mm になるように位置を変更して各特徴量を計算した. 5mm スライスの CT 画像を用いる際には濃度値の線形補間を行う場合が多いが, 本研究では線形補間による z 方向の濃度値の変化で偽枝が発生しやすくなるため, 細線化後の補間を行った.

まず, 線図形解析の特徴量について述べる. 線図形解析の特徴量を, 血管の右葉と左葉に分割し, 特徴の総数によってヒストグラムを比率化したグラフを示す. Fig. 9 にユークリッド距離比, Fig. 10 に離散 3 次元曲率, Fig. 11 に離散 3 次元捩れ率, Fig. 12 に分岐の角度のグラフを示す. また, 各々左から順に被験者 T, I, S の順にグラフを示す. ユークリッド距離比のヒストグラムでは, 1.5 以上のデータが得られたが表示では省略している. 以上のような分布データの平均と標準偏差を代表値として計算し, エラーバーと平均の棒グラフを示す. Fig. 13 にユークリッド距離比, Fig. 14 に離散 3 次元曲率, Fig. 15

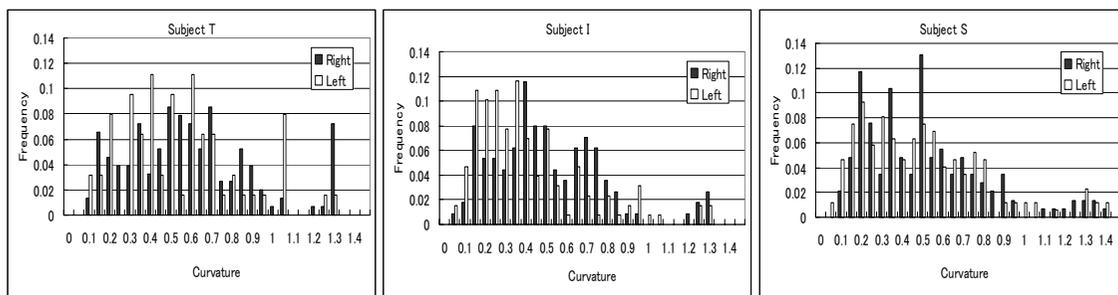


Fig.10 Results of the curvature calculated for each subject

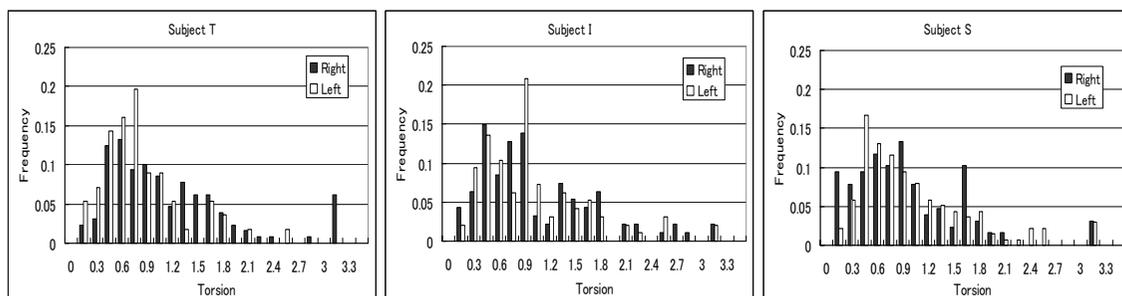


Fig.11 Results of the torsion calculated for each subject

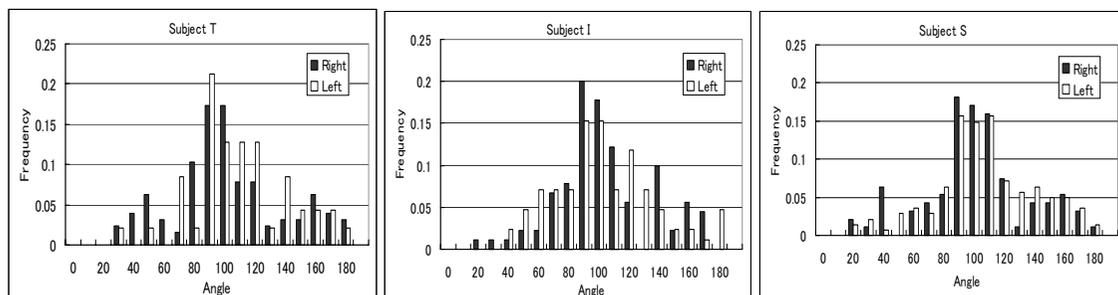


Fig.12 Results of the angle calculated for each subject

Table 1 Number of ratio, curvature, torsion and angle

SubjectI	Right lobe	Left lobe
Ratio	142	145
Curvature	113	129
Torsion	94	96
Angle	90	85
SubjectT	Right lobe	Left lobe
Ratio	191	73
Curvature	153	63
Torsion	129	56
Angle	127	47
SubjectS	Right lobe	Left lobe
Ratio	170	209
Curvature	145	173
Torsion	128	138
Angle	94	141

に離散3次元振れ率, Fig.16に分岐の角度のグラフを示す. また, 各被験者の右葉と左葉で検出され

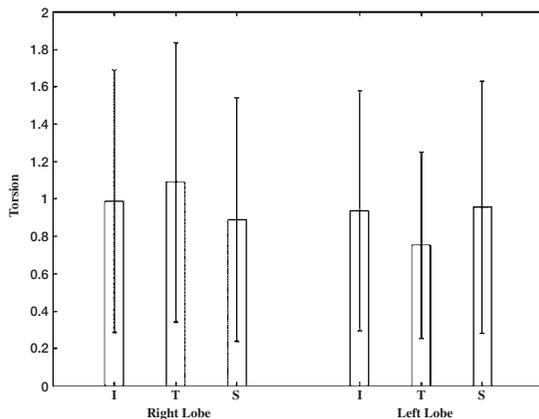


Fig.15 Graph of Average and Variance of torsion

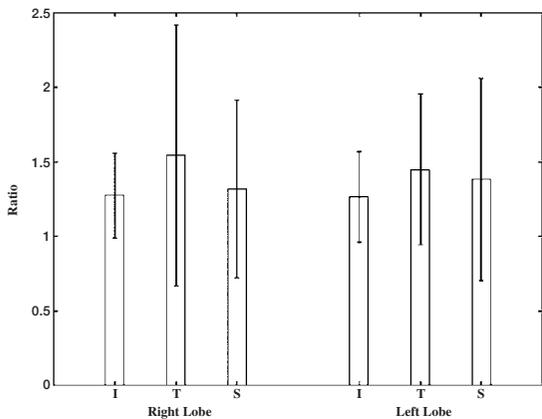


Fig.13 Graph of Average and Variance of ratio

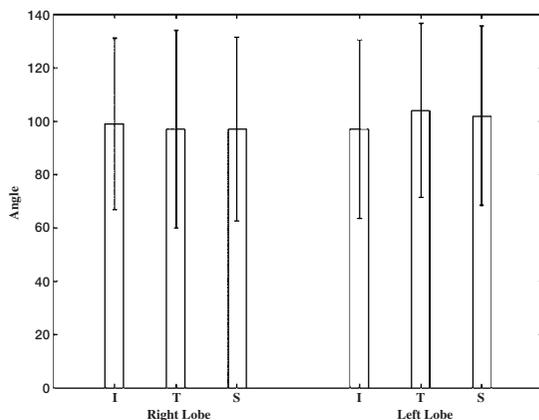


Fig.16 Graph of Average and Variance of angle

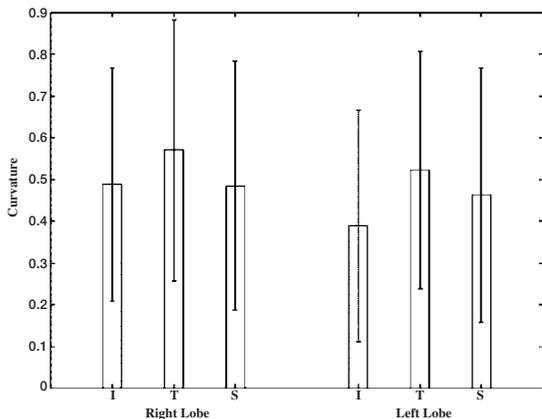


Fig.14 Graph of Average and Variance of curvature

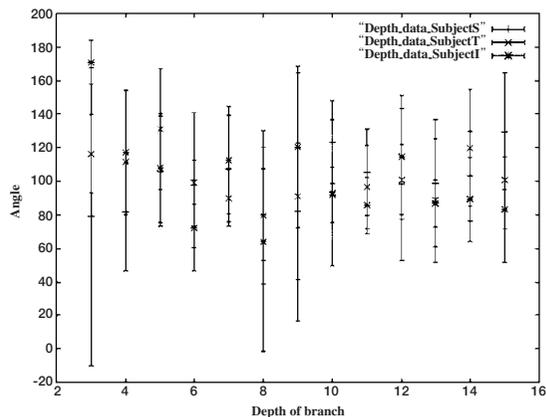


Fig.17 Depth graph of branch angle

Table 2 Variance of depth average of branch angle

Subject	Variance of average
T	210
I	752
S	253

た各特微量の数を Table.1 に示す. 分岐の角度に関しては, 分岐ごとの角度の平均と標準偏差を用いてプロットしたエラーバーを Fig.17 に示す. この際に, 第 1 分岐と第 2 分岐は右葉と左葉に分岐するため, 他の分岐と角度が大きく異なる事が予想される. そこで, 第 1 分岐と第 2 分岐は取り除く事とした. 同様に第 15 分岐以降の角度分布も計算結果の信頼性を向上させるために加えない事とした. 従って, 今回は第 3 分岐から第 15 分岐の範囲における角度分布の変化に注目した. 加えて, 各被験者の血管分岐の深さごとの平均を求め, その分散を Table. 2 に示す.

次に, ボックスカウント法によるフラクタル次元について述べる. 本論文でボックスカウント法を適

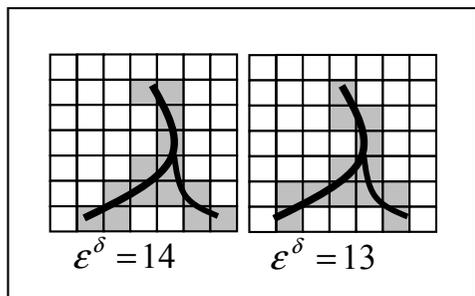


Fig.18 Example of boxcounting by mesh method

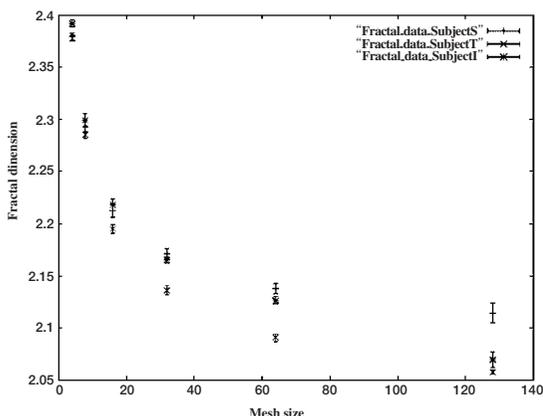


Fig.19 Fractal dimensional graph

Table 3 Fractal dimension

Average	SubjectT	SubjectS	SubjectI
$\delta = 128, 64, 32, 16, 8, 4, 2, 1$	2.069644	2.114141	2.057640
$\delta = 64, 32, 16, 8, 4, 2, 1$	2.126403	2.137458	2.090678
$\delta = 32, 16, 8, 4, 2, 1$	2.165366	2.171402	2.136365
$\delta = 16, 8, 4, 2, 1$	2.217862	2.212296	2.195049
$\delta = 8, 4, 2, 1$	2.299579	2.292889	2.285061
$\delta = 4, 2, 1$	2.392089	2.379603	2.378147

用する図形は, 血管のエッジ画像を用いる事とした. これは, 血管の面形状の変化に着目するためである. また, 本研究で用いたメッシュ法は対象図形やメッシュの位置変化によって ϵ^δ の値が変化する. Fig.18 に 2次元のメッシュ法における対象図形やメッシュの位置変化による ϵ^δ の値の変化を例示する. Fig.18 の左図と右図は, 対象図形とメッシュの幅 (δ) を変更せずに, 図の位置だけを移動して ϵ^δ を計算している. その際に, 位置の変化で左図では $\epsilon^\delta = 14$ だったものが右図では $\epsilon^\delta = 13$ となっている. これに関しては, 2次元のボックスカウント法では被覆の方法によって発生する誤差が次元の値まで影響を与えないことが分かっている [8]. しかし, 3次元のボックスカウント法では誤差が大きくなる事が懸念される. そこで, ボックスの取り方を 36 通り作成し, フラクタル次元を 36 通り求め, その平均を代表値として用いることで近似誤差の減少を試みた. また勾配を求める際に, δ の範囲で傾きが大きく変化する. そこで, 本研究では $\delta = 128, 64, 32, 16, 8, 4, 2, 1$, $\delta = 64, 32, 16, 8, 4, 2, 1$, $\delta = 32, 16, 8, 4, 2, 1$, $\delta = 16, 8, 4, 2, 1$, $\delta = 8, 4, 2, 1$, $\delta = 4, 2, 1$ の 6 通りでフラクタル次元を求めた. δ の幅とボックスの取り方を変更したフラクタル次元を, エラーバーでプロットしたグラフを Fig.19 に示す. また, 各 δ 幅に対するデータの平均値を Table. 3 に示す.

4. 考察

本章では, 各実験結果に関する考察を述べる. まず, 線図形解析について述べる.

ユークリッド距離比に関しては, 右葉, 左葉ともに被験者 T, S, I の順番に平均値が大きくなった. これは, 被験者 T, S, I の順番に枝の長さが長いものが

多いことを示している。2.2.1で述べた通り、血管は分岐から分岐へと滑らかに走行する。従って、分岐から分岐へは直線的に走行するよりも緩やかに変化の方が自然な状況と考えられる。それに対して、慢性肝疾患の進行した肝臓の血管は枝が縮むことや、分岐から分岐までの距離が変化することで前述の緩やかな変化が失われることが考えられる。以上の考察から、被験者T, S, Iの順番に慢性肝疾患の進行が軽度であると考えられる。これは、6名の医師による画像診断の結果と一致した結果である。分散に関しては一定の傾向は見られなかった。

離散3次元曲率に関しては、左葉は被験者T, S, I, 右葉は被験者T, I, Sの順番に平均値が大きくなった。離散3次元曲率は、血管の曲がり具合を表す特徴量であり、左葉は被験者T, S, Iの順番に血管が曲がりながら走行していることが分かる。これはユークリッド距離比で述べた、正常な血管ほど分岐から分岐まで滑らかに走行するため、変化が緩やかになるという予測と一致した結果である。右葉では被験者SとIが逆転し、6名の医師による画像診断と異なる結果になった。しかし、6名の医師による画像診断でも被験者SとIは判断の難しい差異であり、血管抽出時のノイズなどによる影響で結果が逆転してしまったものと予測される。また、右葉の結果では被験者I, Sに対して被験者Tは明らかに大きな値を示しており、左葉の考察に沿った結果である。

離散3次元振れ率に関しては、右葉は被験者T, I, S, 左葉は被験者S, I, Tの順番に平均値が大きくなった。離散3次元振れ率は、血管の振れ具合を表す特徴量であり、右葉は被験者T, I, Sの順番に血管が振れながら走行していることが分かる。これは、6名の医師による画像診断の結果とIとSが逆転しているが、離散3次元曲率の右葉と同様にノイズによる影響と予測される。しかし、左葉では被験者S, I, Tの順番に振れている結果になり、ユークリッド距離比や離散3次元曲率の考察に一致しない結果となった。これについては、振れ率を計算できる枝が他特徴量よりも少ないことに加えて、Table. 1に示した通り被験者Tの左葉のデータ数が他被験者よりも少ないことによって比較に適当なデータ量が得

られなかったことによる影響と考えられる。振れ率に関しては、データが少ないためデータ数の少なさを考慮した評価方法が必要であると分かった。

角度に関しては平均、分散ともに大きな違いは見られなかった。分岐の深さごとの分岐の角度については、各分岐の角度平均を各分岐の代表値として、分岐ごとの分散を調査した。結果として、Table. 2に示したとおり、被験者Tが最も分散が小さくなり、分岐ごとの分散が小さいことが分かった。これは、2.2.2で述べた血管の分岐の角度が、健康な肝臓の血管で、より一様であるという仮定に一致している。

次に、ボックスカウント法を用いたフラクタル次元について述べる。Table. 3に示した通り、 $\delta=128, 64, 32, 16, 8, 4, 2, 1$ と $\delta=64, 32, 16, 8, 4, 2, 1$ 、 $\delta=32, 16, 8, 4, 2, 1$ では被験者Sのフラクタル次元が2.114141, 2.137458, 2.171402となり他被験者よりも自己相似性が高くなった。しかし $\delta=16, 8, 4, 2, 1$ 、 $\delta=8, 4, 2, 1$ と $\delta=4, 2, 1$ では被験者Tのフラクタル次元が2.217862, 2.299579, 2.392089となり、被験者Sを抜いて最も自己相似性が高い結果になった。ボックスカウント法の性質として、 δ が128や64のように大きな値の時点ではボックスが荒く、ボックスカウントで得られる数の信用性が低くなる。また、 $\delta=4, 2, 1$ のように δ が細かい時点で勾配を求めれば、ボックスカウントの数の信頼度は高まるが、勾配を求める際の情報が少なすぎるため近似の信頼性が失われる。従って、 $\delta=16, 8, 4, 2, 1$ や $\delta=8, 4, 2, 1$ のフラクタル次元が理論的に最も信頼できる値と推察される。この観点から、 $\delta=16, 8, 4, 2, 1$ と $\delta=8, 4, 2, 1$ の結果に注目すると、被験者T, S, Iの順に自己相似性が高いと言える。これは、6名の医師による画像診断の結果に一致した結果である。しかし、3次元図形のボックスカウント法は、近似誤差の影響が大きく、理論的に頑健であるはずのフラクタル次元が δ の取り方で逆転現象が生ずることが分かった。今後、本研究に適した δ の取り方や勾配の計算方法を実験によって明らかにする必要がある。

5. まとめと今後の課題

本研究では、CTAP 画像より肝臓内の血管を抽出し、血管構造を解析することで慢性肝疾患の進行度を推定する手法を提案した。結果として、今回提案した特徴量が慢性肝疾患の症状が軽い被験者と重い被験者間において一定の違いが生ずることが明らかになった。今後は、症例数を増やしてさらに各特徴量と慢性肝疾患進行度の関係と傾向を調査する。また、CTAP からの自動血管抽出法も本研究では必須の研究課題となる。

6. 謝 辞

本研究を行うにあたり、熱心に有益な御討論をいただいた新潟大学の佐井篤儀教授、ボックスカウント法によるフラクタル次元の算出にアドバイスいただいた新潟大学の秋山茂樹助教授、CAD セミナーなどで御指導と資料提供をいただいた岐阜大学の原武史助教授とコニカ株式会社の柳田亜紀子氏、本研究の方向性についてアドバイスいただいた中京大学の山本真司教授、細線化手法について適切なアドバイスと資料提供いただいた中京大学の目加田慶人教授にお礼申し上げます。また、辛いときいつも支えてくださった新潟大学情報工学科山本研究室の皆様へ深く感謝します。

本研究の一部は新潟大学超域研究機構（宮川道夫教授）の援助を受けて行われた。

参考文献

[1] S Sherlock, J Dooley : シャーロック肝臓病学,

西村書店, pp.315-328, 2004.

- [2] 清水伸昭, 田村さとみ, 小畑秀文 : 病変部の濃度特徴に注目した肝臓領域抽出手法の開発, コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol.8, No.1-1, pp.1-9, 2004.
- [3] S Yamamoto, M Matsumoto, Y Tateno, et al : Quoit Filter-A New Filter Based on Mathematical Morphology to Extract the Isolated Shadow, and Its Application to Automatic Detection of Lung Cancer in X-ray CT, Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, pp.3-7, 1996.
- [4] 李文光, 張学軍, 兼松雅之 : 腹部 MR 画像における肝硬変の自動識別法の開発, 医用画像情報学会誌, 第 21 巻, 2 号, pp.194-200, 2004.
- [5] 河野良輔, 目加田慶人, 村瀬洋 : 木構造図形を対象とした 3 次元細線化処理における偽枝・縮退の発生を抑制する一手法, 2004 年電子情報通信学会総合大会公演論文集, p.351, 2004.
- [6] T Yoshikawa, K Murase, N Oku, et al : Heterogeneity of Cerebral Blood Flow in Alzheimer Disease and Vascular Dementia, American Journal Neuroradiology, 24, pp.1341-1347, 2003.
- [7] 四方秀則, 木戸尚治, 三好力 : 肺腫瘤影のフラクタル解析, ファジィ・コンピューティング研究部会, 第 10 回ワークショップ, 1998.
- [8] 本田勝也 : フラクタル, 朝倉書店, pp.42-46, 2002.
- [9] 中島康雄, 今村恵子, 木場律子 : 日本国内における CT 設置施設と放射線科専門医の勤務状況について, 日本医学放射線学会雑誌, 第 2 号, pp. 58-63, 2005.