

研究論文

2 時相の 3 次元腹部 CT 像の情報融合に基づく
肝がん検出支援システムの開発と評価清水 昭伸^{*1}, 川村 隆浩^{*2}, 小畑 秀文^{*1}

要旨 本論文では、2 時相（早期相、晩期相）の 3 次元腹部 CT 像から肝細胞がんを検出するシステムを提案する。処理の流れは、1) 肝臓領域の抽出、2) がん領域の強調、3) がん候補領域の抽出、4) 特徴量の測定と候補領域の判別からなり、最終的にがんと判定された領域のみを出力する。このシステムの特徴は、各ステップで 2 時相の情報を有効に利用してがんを高精度に検出する点にある。実際に提案システムを 15 症例の CT 像に適用して誤りを Leave-one-out 法で評価したところ、判別器に Support Vector Machine を用いた場合にはがんの検出率が 100% の時に一症例あたりの拾いすぎ候補領域数が 0.53 個、マハラノビス距離比に基づく判別器を用いた場合には 0.13 個となり、有効性が確認できた。

Key words : Abdominal CT Images, Computer Aided Diagnosis, Information Fusion, Support Vector Machine,

1. はじめに

我が国における肝細胞がん（以下、肝がんと呼ぶ）による死亡者数は一年で 3 万人を超え、今後とも増加傾向は続くと言われている。早期発見、早期治療はがんによる死亡者数の抑制に効果があると考えられ、最近ではマルチスライス CT を用いた検査も導入されている。この CT 装置は人体を広範囲にわたって 1mm 以下の解像度で撮影することが可能であることから、微小ながんも発見可能であり、早期発見の立場から大きな期待が寄せられている。しかし、一人の被検者から数百枚のスライス画像が出力され、読影医に大きな負担を強いている。そこで、計算機を用いた検出支援 (Computer-Aided Detection) が求められている[縄野 00] [科研 04]。

これまで、複数の研究グループから肝臓がんの検出システムが提案されている。例えば、茂山らは 4 時相の濃度値の推移パターンに注目してがんを抽出する手法を提案した[茂山 03]。また、齊藤らは[齊藤 04]、早期相のみから血管の構造解析に基づいてがんの抽出を試みた。さらに脇田らは[脇

田 04]、晩期相上でがんの候補領域を抽出した後、早期相と晩期相の濃度ヒストグラムを用いて拾いすぎの候補領域の削減を行った。著者らもこれまでに、4 時相用のがん検出システムと[中川 04]、医師が読影の際に特に注目している早期相と晩期相の 2 時相のみを入力とするシステムの開発を行ってきた[清水 03]。しかし著者らのシステムはいずれも、各時相で独立にがんの候補領域を検出して判定した後、最後にそれらを統合することで時相間の関係を利用してはいたが、処理の途中では時相間の情報はほとんど活用されておらず、がんの検出精度は不十分であった。

本論文では、早期相と晩期相の腹部 CT 像から 2 時相の情報を利用して肝がんを検出する新しいシステムについて述べる。このシステムではまず、2 時相の画像の位置合わせを行った後、両時相の情報をを用いて肝臓領域を抽出し、さらにその後、肝臓領域内の詳細な位置合せを行う。ここで、位置合せには自由形状変形 (FFD: Free Form Deformation) を用いた。次に、候補領域を抽出するが、そこでも 2 時相の情報を利用して高精度に輪郭を抽出する手法を考案した。さらに、得られた候補領域に対して両方の時相から様々な特徴量を測定し、それらに基づいて判別を行った。ここで、判別には、サポートベクターマシン (SVM:

^{*1} 東京農工大学大学院共生科学技術研究部 [〒184-8588 東京都小金井市中町 2-24-16]

投稿受付日：2005 年 6 月 7 日

最終稿受付日：2005 年 8 月 4 日

採用決定日：2005 年 8 月 11 日

Support Vector Machine) とマハラノビス距離比に基づく判別器を用いた。なお、最初に述べた他のグループによる研究の中で、本研究と同じく早期相と晩期相の2時相を入力とするものに脇田らの研究[脇田 04]があるが、晩期相のみをがんの検出処理に用いている点が本システムとは異なる。また、得られた候補領域の判定方法(拾いすぎの削減方法)も異なる。

2. 提案する肝がん検出支援システム

処理の流れを Fig.1 に示したが、まず、2 時相の画像(特に断らない限り本論文では「画像」は「3次元画像」を意味し、処理は全て3次元的に行われている)の位置合わせを行った後、両時相の情報を用いて肝臓領域を抽出する。次に、その結果を用いて肝臓内の位置合わせを行った後、肝臓領域に対して時相ごとにがんの強調を行ない、それらを融合する。さらに、融合画像からがんの候補を検出し、2時相の情報を利用して領域の輪郭を精密に抽出する。最後に、得られた候補領域に対して複数の特徴量を計測し、それらに基づいて真にがんに対応するか否かを判別する。

以下では各処理について順に説明する。

2.1 入力の腹部 CT 像

入力画像の例を Fig.2 に示したが、一つは造影剤注入後 35~40 秒後に撮影される早期相であり、動脈とがん組織は造影剤が多く吸収されるために CT 値が高くなるという特徴がある。もう一つは造影剤注入後 3~5 分後に撮影される晩期相であり、肝臓全体がやや高濃度に造影される一方、がん組織からは造影剤が抜けて CT 値が低くなる傾向にある。画像サイズは $512 \times 512 \times 158 \sim 257(\text{voxel})$ 、空間解像度は $0.546 \times 0.546 \times 1(\text{mm/voxel}) \sim 0.625 \times 0.625 \times 1(\text{mm/voxel})$ 、濃度レベル数は 12bit である。なお、実際の処理では、

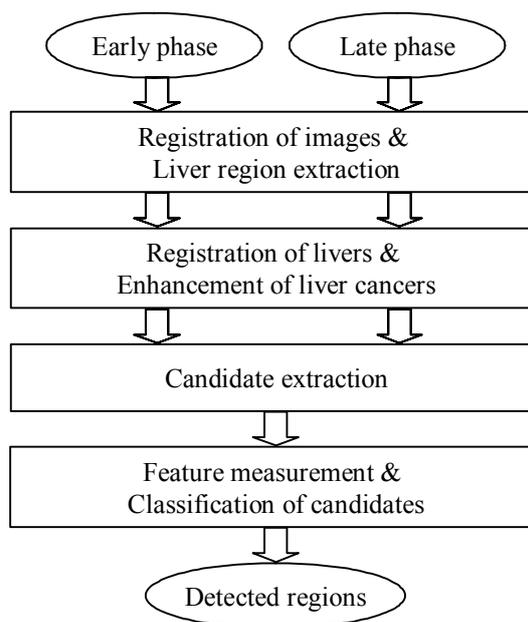
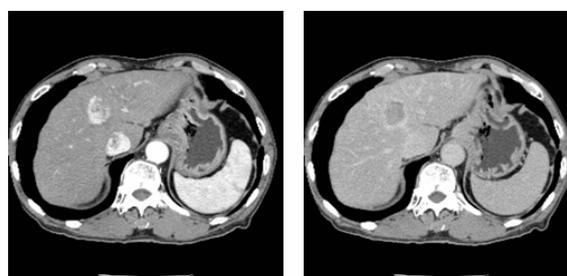


Fig.1 Outline of the proposed system

あらかじめ3次元補間によって等方化した後、1/3(肝臓領域の抽出と位置合せの移動量の計算)と半分(その他の処理)のサイズにそれぞれ落としたものを使用した。



(a) early phase

(b) late phase

Fig.2 Examples of input images

2.2 肝臓領域抽出処理

この処理では最初に2時相の画像の位置合わせを行い[Rueckert 99],次に両時相の情報を利用して肝臓の領域を粗抽出する。その後、Level Set法を用いて輪郭を精密に抽出するが、詳細については紙数の制限により割愛する。具体的な処理については文献[清水 04a]を参照されたい。

2.3 がんの強調処理

前述の手法によって得られた肝臓領域を利用し、ここでは最初に2時相の肝臓領域間の位置合わせを行う[Rueckert 99]. 具体的な手順は以下の通りである。まず、前処理としてラプラシアンフィルタを用いた鮮鋭化処理を行う。次に、画像を格子状に区切り、各格子点の移動量を局所的なプレートマッチングにより求める。各格子点で移動量を求めた後は、格子点間の移動量を3次のB-spline関数を用いて補間し、その移動量を用いて画像(今回は晩期相)を変形させる。ここで、格子点間隔は20画素、プレートサイズは31×31×31(voxel)、x,y,z各方向の探索範囲は[-5, 5], [-5, 5], [-10, 10] (voxel)とし、肝臓領域のみに注目して位置合わせを行うためにプレート内に肝臓領域(ただし半径5の構造要素で膨張処理後)が含まれる場合のみ探索処理を行った。また、位置合わせの評価値としては平均相互情報量 S_{MI} を用いた。この値は、参照画像 R (早期相) と浮動画像 F (晩期相) のプレート内の画素から得られる同時ヒストグラム $H(R, F)$ を用いて、以下の式から計算される。

$$S_{MI} = H(R) - H_F(R) \quad (1)$$

$$\left(\begin{array}{l} H(R) = -\sum_{r=0}^M P(R_r) \log_2 P(R_r) \\ H_F(R) = -\sum_{r=0}^M \sum_{f=0}^N P(R_r, F_f) \log_2 \frac{P(R_r, F_f)}{P(F_f)} \end{array} \right)$$

上式の R_r と F_f は画像 R と F の濃度値を表す。

早期相の画像と位置合わせ後の晩期相の画像に対してそれぞれがんの強調を行うが、ここでは従来と同様に3次元適応集中度フィルタを用いて強調を行う。このフィルタは Fig.3 に示した様に球状の形をしており、塊状のがんの強調に適していることが理論的にも実験的にも確認されている[小畑 04]。この図で、 r は内球の半径、 d は周辺領域(図中の support region) の幅(固定)であり、

半径 r は検出対象の大きさの変動に対応できるように動的に変化し、出力は以下の(2)式によって計算される。

$$output = \max_{2 \leq r \leq L-d} \frac{1}{Md} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=r+1}^{r+d} \omega \times \cos \theta_{ij} \quad (2)$$

ω : 早期相で-1, 晩期相で1
 θ_{ij} : i 本目の半直線上で、注目点から j 画素目の濃度勾配ベクトルと半直線のなす角
 M : 半直線の本数
 L : 外球の半径の最大値

今回は各時相の画像に対して上述のフィルタを独立に適用した後、両者を1つにまとめた融合画像を作成した。具体的には、画素ごとに2つの出力値の加算、最大、最小値演算により融合する方法について検討した。

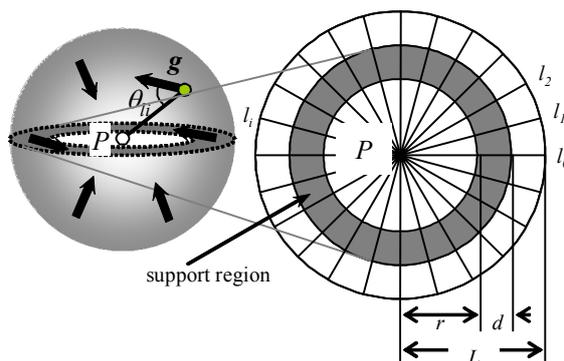


Fig.3 3D adaptive convergence index filter

2.4 候補領域の抽出

がんの中心のフィルタ出力は周辺領域よりも高くなることが予想される。そこでこの処理では上述の融合画像から極大点を値の大きい順に一定数抽出する。次に、検出された候補点ごとにがんの候補領域を抽出する。従来の手法では一つの時相のみを用いていたが、本手法ではがんの尤度画像、早期相、晩期相を用いて候補領域を抽出する。Fig.4 に処理詳細を示す。

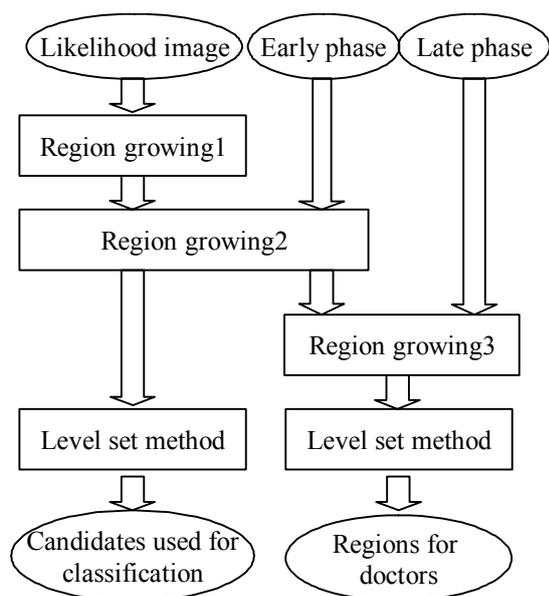


Fig.4 Flowchart of candidate extraction process

まず、がんの尤度画像[清水 04a]の作成方法について述べる。あらかじめ学習用データを用いてがんの内部の濃度値を調べ、以下の4つの特徴量 $f_1 \sim f_4$ の平均値ベクトル μ_{tumor} と共分散行列 Σ_{tumor} を求めておく。

$$\begin{cases} f_1 = (\text{晩期相の濃度値}), f_2 = (\text{早期相の濃度値}) \\ f_3 = \text{sqr}t(f_1 \times f_2), f_4 = (f_1 / f_2) \times 2000 \end{cases}$$

次に、処理対象の画像の各画素において特徴量 $f_1 \sim f_4$ を同様に求め、上述の μ_{tumor} 、 Σ_{tumor} を用いて平均値 μ_{tumor} までのマハラノビスの距離 d_{tumor} を計算する。直感的にはがんまでの距離 d_{tumor} が短いほどその画素はがんらしいということになり、これを以下の式で変換したものを本論文ではがんの尤度画像と呼ぶ。

$$\text{likelihood}(x, y, z) = 2200 - d_{\text{tumor}}(x, y, z) \quad (3)$$

領域抽出処理ではまず、この尤度画像から領域拡張処理1によってがんの領域を粗抽出する。この時点では、早期相で染まり、晩期相では造影剤が抜けた典型的な特徴を示す領域は抽出されるが、それ以外の特徴を示す領域や、位置合わせの精度が不十分な領域については見落としが存在する。

そこで次に、得られた領域をシードとして早期相上で領域拡張処理2を適用する。具体的には、候補領域の平均濃度 μ と標準偏差 σ を用いて、(4)式を満たす6近傍の画素(濃度値 g) に対して拡張をする。また、体積増分を ΔV 、表面積を A とした時に、(5)式を満たした時に拡張処理を終了する。この処理により、造影剤によって染まった領域を高い確度で抽出できるようになる。また、得られた領域に Level Set 法を適用した結果を次の判別処理用の候補領域として扱う。

$$0 \leq \frac{g - \mu}{\sigma} < TH1, \quad TH1 = 2.0 \quad (4)$$

$$\frac{\Delta V}{A} < TH2, \quad TH2 = 0.1 \quad (5)$$

上記の処理ではがんに含まれる壊死部分(早期相でも晩期相でも染まっていない領域)を抽出することができない。壊死領域のCT値は嚢胞のそれと類似し、先に述べたがん特有の特徴を示す部位とは異なるため、判別に壊死領域も含めることは必ずしも得策ではないと考えたが、医師からは、がんにより壊死した部位はがんと併せて提示して欲しいとの要望があった。そこで、先ほどの領域をシードとし、晩期相上でさらに領域拡張処理3を行う。拡張条件と終了条件は(6)式と(7)式に示した。得られた領域は先ほどと同様、最後に Level Set 法を適用し、医師提示用の領域とした。

$$0 \leq \frac{\mu - g}{\sigma} < TH3, \quad TH3 = 3.0 \quad (6)$$

$$\frac{\Delta V}{A} < TH4, \quad TH4 = 0.05 \quad (7)$$

なお、(4)~(7)式のしきい値は全て実験的に決定した。

2.5 候補領域の判別

前節で得られた判別用の候補領域から特徴量を測定する。具体的には、形状特徴量の他に、早期相、晩期相、融合画像の候補領域に対応する画

素から、濃度特徴量、テクスチャ特徴量を測定した。全て合わせると、形状特徴量が34個、濃度特徴量が522個、テクスチャ特徴量が510個、計1066個である。今回はこれらの中から、前向き逐次選択法[根本 05]で3個の特徴量を選んだ。選ばれた特徴量を Table1 に示す。ここで、表中の difference variance や sum entropy は同時生起行列から計算される特徴量であり[ハンドブック 04], r はその同時生起行列を求める際の2点間の距離, fusion は融合画像上(2.3参照)でこれらの特徴量が測定されていることを表す。また, contrast of marginal area($d=8$)は、候補領域内部と周辺領域(輪郭からの距離8画素以内)との間で測定された濃度値のコントラストである。なお、選択処理の評価値には、マハラノビス距離比に基づく判別器((8)式)で判定した時(誤り推定法は Leave-one-out 法)の ROC 曲線下の面積 A_z を用いた。

$$\begin{cases} D_{\text{tumor}}/D_{\text{other}} > T & \rightarrow \text{正常} \\ \text{else} & \rightarrow \text{異常} \end{cases} \quad (8)$$

ここで、 D_{tumor} はがんの平均特徴量までのマハラノビス距離、 D_{other} はその他の正常組織の平均特徴量までのマハラノビス距離を表す。

次に、この3個の特徴量を用いて SVM[SVM]による判別とマハラノビス距離比を用いた判別とを別々に行って結果を比較した。ここで、SVMのパラメータは、カーネルタイプを Polynomial($d=2\sim 4$), Gaussian の4通り、エラーペナルティ $c=0.01\sim 100$ を10倍刻みで5通り、計20通り変化させ、それらの中から最も誤り(推定法は Leave-one-out 法)の少なかった Polynomial($d=3$), $c=10.0$ に決定した。

Table 1 Features used in the discrimination process

① texture {difference variance} ($r=7$) (fusion)
② texture {sum entropy} ($r=9$) (fusion)
③ contrast of marginal area ($d=8$) 2 (fusion)

3. 実験

ここでは、4列の MDCT を用いて撮影した15人の被検者の3次元 CT 像[CADM 04] (早期相と晩期相計30画像。がんは14個)に提案システムを適用した結果を示す。また、2004年度のコンピュータ支援画像診断学会大会で開催された肝臓がん抽出コンテストの結果についても簡単に触れる。

3.1 位置合せ処理の精度

2時相の画像の情報を有効に使うためには位置合わせの精度が重要となる。そこで以下では、肝臓領域抽出後(がんの強調前)に行った肝臓の位置合わせの精度について評価する。処理結果の例を Fig.5 に示したが、胆嚢の付近や腎臓や下大静脈の付近を見ると、処理後の方が肝臓の位置がより合っていることが分かる。この時、肝臓領域内の平均相互情報量は、位置合せ前の0.162から0.357へ向上していることが確認された。また、15症例の平均では0.150から0.299へと上昇していた。さらに、目視によって2つの肝臓の輪郭間の位置ずれを全症例で評価したところ、画像ごとの最大のずれは1.5~3[mm]程度であった。

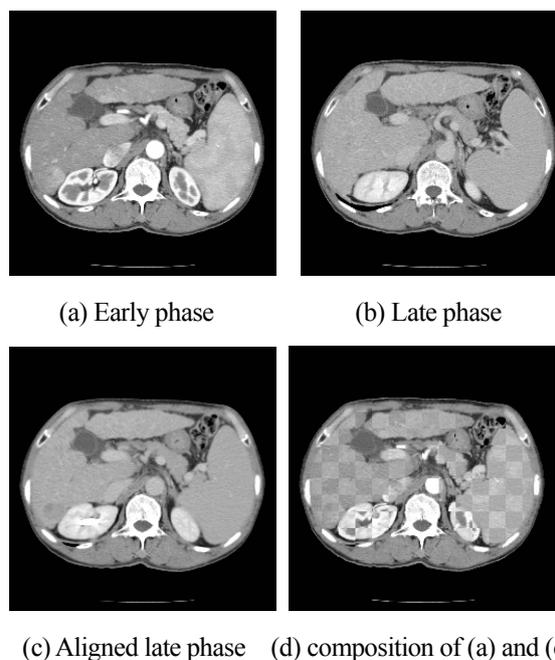


Fig.5 Results of registration process

3.2 候補領域抽出結果

Fig.2 の原画像に対して 2 つのフィルタ出力から作成された融合画像とがんの尤度画像を Fig.6 に示す。また、この融合画像から抽出された候補点の内ではがんに対応するものの順位（フィルタ出力の高い順に画像ごとに付した）を調べた結果を Fig.7 に示す。ここで、3 つの棒グラフは融合方法の違いを表す。この結果から、加算による融合画像では、がんが 2 位までに全て検出されており、この方法が最も有効であることが分かったので、以降はこれを用いることとした。なお、一つの画像から抽出する候補点数は、上記の結果を踏まえて 3 個とした。

次に候補領域の抽出結果を早期相の画像上に重ねたものを Fig.8 に示す。左が次の判別処理で利用する候補領域であるが、これを見ると、狙い通りに造影剤で染まっている領域が抽出されていることが分かる。一方、同図の右は医師提示用として晩期相の情報も加味して抽出した結果であるが、晩期相で造影剤が抜けている領域が追加され、これも目的どおりに動作していることが確認できた。なお、マニュアルで抽出した正解領域（医師提示用領域の正解）との一致度 ((9)式) を求めたところ、Fig.8(b)の例では 70%、全 15 症例（がんは 14 個）に対する平均一致度は 48.2%であった。

$$\text{degree of correspondence} = \frac{\#[(\text{候補領域}) \cap (\text{正解領域})]}{\#[(\text{候補領域}) \cup (\text{正解領域})]} \quad (9)$$

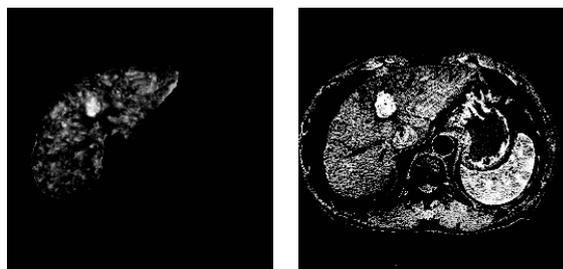


Fig.6 Fused Image(left) and likelihood image of cancer(right)

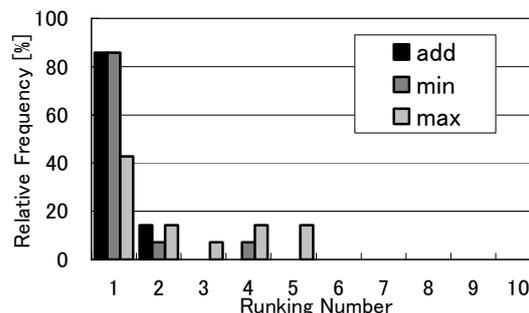
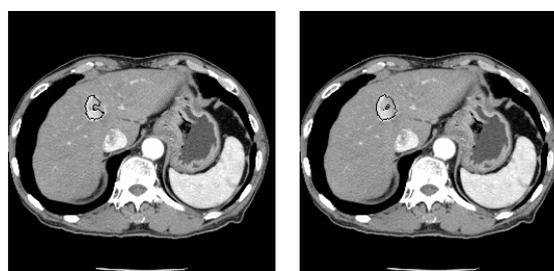


Fig.7 Ranking of candidates overlapped with cancers



(a) Candidate used for classification (b) Region for doctors

Fig.8 Extracted candidates

3.3 判定結果

抽出された候補領域に対して前章で述べた 3 つの特徴量を測定し、まずは SVM による分類実験を行った。また、SVM の出力に対する判定の閾値を変えることで FROC 曲線を描いた (Fig.10)。ここで、誤り率の推定には Leave-one-out 法を用いた。この図から、例えばがんの検出率が 100%の時に拾いすぎが 1 症例あたり 0.53 個であることが確認された。一方、マハラノビス距離比に基づく分類器による結果を Fig.11 に示したが、この場合には拾いすぎがさらに 0.13 個まで減少することが分かった。いずれも従来の結果 (がん検出率=71.4%, 拾いすぎ 1.06 個) [清水 03] よりもはるかに性能が高く、本システムの有効性が確認された。

Fig.12 には幾つかの候補領域の例を示した。まず、(a),(b)には検出されたがんの例を示したが、今

回は検出率が 100%となる閾値を用いたので、全てのがんが検出されている。同図(c)は SVM とマハラノビスの両方で正しく正常と判定できた正常組織の例 (true negative)である。さらに、同図(d)は SVM のみで拾いすぎた血管の例、同図(e)はマハラノビスのみで拾いすぎた血管の例である。拾いすぎとしては、いずれの判別器の場合にも血管の一部が多く見られた。

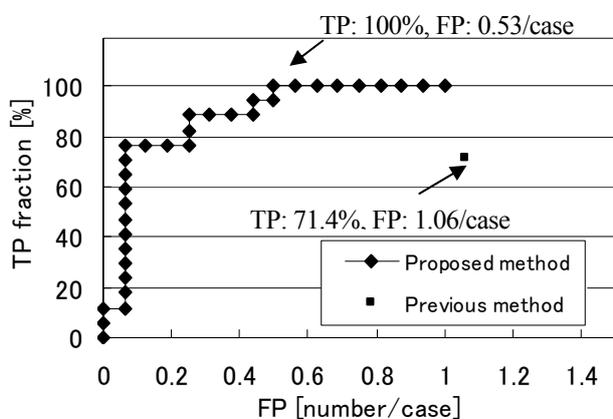


Fig.10 FROC curve of SVM

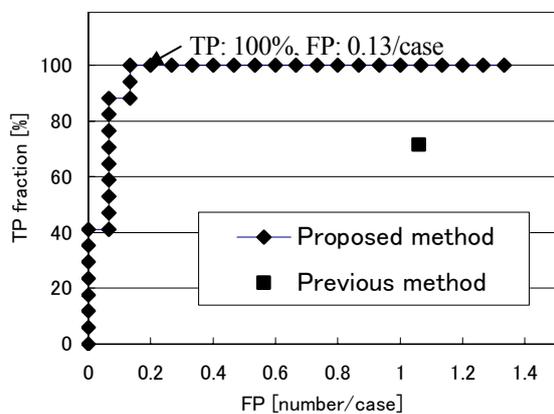
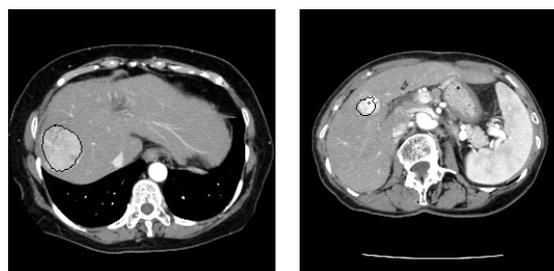
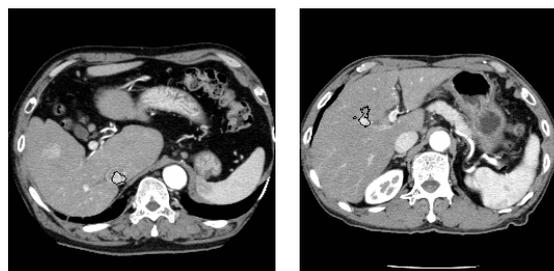


Fig.11 FROC curve of Mahalanobis distance based classifier



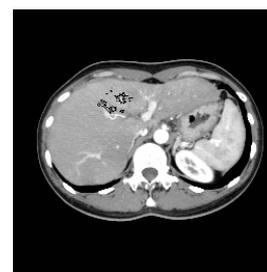
(a) True positive

(b) True positive



(c) True negative

(d) False positive by SVM



(e) False positive by Mahalanobis based classifier

Fig.12 Results of classification

3.4 コンテスト症例に対する適用結果

この節では、2004年度の肝臓がん抽出コンテストの結果について述べる。詳細は[清水 04b] (施設番号 2) を参照していただきたいが、コンテストでは SVM に基づく判別器を使用し、16列のMDCTによって撮影された未知の3症例(case3,4,5)に本システムを適用して性能を評価した。以下にそれぞれの結果を示す。

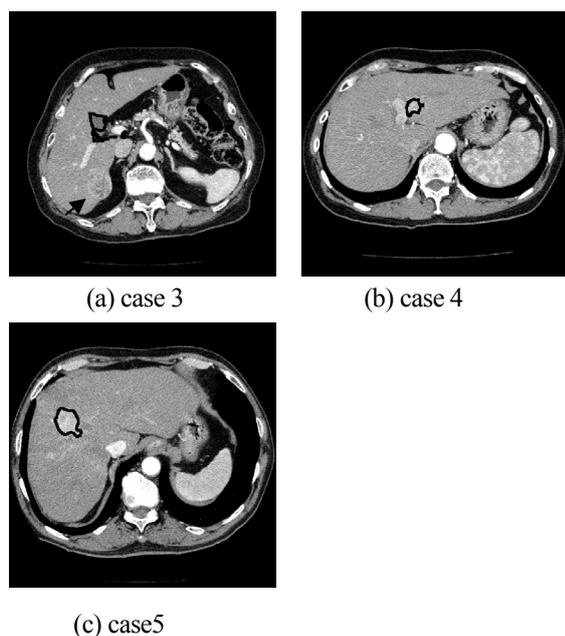


Fig.13 Results of competition of liver cancer extraction

この図を見ると、case4 と 5 については十分な精度でがんが検出できているが、case3 については胆嚢と、それに隣接する血管の一部 (Fig.13(a)は胆嚢を含むスライス) をがんと誤って抽出していた (拾いすぎの領域は一つ)。ここで、がんは矢印で示した位置に存在するが、途中の処理結果を詳細に調べてみると、候補領域の抽出処理の段階までは正しく領域が抽出されていることが分かった。しかし、判別器の出力がわずかに判定の閾値以下となり、見落とされていた。

4. 考察

まず、3.1 で述べた位置あわせの精度について考察する。今回はおおよそ 5mm 以上のがんの検出を目的としていたので、5mm 以上のずれは重要な問題となる。その理由は、がんの大きさよりも位置ずれが大きければ、早期相と晚期相でがん領域が 1 画素も対応しない可能性が高くなるため、尤度画像が正しく求められず、結果的に領域の抽出精度が不十分になる恐れがある。しかし、今回の試料画像に対する画像間の最大のずれは 1.5~

3[mm]程度であったので、提案手法は検出のための最低限の条件を満たしていると判断した。もちろん、抽出精度の向上のためには更なる位置合わせの改良が必要であると考えている。

次に、候補点抽出処理のための融合画像の作成方法について考察する。実験からは Fig.7 に示した通り加算による融合が最も良い結果となった。その理由としては、がんの場合には早期相と晚期相の両方でフィルタ出力が高くなることが期待されるが、それ以外の組織 (例えば血管) では、いずれか片方の時相のみで染まっている (=片方のみで出力が高い) ことが多いことが挙げられる。なお、このようなパターンの場合には最小値でも同様にがんとそれ以外の区別が付きやすいと思われるが、実験からは加算の方が若干優れていたため今回はそれを用いた。また、融合画像を用いずに各フィルタ強調画像から候補点を検出する実験も行ったが、その際のがんに対応する候補領域の平均順位は 2.36 位であり、今回の 1.14 位と比較して倍以上悪い結果となり、融合画像を用いる利点が確認された。

今回提案した候補領域の抽出処理の各ステップの効果を知るために、医師提示用として用意した正解領域と、抽出された領域の間の平均一致度を調べた。その結果、尤度画像上の領域拡張処理 1 の後は 31.8%であったのが、早期相に対する領域拡張処理 2 の後には 40.4%となり、それに Level Set 法を適用すると 41.8%となった。一方、領域拡張処理 2 の後に晚期相上での領域拡張処理 3 を行うと一致度は 41.3%、それに Level Set 法を適用すると 48.2%とそれぞれ向上することがわかった。その一方で、今回の手法による失敗例も存在していた。提案手法は基本的には様々な情報を用いて領域拡張を逐次的に反復するため、従来よりも大きな領域が得られる傾向にあるが、輪郭のコントラストがかなり低いがんの場合にはうまくエッジを

捉えられずにはみ出て正常組織の一部を拾いすぎってしまうことが確認された。なお、3次元画像内の塊状図形の抽出精度の評価に一致度を用いる場合、評価が目視の印象よりもやや厳しくなる傾向にあり、一致度の3乗根を併記して半径方向の抽出精度を示す方法も提案されているが[清水 05]、この方法を利用して最終結果の半径方向の抽出精度を評価すると78.4%となる。

最後に、判定結果について考察するが、ここでは特に SVM とマハラノビス距離比に基づく判別器の間の精度の違いに注目する。両者の差異の直接の原因は、判別のための特徴量の選択処理に後者のマハラノビス距離比に基づく判別器を利用していることにある。特徴量がその選択に用いた判別器にとって有利なものになることは直感的には理解しやすいことであるが、SVM は原理的にはマハラノビス距離比に基づく判別器の境界と同等の境界を描く能力があることを考慮すると同等の性能を示しても良いはずである。しかし今回示したように性能が低下した理由は主に以下の2点にあると推察される。まず、一つ目は、マハラノビスの境界と同じものを原理的に得られるとしても、それを学習によって獲得できるか否かは別の問題であり、SVM の場合には判別の境界付近のサポートベクターとなるサンプルの分布が乱れていればマハラノビスの場合と同じ境界を得ることは困難である。もう一つの理由は、SVM は判別境界と学習サンプルの間の「マージン」を最大にする方法であり、得られた境界はその意味では最適な判別面であるが、今回の様に SVM の出力に対する閾値を変えて新しく求めた境界 (FROC を求める際には上述の様に境界面を移動させている) が最適 (あるいはマハラノビスの場合と同等) になる保証は無い。これらのことから、SVM の性能がマハラノビス距離比に基づく判別器の性能に及ばなかったと考えられる。なお、SVM を用いて特

微量選択を行うことも考えられ、実際に予備的な検討も行ったが、分類器を設計する際のカーネルやその他のパラメータの最適化に時間を要するため、選択処理が現実的な時間では終わらないことが分かり (数ヶ月)、この点についての評価は今後の課題である。

5. むすび

本論文では、早期相と晩期相の情報融合に基づいて肝がんを検出する手法について述べた。15名の被検者から撮影された腹部 CT 像に本手法を適用して誤りを Leave-one-out 法により評価したところ、がんの検出率が100%の時、SVM を用いた場合は1症例あたりの拾いすぎが0.53個、マハラノビス距離比に基づく判別器の場合には0.13個となり、有望な結果が得られた。

今後も更なる性能の向上に引き続き取り組む予定であるが、例えば現在は、アンサンブル学習[村田 03]を用いて設計した判別器の導入を検討中である。また、拾いすぎの特徴を考慮すると、肝臓内の血管の認識と、その結果を用いたがんの判定処理の開発が今後の重要な課題であると考えている。実際、今回の拾いすぎの内訳を調べてみると、約半数が比較的認識が容易と考えられる太い血管の一部に対応していることが分かっている。従って、血管の認識結果を用いることができれば、拾いすぎは大雑把に約半数になる可能性がある。その他、今回の検出対象とはやや性状の異なる早期肝細胞がんや転移性肝腫瘍の検出、および化学療法前後の効果判定なども興味深い課題である。

謝辞

本実験には、国立がんセンター東病院の縄野繁博士よりご提供頂いた3次元腹部データベース[CADM04]を使用した。日頃、熱心にご討論頂く東京農工大学の小畑・清水研究室の各位に感謝す

る。なお、本研究の一部は文部科学省科学研究費、および、厚生労働省がん研究助成金による。

参考文献

[縄野 00] 縄野繁：読影フィルムが津波のように押し寄せてくる、コンピュータ支援画像診断学会ニューズレター 28：12-13, 2000.

[科研 04] 科学研究費補助金 特定領域研究 多次元医用画像の知的診断支援, News Letter, 1, 2004.

<http://www.future-cad.org/fcad/NewsLetter/CADNewsLetter001.pdf>

[茂山 03] 茂山文枝 他：CT 値の変化を利用した多時相腹部 X 線 CT 像からのがん病変候補領域の自動抽出, 第 13 回 CADM 大会論文集：269-270, 2003.

[齊藤 04] 齊藤剛史 他：CT 画像における構造解析に基づく肝臓内血管の抽出と肝臓癌の検出, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), J87-D-II(6)：1359-1368, 2004.

[脇田 04] 脇田悠樹 他：ダイナミック CT からの肝細胞がん検出手法の開発, 第 14 回コンピュータ支援画像診断学会大会論文集：301-302, 2004.

[中川 04] 中川潤哉 他：多時相の 3 次元マルチスライス CT 像からの肝腫瘍の自動抽出手法の開発, 信学会論文誌, J87-D-II(1)：260-270, 2004.

[清水 03] 清水昭伸 他：3 次元腹部 CT 像を用いた肝臓内の病変検出支援システムの開発, 第 13 回コンピュータ支援画像診断学会大会論文集：265-266, 2003.

[Rueckert 99] D. Rueckert et al. : Nonrigid Registration Using Free-Form Deformations: Application to Breast MR Images, IEEE Trans. on Medical Imaging, 18(8)：712-721, 1999

[清水 04a] 清水昭伸 他：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, 8(1-1)：1-9, 2004.

[小畑 04] 小畑秀文：ベクトル集中度フィルタとその医用画像処理への応用, 信学会論文誌 J87-D-II(1)：19-30, 2004.

[根本 05] 根本充貴 他：多数の特徴量からの特徴選択による乳房 X 線像上の腫瘍影判別精度の改善と高速な特徴選択法の提案, 信学会論文誌, J88-D-II(2)：416-426, 2005.

[ハンドブック 04]高木幹雄, 下田陽久監修：新編 画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 東京, 2004, pp.1262-1265

[SVM] Support Vector Machine SVMlight.

<http://svmlight.joachims.org>

[CADM 04] “3 次元腹部 CT 像データベース,” 2004

<http://www.tuat.ac.jp/~simizlab/CADM/database.html>

[清水 04b] 清水昭伸 他：肝がん診断支援システムのコンテスト (@第 14 回 CADM 大会) 速報, コンピュータ支援画像診断学会 NewsLetter (43), 4-7, 2004.

[清水 05] 清水昭伸 他：人体の電子アトラスに基づく 3 次元腹部 CT 像からの複数臓器の抽出処理とその性能評価 —従来法との比較—, 信学技報, MI2005-15, 105(63)：7-12, 2005.

[村田 03]村田昇：推定量を組み合わせる- バギングとブースティング-, パターン認識と学習の統計学, 岩波書店, 東京, 2003, pp.175-222



清水昭伸

(しみずあきのぶ)

平元名大・工・電気卒。平 6 同大・大学院博士課程了。同年同大・工・助手。平 10 東京農工大学・大学院助教授。博士 (工学)。医用画像処理に関する研究に従事。電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本エム・イー学会, 日本医用画像工学会, IEEE 各会員



川村隆浩

(かわむらたかひろ)

平 16 東京農工大学・工・電気電子卒。現在, 同大・大学院・生物システム応用科学教育部に在籍中。3 次元医用画像処理に関する研究に従事。



小畑秀文

(こばたけひでふみ)

昭 42 東大・工・計数卒. 昭
47 同大・大学院博士課程了.
工学博士. 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. 平 17 より同大・学長. 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」(計測自動制御学会), 「CAI デジタ
ル信号処理」(コロナ社), 「モルフォロジー」(コ
ロナ社) など. 電子情報通信学会, 計測自動制御
学会, 日本音響学会, 日本エム・イー学会, 日本
医用画像工学会, IEEE 各会員

Development of computer-aided detection system of liver cancers based on information fusion of two-phase three-dimensional abdominal CT images and its performance evaluation

Akinobu Shimizu^{*1}, Takahiro Kawamura^{*1} and Hidefumi Kobatake^{*1}

^{*1} Graduate School of Bio-Applications and Systems Engineering, Tokyo University of Agriculture and Technology

Abstract

This paper proposes a system to extract hepatocellular carcinomas from two-phase three-dimensional abdominal CT images, or early phase image and late phase image. The process consists of four steps ; 1)extraction of liver region, 2)enhancement of cancer regions, 3)extraction of candidates, and 4)feature measurement and classification of the candidates whether it corresponds to cancer or not. The salient feature of this system is that the processes make the most of information from two phase images in order to detect cancers accurately. We have applied the system to three dimensional abdominal CT images from fifteen patients obtained with multi-detector row CT scanners and confirmed that false positives per case estimated by leave-one-out method is 0.53 for Support Vector Machine and 0.13 for Mahalanobis distance based classifier when the sensitivity is 100 %.