

乳房 X 線写真における腫瘍陰影の 自動良悪性鑑別システムの開発 —腫瘍辺縁形状認識のための鋸歯形状領域検出法—

中川 俊明*・桜井 寛之*・原 武 史*・藤田 広志*・岩瀬 拓士**
遠藤登喜子***・堀田 勝平†・笠 井 聡††・加野亜紀子††

Development of Automatic Classification System for Mammographic Masses : Saw-tooth Region Detection Method for Recognition of Mass Contour Shapes

Toshiaki NAKAGAWA,* Hiroyuki SAKURAI,* Takeshi HARA,* Hiroshi FUJITA,* Takuji IWASE,**
Tokiko ENDO,*** Katsuhei HORITA,† Satoshi KASAI,†† Akiko KANO††

Abstract We have been developing a classification scheme for breast masses on mammograms as a part of a computer-aided diagnosis (CAD) system. In this study, the problem of classifying masses into benign and malignant using shape features is addressed. The type of the mass contour, such as circumscribed and microlobulated, is one of the features, and the recognition of this type is very important for classification. We attempted to improve recognition accuracy by using a new method to detect the saw-tooth region of a mass contour. The mass contours analyzed using the proposed method were drawn manually and extracted automatically by a method based on an active contour model to label them as convex segments. The shape features were calculated from the change of the slope of the tangent to the contour in the polar coordinate. A total of 160 masses (127 circumscribed and 33 microlobulated) were extracted from digitized mammograms for shape recognition. Moreover, a total of 202 masses (124 benign masses and 78 malignant) were used for benign/malignant classification. The corresponding accuracy using manually drawn contours was 88% (141/160). As a result of benign/malignant classification using this method, the classification rate was 84% (169/202) and the value was high compared to our conventional method based on fractal dimension. Automatically extracted contours achieved an accuracy of 76% (121/160) for shape recognition and an accuracy of 73% (148/202) for benign/malignant classification. The results demonstrate the feasibility of using the saw-tooth region detection method in shape recognition for classifying of benign and malignant masses on mammograms in a computer-aided diagnosis scheme.

Keyword: Shape recognition, classification of malignancy, computer-aided diagnosis, mammogram.

1. は じ め に

近年、本邦における乳がんの罹患率は女性において第1位となり、また死亡率も増加する傾向となっている[1]。乳がんは他のがんと同様に早期発見による治癒率の向上が期待されるため、厚生労働省は乳房 X 線写真を用いた集団検診を導入し、今後も受診率が急激に増加することが予想される[2]。集団検診の増加に伴う読影医の負担の増大が指摘されており、医師の負担の軽減や診断の補助を目的とするコンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis: CAD) システムの開発が求められている。

われわれは乳房 X 線写真のための CAD システムの開発を進めており、これまでに腫瘍陰影の自動検出[3, 4]、腫瘍陰影の辺縁抽出[5]、腫瘍のスピキュラの自動検出[6]、良

2005 年 4 月 7 日受付, 2005 年 5 月 26 日改訂

Received April 7, 2005; revised May 26, 2005.

* 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

Department of Intelligent Image Information, Division of Regeneration and Advanced Medical Sciences, Graduate School of Medicine, Gifu University

** 癌研究会附属病院

Department of Breast Surgery, Cancer Institute Hospital

*** 国立病院機構名古屋医療センター放射線科

Department of Radiology, National Hospital Organization Nagoya Medical Center

† 愛知県がんセンター病院放射線科

Department of Radiology, Aichi Cancer Center Hospital

†† コニカミノルタエムジー(株)

R & D Center Konica Minolta Medical & Graphic, Inc.

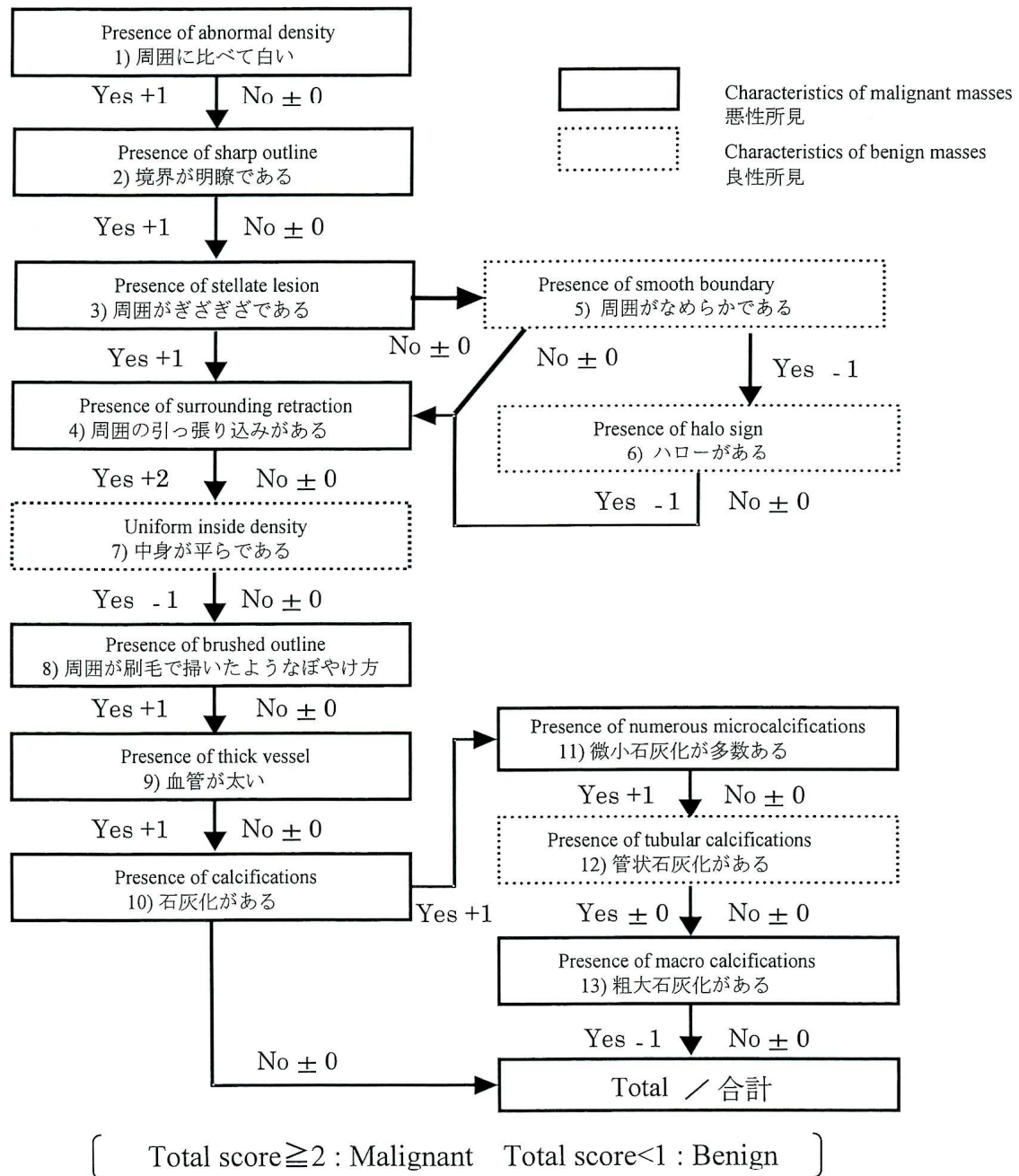


図 1 良悪性鑑別ロジック [24]

Fig. 1 Diagnostic logic for classifying masses on mammograms into benignancy and malignancy [24].

悪性鑑別[7, 8], 類似症例検索[9], 微小石灰化クラスターの自動検出[10, 11], ディストーション(構築の乱れ)の検出[12], などの手法を提案している。

本研究では, これまでに提案した腫瘍陰影の良悪性鑑別システムの性能を向上することを目的とし, 良悪性鑑別に関して重要な所見となる辺縁形状の分類のための手法として, 鋸歯形状領域の検出法を提案する。

乳房 X 線写真における腫瘍陰影の良悪性鑑別に関する報告は, これまでに多くなされている[13-23]. Wu らや Baker らは, 人工ニューラルネットワーク(ANN)を用いた良悪性鑑別手法を報告している[13, 14]. そこでは, 経験豊富な医師が抽出した特徴を ANN に入力して判別を行っており, ANN が良悪性鑑別に有効であることを示して

いる. Pohlman らは, 領域拡張法によって決定した腫瘍領域の重心から辺縁までの距離と角度の分布から得られるフラクタル次元や辺縁の荒さ(TBR; tumor boundary roughness measurement)など6つの特徴量を用いて分類を行い, 結果を比較した[15]. 51 個の腫瘍に適用した結果, TBR を指標にした場合に ROC 曲線下面積(A_z 値)が 0.928 と高い値を得ている. 腫瘍の悪性を示す特徴的な所見の一つに, スピキュラとよばれる腫瘍の周囲から放射状に伸びる線状の陰影があるが, Huo らは, 領域拡張法を用いて腫瘍の辺縁を決定し, スピキュラや腫瘍の周辺領域を解析することによって分類を行っている[16, 17]. そして, 95 個の腫瘍陰影を用いて実験を行った結果, A_z 値が 0.94 と良好な結果を得ている. Bruce らは辺縁の形状によって腫瘍陰

影を星形 (stellate), 結節状 (nodular), および円形 (round) に分類し, これらの特徴を抽出するためにウェーブレット解析の適用を検討している [18]. 60 個の腫瘍を用いた leave-one-out 法による評価の結果, 83% の鑑別率を得ている. また, Sahiner らの, 腫瘍の辺縁に対して垂直な方向の画素を辺縁に沿って並べた画像から SGLD (spatial gray-level dependence) 行列およびランレングス行列を求め特徴量を計算する手法 [19, 20] や, Mudigonda らの同時濃度生起行列を用いた手法 [21, 22] など, 統計的なテクスチャ特徴を解析する鑑別方法がある.

しかし, 腫瘍陰影の全周が良悪性に関する特徴を有することは少なく, また, 乳腺などの正常組織に一部が覆われて, 観察が困難である症例は多く存在する. スピキュラを持つ腫瘍陰影の場合は, 良性腫瘍と比較して形状の変化が大きくなるが, 腫瘍の領域抽出アルゴリズムが腫瘍周辺のスピキュラを含めた領域を抽出できることが前提となり, また, スピキュラがない悪性腫瘍の判定は困難となることが予想できる. したがって, スピキュラの検出とは別に, 腫瘍の辺縁形状を解析する手法が必要であり, また, 全周から計算した特徴量ではなく, 局所的な領域に対して解析を行うことが有効であると考えられる. Rangayyan らは, 辺縁の局所的幾何学的特徴による解析を行っている [23]. ここでは辺縁形状の所見である circumscribed の辺縁を持つ腫瘍とスピキュラを持つ腫瘍を分類した結果, 形状分類では 91%, 良悪性鑑別では 82% の正解率を得ている.

われわれは, 医師が実際に腫瘍の良悪性を鑑別する際に注目する所見によって構成された良悪性鑑別ロジック (図 1) を用いた良悪性鑑別システムを提案した [24]. この良悪性鑑別ロジックは, 13 個の良性および悪性所見に関する項目から構成され, 各項目の判定結果に得点が設定されている. 入力した腫瘍の最終的な得点が 2 点以上なら悪性腫瘍, 1 点以下なら良性腫瘍として鑑別を行う. この鑑別手法は, 鑑別結果とともに各項目の得点を鑑別結果の根拠として提示できる利点がある. ロジックの中には腫瘍の辺縁形状についての項目 (「(3) 周囲がぎざぎざである」および「(5) 周囲がなめらかである」) があり, 鑑別結果に大きな影響を与える重要な項目となっている. 本論文では, 腫瘍辺縁の鋸歯形状領域を検出し, 良悪性の特徴量として用いる辺縁形状自動分類手法を提案する. また, 分類手法を良悪性鑑別システムに適用し, 性能の評価を行う. さらに, 形状の複雑さを表す手法として知られるフラクタル次元に基づく手法 [7] との比較検討を行う.

2. 方 法

図 2 に腫瘍の辺縁形状所見を示す. 辺縁所見が microlobulated である腫瘍は, スケッチに見られる辺縁形状が細かく凹凸不整であるのに対し, 辺縁所見が circumscribed である腫瘍の辺縁形状は平滑である. このような

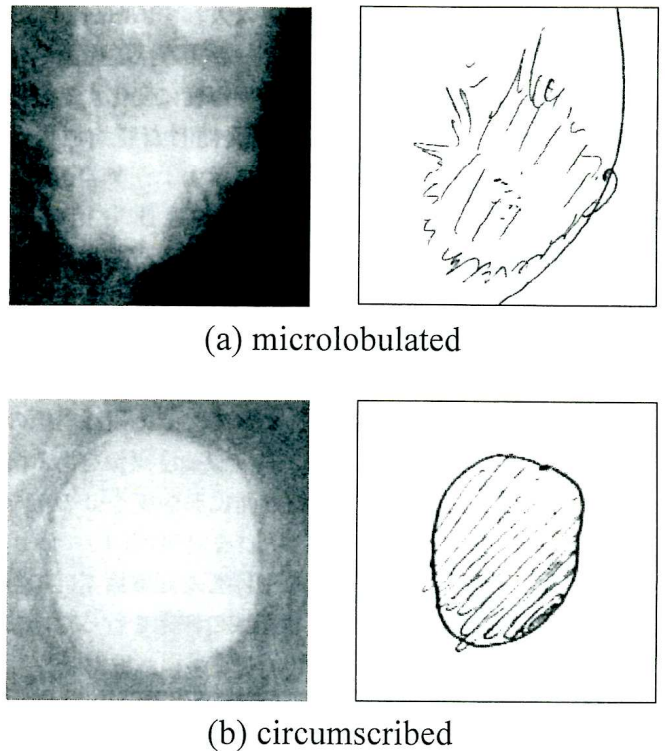


図 2 腫瘍の辺縁形状

左：原画像，右：医師のスケッチ。

Fig. 2 Contour shapes of masses.

Left: original image, right: sketch by radiologist.

局所的な辺縁の形状から医師は辺縁所見を決定する. そこで, この所見の付け方を参考に, 腫瘍領域を抽出した後, その辺縁の凹凸 (鋸歯形状領域) を認識することによって辺縁形状を分類する手法 (鋸歯形状探索法) を考案した. すなわち, 辺縁に対する接線の傾きを調べ, 変化の比較的大きな辺縁領域を鋸歯形状領域と認識する. 図 3 に処理のフローチャートを示す.

まず, 平面座標系では腫瘍陰影のような類円形かつ辺縁がなめらかな場合においても接線の傾きが変化するが, その影響を低減するために極座標展開処理を行った. 2 値化した辺縁領域からモーメントを用いて決定した重心 (gx, gy) を中心として, 原画像および辺縁抽出の結果である辺縁データの座標を (1) 式に従い極座標に展開した.

$$f_{\theta, r} = f_{gx+r \cos \theta, gy+r \sin \theta} \quad (0 \leq \theta < 360, 0 \leq r < l) \quad (1)$$

ここで, f は二次元画像を表し, θ は重心からの方向, r は重心からの距離を表す. その結果, 図 4(a) に示すような腫瘍原画像 $m_{\theta, r}$ および図 4(b) に示すような極座標展開された辺縁データ $b_{\theta, r}$ が得られる. なお, 対象の腫瘍半径は大きいもので 24 mm 程度であり, 極座標展開画像に背景領域を同程度含めるため, l の長さを 40 mm とした.

次に, 明瞭な辺縁だけを形状認識に用いるために, エッジ強度が低い辺縁を削除した. この処理は, 腫瘍の周囲への浸潤, あるいは乳腺などが重なったために不明瞭となった辺縁が形状認識結果に与える影響を低減する目的があ

る。これは、認識困難な辺縁は考慮に入れずに凹凸形状の分類を行うという医師の読影方針と一致する。腫瘍領域の重心から周辺に向かうと高輝度から低輝度に変化する（画素値が低くなる）。そこで、極座標展開した腫瘍原画像 $m_{\theta,r}$ に対して、(2)式に従い図4(c)に示すようなエッジ強度画像 $e_{\theta,r}$ を作成する。

$$e_{\theta,r} = \begin{cases} m_{\theta,r} - m_{\theta,r+1} & (m_{\theta,r} - m_{\theta,r+1} \geq 0) \\ 0 & (m_{\theta,r} - m_{\theta,r+1} < 0) \end{cases} \quad (2)$$

$(0 \leq \theta < 360, 0 \leq r < l-1)$

そして、極座標展開された辺縁データ $b_{\theta,r}$ の辺縁座標におけるエッジ強度画像 $e_{\theta,r}$ の値によって、その辺縁座標の不明瞭さを判定した。すなわち、エッジ強度画像をある閾値によって2値化した画像[図4(d)]において、0の値を持つ画素を不明瞭な領域と定義した。

辺縁データから不明瞭な辺縁を削除した辺縁画素群に対して、図5に示すような鋸歯形状領域の探索を行った。ま

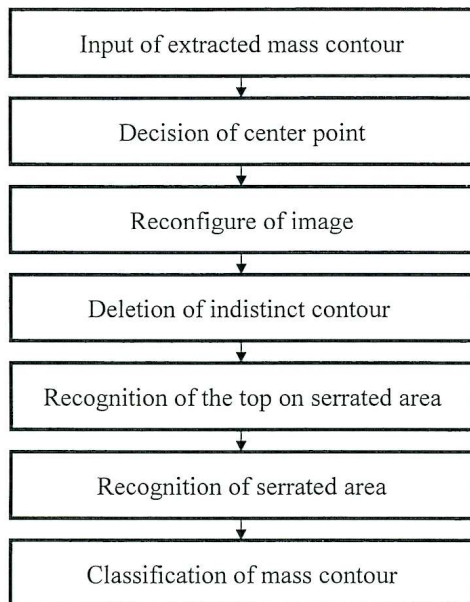


図3 鋸歯形状領域検出法のフローチャート

Fig. 3 Flow chart of the saw-tooth region detection method.

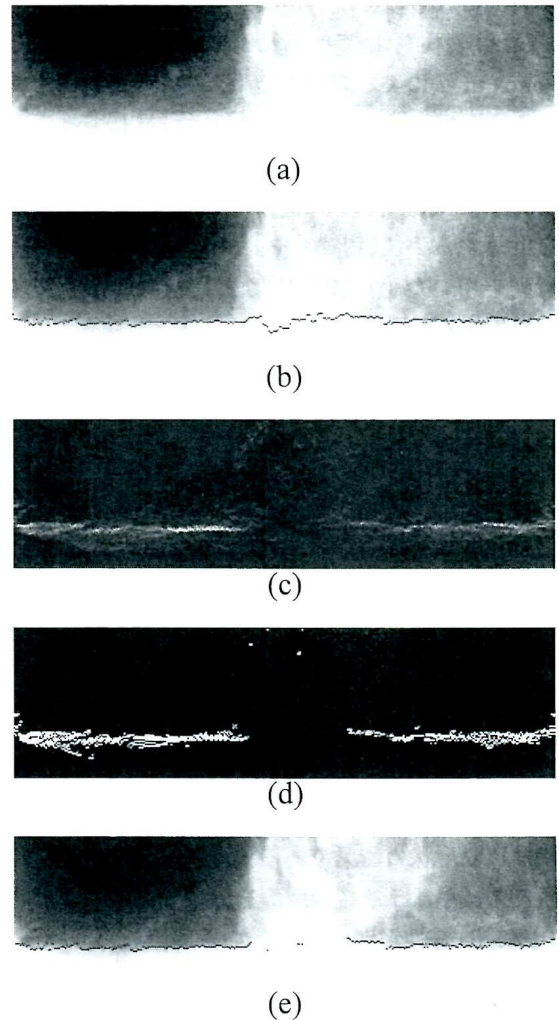


図4 不明瞭辺縁の削除

(a) 腫瘍の展開原画像, (b) 辺縁データ, (c) エッジ強度画像, (d) エッジ強度画像の2値化画像, (e) 不明瞭辺縁削除結果.

Fig. 4 Deletion of indistinct contour.

(a) reconfigured image of mass, (b) contour data, (c) edge-intensity image, (d) binary image of edge-intensity image, and (e) result of deletion on indistinct contour.

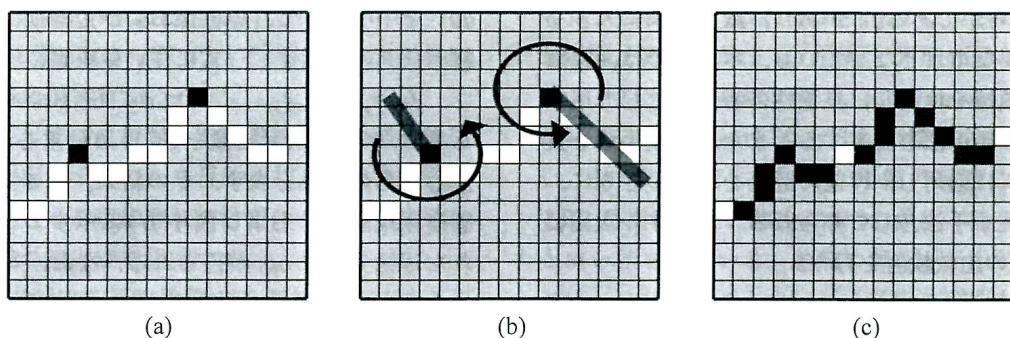


図5 鋸歯形状の探索

(a) 鋸歯形状の頂点の決定, (b) 鋸歯形状領域の探索, (c) 鋸歯形状認識結果.

Fig. 5 Search for saw-tooth region in mass contour.

(a) decision of the top in saw-tooth region, (b) search for saw-tooth region, and (c) recognition result of saw-tooth region.

ず、辺縁における注目画素とその8近傍にある辺縁画素を結ぶ2本の線分を引き、それぞれの傾きの符号が異なるとき、注目画素を鋸歯領域の頂点として認識する[図5(a)]. 次に、求めた鋸歯領域の頂点を注目画素とし、そこから幅1 pixel で十分な長さの線分を伸ばす。線分の長さは、対象とする鋸歯形状は極座標上において大きいもので4 mm 程度であることから、4 mm 以上に設定した。その線分上にあり、かつ注目画素から連続している辺縁画素を鋸歯形状領域として認識する。この処理を注目画素を中心に360°方向に行うことで鋸歯形状領域の探索を行う[図5(b)]. これらの処理によって、鋸歯形状の辺縁が抽出される[図5(c)]. 症例における辺縁形状分類には、辺縁全体に対する鋸歯形状領域の割合を求め、閾値によって分類を行った。

3. 実験と結果

3.1 辺縁形状分類における評価

本研究では、「(3)周囲がぎざぎざである」には辺縁所見「microlobulated, microserrated」, 「(5)周囲がなめらかである」には辺縁所見「circumscribed」が対応していると考え[26], 症例をこれらの所見通りに分類することで形状認識手法の評価を行った。症例数は辺縁所見「microlobulated あるいは microserrated」を持つ症例が33症例、辺縁所見「circumscribed」を持つ症例が127症例の160症例に対して実験を行った。使用した画像は、乳房X線写真をレーザスキャナによってサンプリング間隔0.05 mm、濃度

分解能12ビットでデジタル化されたものを、8×8画素の平均値を1画素にしたサンプリング間隔0.4 mm 相当の画像を用いた。不明瞭辺縁判定処理において設定するパラメータに関しては、経験的に $e_{0,r} < 110$ のときに不明瞭辺縁と判定した。

本手法の性能を評価するために、本手法とフラクタルに基づく形状分類手法（フラクタル法）を適用したときの結果を比較した。なお、フラクタル次元は、線で表されるパターンのフラクタル次元を求める簡便な測定法としてよく用いられる box-counting 法によって算出した[25]。Box-counting 法では次の3つの手順でフラクタル次元を求める。(1) 一辺の長さが r の方眼上に対象パターンを表し、パターンと重なる方眼の数 $N(r)$ を求める。(2) r を変化させ、(1)の操作を行う。(3) $\log(r)$ と $\log\{N(r)\}$ の両対数グラフにおける傾きを、対象パターンのフラクタル次元とする。それぞれの手法によって求められた特徴量を図6に、形状認識結果を表1に示す。

医師のカルテのスケッチを参考に手動で抽出した辺縁データ（手動抽出辺縁）を用いてフラクタル法を行った結果、良悪性鑑別の結果を考慮し実験的に求めたフラクタル次元0.98を閾値とした場合、circumscribedの症例に対して80%(101/127), microlobulatedの症例に対して45%(15/33), 全体で72%(116/160)の認識率であった。また、同じ辺縁を用いて鋸歯形状探索法による形状認識を行った結果、閾値を鋸歯形状領域の割合24%とすると、circumscribedの症例に対して91%(116/127), microlobulatedの

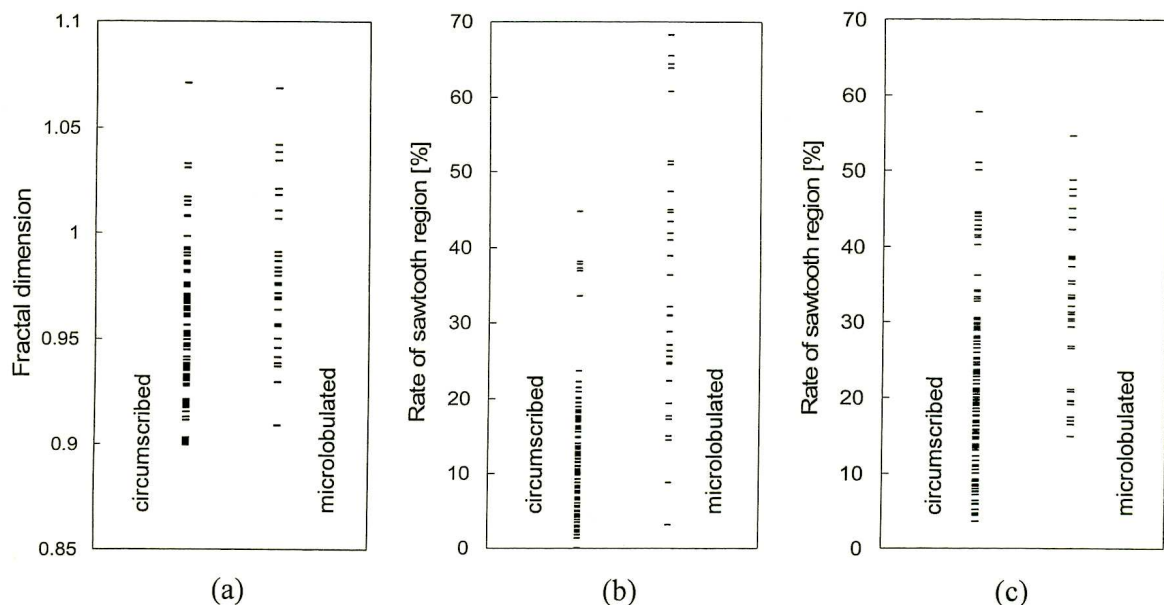


図6 辺縁形状認識結果

(a) フラクタル法によるフラクタル次元, (b) 鋸歯形状探索法による鋸歯領域の割合（手動抽出辺縁使用）, (c) 鋸歯形状探索法による鋸歯領域の割合（自動抽出辺縁使用）。

Fig. 6 Recognition results of mass contour.

(a) fractal dimension, (b) rate of saw-tooth region (manual extraction contour), and (c) rate of saw-tooth region (automatic extraction contour).

表 1 各手法における辺縁形状認識結果

Table 1 Recognition results of mass contour forms in each method.

| | Circumscribed | Microlobulated | All |
|--|---------------|----------------|---------------|
| Fractal dimension | 80% (101/127) | 45% (15/33) | 72% (116/160) |
| Sawtooth region detection (manual extraction) | 91% (116/127) | 76% (25/33) | 88% (141/160) |
| (automatic extraction) | 80% (101/127) | 61% (20/33) | 76% (121/160) |

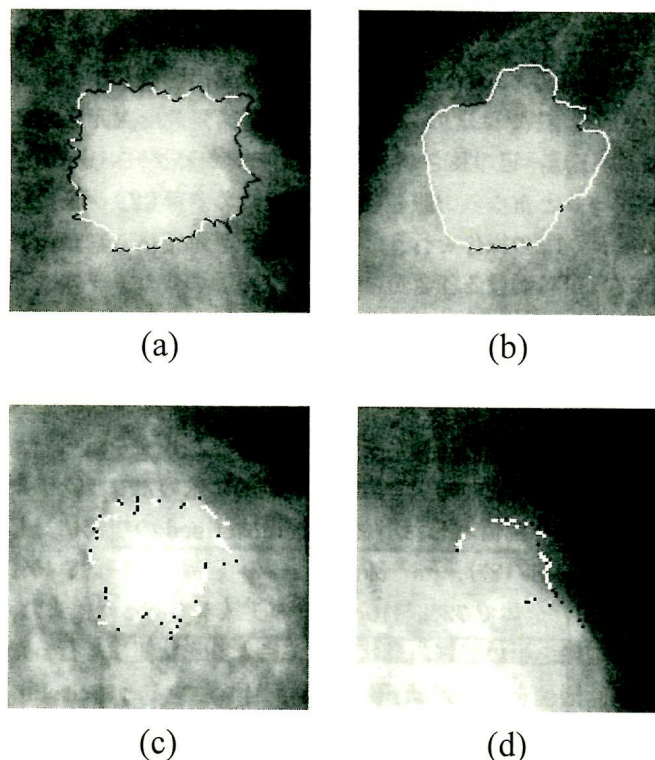


図 7 腫瘍辺縁形状認識例 (黒線: ぎざぎざ, 白線: なめらか)
(a) microlobulated (手動抽出辺縁使用), (b) circumscribed
(手動抽出辺縁使用), (c) microlobulated (自動抽出辺縁
使用), (d) circumscribed (自動抽出辺縁使用).

Fig. 7 Examples of recognition results (Black line: serrated
contour, White line: non-serrated contour).
(a) microlobulated (manual extraction contour),
(b) circumscribed (manual extraction contour),
(c) microlobulated (automatic extraction contour),
and (d) circumscribed (automatic extraction contour).

症例に対して 76% (25/33), 全体で 88% (141/160) の認識率であった。どちらの手法についても測定値には t 検定による有意差が認められたが ($p < 0.001$), フラクタル法よりも鋸歯形状探索法は精度が高かった。

また, 精度が高かった鋸歯形状探索法において, 用いる辺縁による精度の比較を行うために, 動的輪郭モデルに基づいた自動辺縁抽出法 [27] によって抽出された辺縁データ (自動抽出辺縁) を用いて評価を行った。その結果, 鋸歯形状領域の割合の閾値を 30% とすると, circumscribed の症例に対して 80% (101/127), microlobulated の症例に対して 61% (20/33), 全体で 76% (121/160) の認識率であった。自動抽出辺縁を用いると認識精度は低下した。

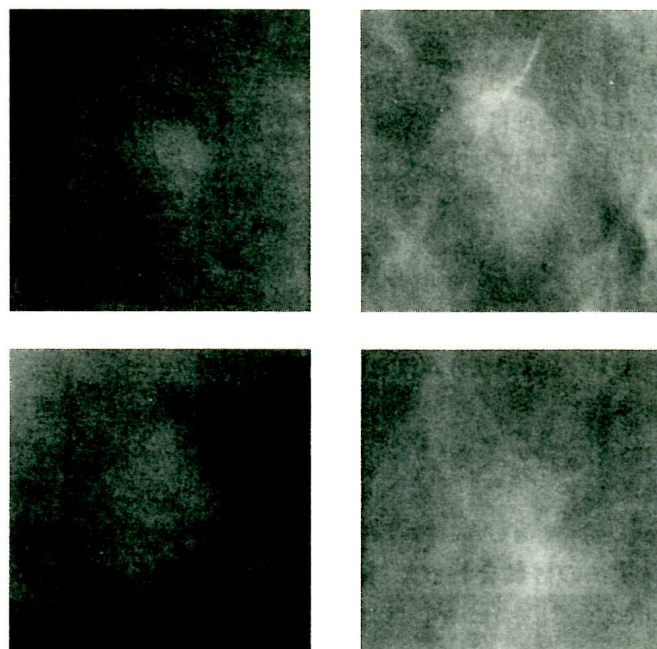


図 8 自動辺縁形状認識に失敗した症例

Fig. 8 Failure cases of recognition of mass contour shapes.

手動抽出辺縁および自動抽出辺縁を用いて鋸歯形状探索法による形状認識を実行した例を図 7 に示す。辺縁の形状において鋸歯形状が認識できていることがわかる。図 8 に自動抽出辺縁を用いた場合の辺縁形状認識に失敗した例を示す。ただし, 手動抽出辺縁を用いた場合には形状認識に成功した例である。これらの症例のように, 淡い辺縁を多く含む腫瘍は, 自動辺縁抽出の結果が医師のスケッチとは異なる傾向があったため, 形状認識結果にも違いが見られた。

3.2 辺縁形状認識手法の良悪性鑑別における評価

各形状認識法および各辺縁データを, 良悪性鑑別ロジックの辺縁形状認識の項目に適用したときの鑑別結果の評価および比較を, 悪性症例 78 症例, 良性症例 124 症例の合計 202 症例を用いて行った。この結果を表 2 に示す。

手動抽出辺縁を用いて, 辺縁形状認識のロジックにフラクタル法を適用した結果, 悪性症例に対して 60% (47/78), 良性症例に対して 73% (90/124), 全体の鑑別率として 68% (137/202) であった。また, 同じ手動抽出辺縁で鋸歯形状探索法を適用した結果, 悪性症例に対して 81% (63/78), 良性症例に対して 85% (106/124), 全体の鑑別率として 84% (169/202) であった。辺縁形状認識で認識率が高かつ

表 2 各辺縁形状認識法における良悪性鑑別結果

Table 2 Classification results of mass in each method of recognition of mass contour forms.

| | Benign | Malignant | All |
|--|---------------|-------------|---------------|
| Fractal dimension | 73% (90/124) | 60% (47/78) | 68% (137/202) |
| Sawtooth region detection (manual extraction) | 85% (106/124) | 81% (63/78) | 84% (169/202) |
| (automatic extraction) | 73% (91/124) | 73% (57/78) | 73% (148/202) |

表 3 良悪性鑑別の失敗の原因

Table 3 Causes of the failures of the classification.

| Term of failed analysis | Number of cases |
|--|-----------------|
| Presence of surrounding retraction | 12 |
| Presence of stellate lesion or smooth boundary | 9 |
| Presence of sharp outline | 4 |
| Inapplicable to the diagnostic logic | 8 |

た鋸歯形状探索法を用いた鑑別結果が優れており、また、 χ^2 検定による有意差が認められた ($p < 0.001$)。鑑別に失敗した 33 症例の原因の内訳を表 3 に示す。スピキュラ検出の失敗は 12 症例、辺縁形状認識の失敗は 9 症例、辺縁の明瞭度の判定に失敗したのは 4 症例であった。その他の 8 症例は、各項目を正しく判定しているが、医師の所見とは異なる鑑別結果となった症例であった。

良悪性鑑別結果において、辺縁による鑑別結果の比較を行った。鋸歯形状探索法を辺縁形状認識に適用し、自動抽出辺縁を用いた場合の鑑別結果は、悪性症例に対して 73% (57/78)、良性症例に対して 73% (91/124)、全体として 73% (148/202) の鑑別率であった。これは、手動抽出辺縁を用いた場合の全体の鑑別率 84% (169/202) と比較して精度が低下した。

4. 考 察

フラクタル次元を用いた辺縁形状認識法と局所的に鋸歯形状を探索する辺縁形状認識法を提案し検討を行った結果、手動抽出辺縁を使用した場合、フラクタル法の認識率 72% (116/160) と比較して、鋸歯形状探索法は 88% (141/160) と精度が優れていた。医師は辺縁全周ではなく特徴の強い辺縁を観察して辺縁所見を決定するため、辺縁全周から一つの特徴量を求めるフラクタル法よりも局所的に特徴を求める鋸歯形状探索法の方が形状認識には適していたと考えられる。

鋸歯形状探索法で認識に失敗した腫瘍の特徴として、microlobulated の辺縁を含む割合が少ないこと、鋸歯形状の凹凸の変化が小さいこと、全周が淡い circumscribed の辺縁を持つことが挙げられる。

自動抽出辺縁を使用して鋸歯形状探索法で辺縁形状認識を行った結果、認識率は 76% (121/160) であった。手動抽出辺縁を使用したときの認識率 88% (141/160) と比較して

精度は低下している。これは、辺縁が淡く大きさが 1 cm 程度の小さい腫瘍において、辺縁抽出の誤差の影響が原因であると考ええる。また、医師の主観的な辺縁所見と抽出された辺縁の特徴の違いが見られる場合があり、本手法はその違いに大きく依存する。この改善策として、医師のスケッチや所見と一致するような抽出結果を出力する辺縁抽出法の検討が必要であろう。

鋸歯形状探索法を鑑別ロジックの認識に用いて鑑別を行った結果、手動抽出辺縁を使用した場合、鑑別率は全体で 84% (169/202) であった。同じ辺縁でフラクタル法を用いた場合の鑑別率 68% (137/202) と比較して精度が向上し、鋸歯形状探索法は良悪性鑑別において有効であると考えられる。辺縁形状認識の結果が鑑別結果に大きな影響を与えているが、これは鑑別ロジックにおける辺縁形状に関する項目（「(3)周囲がぎざぎざである」および「(5)周囲がなめらかである」）は、その結果によっては最終的な評価点に最大 2 点の差が生じる重要度の高い項目となっており、辺縁形状認識に失敗すると良悪性鑑別も失敗する傾向にあるためといえる。鋸歯形状探索法を導入した鑑別システムにおいて鑑別に失敗した 33 症例のうち、辺縁形状認識が原因で鑑別に失敗した症例が 9 症例存在するが、鑑別率を向上させるためには、鑑別失敗の原因である辺縁形状認識をさらに検討する必要がある。鑑別に失敗したその他の 24 症例は、ロジックにおける別の項目の判定失敗によるものである。

医師にとって良悪性鑑別が困難な症例の中には、本手法では鑑別が容易な症例が含まれている可能性がある。その場合、医師の診断能力を補う効果が得られるため、医師が単独で診断を行う場合よりも鑑別率が高まることが期待される。しかし、これに関しては、医師による読影実験を含めた全体的な評価が必要であろう。また、良悪性鑑別結果や悪性度だけではなく、腫瘍陰影の重要な所見に関する特

徴を医師が理解しやすい形で提示することは、CAD システムにとって重要な課題である。本手法は、従来から多くなされてきた、複数の特徴量を抽出し、学習および識別関数の作成に基づくパターン認識とは異なり、医師の診断ロジックに沿った鑑別手法である。そのため、良悪性鑑別結果の根拠となる腫瘍の特徴を明確に医師に提示することができ、個々の腫瘍における CAD システムの出力結果に対する信用度を高めることが期待される。形状認識結果を提示することは、臨床的に有用であると予測されるが、これについても読影実験を行って評価する必要がある。

5. ま と め

良悪性鑑別ロジックを用いた良悪性鑑別システムの要素技術として、腫瘍辺縁の鋸歯形状領域を検出して良悪性の特徴量として用いる新たな腫瘍辺縁形状の認識法を提案した。その結果、鋸歯形状探索法において手動抽出辺縁を用いた場合、circumscribed の症例に対して 91% (116/127)、microlobulated の症例に対して 76% (25/33)、全体で 88% (141/160) の正解率が得られた。これはフラクタル法による分類結果 72% (116/160) を大きく上回り、鋸歯形状探索法の有効性を示した。また、本手法による分類結果を良悪性鑑別システムに適用した結果、悪性症例に対して 81% (63/78)、良性症例に対して 85% (106/124)、全体の鑑別率は 84% (169/202) であった。これは、フラクタル法を用いたときの良悪性鑑別結果と比較して精度が高かった。辺縁抽出を自動化した場合の鑑別率は 73% (148/202) であった。今後は、本手法による良悪性鑑別結果の臨床的な有用性を、読影実験によって評価する予定である。

謝辞 本研究を進めるにあたり、ご協力いただいた中日病院の森田孝子先生、名古屋大学の丹羽多恵先生、ならびに統計処理にご協力いただいた岐阜県立看護大学小澤和弘先生に感謝いたします。本研究の一部は、厚生労働省がん研究助成金（大内班、縄野班）および文部科学省の科学研究費補助金の援助で行われました。

文 献

1. 厚生労働省: 平成 14 年人口動態統計.
<<http://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/jinkou/geppo/nengai02/>>
2. 堀田勝平: マンモグラフィ導入乳がん検診の動向. 健康文化. **39**, 2004.
3. 松原友子, 笠井 聡, 関 和泰, 藤田広志, 原 武史, 遠藤登喜子: マンモグラムのためのコンピュータ診断支援システムの開発—腫瘍陰影の自動検出における低濃度領域抽出法の改善—. 日本乳癌検診学会誌. **7** (1): 87-101, 1998.
4. Hatanaka Y, Hara T, Fujita H, Kasai S, Endo T, Iwase T: Development of an automated method for detecting mammographic masses with a partial loss of region. IEEE Trans Med Imag. **20** (12): 1209-1214, 2001.
5. Nakagawa T, Hara T, Fujita H, Iwase T, Endo T: Auto-

6. mated contour extraction of mammographic mass shadow using an improved active contour model. Proc of CARS 2004, 2004, International Congress Series 1268, pp. 882-885.
7. 五藤三樹, 森川聡久, 藤田広志, 原 武史, 遠藤登喜子: 乳房 X 線写真におけるスピキュラ自動検出のための多段階型振り子フィルタの開発. 医用電子と生体工学. **37** (2): 171-177, 1999.
8. 原 武史, 谷 芳伸, 藤田広志, 遠藤登喜子: 乳房 X 線写真における腫瘍陰影の良悪性鑑別システムの開発. Med Imag Tech. **17** (5): 577-584, 1999.
9. 福岡大輔, 原 武史, 藤田広志, 遠藤登喜子, 岩瀬拓士: 乳房 X 線写真における腫瘍良悪性鑑別システムの開発. 医用電子と生体工学. **39** (1): 24-29, 2001.
10. 中川俊明, 原 武史, 藤田広志: 局所的なパターンマッチングによる画像検索法. 電子情報通信学会論文誌. **J85-D-II** (1): 149-152, 2002.
11. 平子賢一, 藤田広志, 原 武史, 遠藤登喜子: 乳房 X 線写真における微小石灰化検出フィルタの開発—濃度勾配と 3 重リングフィルタ解析に基づく方法—. 電子情報通信学会論文誌. **J78-D-II** (9): 1334-1345, 1995.
12. Ibrahim N, Fujita H, Hara T, Endo T: Automated detection of clustered microcalcifications on mammograms: CAD system application to MIAS database. Phys Med Biol. **42** (12): 2577-2589, 1997.
13. 市川徹子, 松原友子, 原 武史, 藤田広志, 遠藤登喜子, 岩瀬拓士: マンモグラムにおける乳腺の集中を伴う構築の乱れ領域の自動検出法. 電子情報通信学会論文誌. **J87-D-II** (1): 348-352, 2004.
14. Wu Y, Giger ML, Doi K, Vyborny CJ, Schmidt RA, Metz CE: Artificial neural networks in mammography: application to decision making in the diagnosis of breast cancer. Radiology. **187**: 81-87, 1993.
15. Baker JA, Korngulth PJ, Lo JY, Williford ME, Floyd CE Jr: Breast cancer: Prediction with artificial neural networks based on BI-RADS standardized lexicon. Radiology. **196** (3): 817-822, 1995.
16. Pohlman S, Powell KA, Obuchowski NA, Chilcote WA, Grundfest-Broniatowski S: Quantitative classification of breast tumors in digitized mammograms. Med Phys. **23** (8): 1337-1345, 1996.
17. Huo Z, Giger ML, Vyborny CJ, Bick U, Lu P, Wolverton DE, Schmidt RA: Analysis of speculation in the computerized classification of mammographic masses. Med Phys. **22** (10): 1569-1579, 1995.
18. Huo Z, Giger ML, Vyborny CJ, Wolverton DE, Schmidt RA, Doi K: Automated computerized classification of malignant and benign masses on digitized mammograms. Acad Radiol. **5** (3): 155-168, 1998.
19. Bruce LM, Adhami RR: Classifying mammographic mass shapes using the wavelet transform modulus-maxima method. IEEE Trans Med Imag. **18** (12): 1170-1177, 1999.
20. Sahiner B, Chan HP, Petrick N, Helvie MA, Goodsitt MM: Computerized characterization of masses on mammograms: The rubber band straightening Transform and texture analysis. Med Phys. **25** (4): 516-526, 1998.
21. Sahiner B, Chan HP, Petrick N, Helvie MA, Hadjiiski LM: Improvement of mammographic mass characterization using speculation measures and morphological features. Med Phys. **28** (7): 1455-1465, 2001.
22. Mudigonda NR, Rangayyan RM, Desautels JE: Gradient and texture analysis for the classification of mammographic masses. IEEE Trans Med Imag. **19** (10): 1032-1043,

2000.

22. Mudigonda NR, Rangayyan RM, Desautels JE: Detection of breast masses in mammograms by density slicing and texture flow-field analysis. *IEEE Trans Med Imag.* **20** (12): 1215-1227, 2001.
23. Rangayyan RM, Mudigonda NR, Desautels JE: Boundary modeling and shape analysis methods for classification of mammographic masses. *Med Biol Eng Comput.* **38** (5): 487-496, 2000.
24. 五藤三樹, 遠藤登喜子, 藤田広志: 乳房 X 線写真上の腫瘍陰影の良・悪性鑑別ロジックに関する研究. *医用電子と生体工学.* **34** (4): 352-357, 1996.
25. 原 武史: フラクタル. 内田 勝監修, 藤田広志, 小寺吉衛編著, デジタル放射線画像. オーム社, 東京, 1998, pp. 42-47.
26. マンモグラフィガイドライン委員会: マンモグラフィガイドライン. 医学書院, 東京, 1999, pp. 30-31.
27. 中川俊明, 桜井寛之, 原 武史, 岩瀬拓士, 遠藤登喜子, 堀田勝平: 乳房 X 線画像における良悪性鑑別システムのための腫瘍陰影辺縁抽出法の検討. *電子情報通信学会技術研究報告. MI2003* (9): 48-54, 2003.

中川 俊明 (ナカガワ トシアキ)

平成 9 年藤田保健衛生大学衛生学部診療放射線技術学科卒業. 平成 11 年鈴鹿医療科学大学大学院医療画像情報学研究科修士課程修了. 平成 14 年岐阜大学大学院工学研究科博士後期課程電子情報システム工学専攻修了. 現在, 岐阜大学大学院医学系研究科産官学連携研究員. 博士 (工学). 主に医用画像処理に関する研究に従事.

日本生体医工学会, 医用画像情報学会, 日本医用画像工学会, 日本放射線技術学会の会員.



桜井 寛之 (サクライ ヒロユキ).

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を平成 16 年度卒業. 在籍時は, マンモグラムにおける腫瘍陰影の良悪性鑑別に従事. 現在は, (株)トヨタコミュニケーションシステムにて SE として勤務.



原 武史 (ハラ タケシ)

昭和 43 年生まれ. 平成 7 年 12 月岐阜大学大学院工学研究科退学, 同大学工学部応用情報学科技官. 平成 9 年同助手. 平成 13 年同助教授. 平成 14 年同大学大学院医学系研究科再生医科学専攻助教授. 工学博士. 医用画像のための画像処理および画像認識, コンピュータ支援診断 (CAD) システムの開発に関する研究に従事.

日本生体医工学会, 電子情報通信学会, 医用画像情報学会, 日本医用画像工学会などの会員.



藤田 広志 (フジタ ヒロシ)

昭和 51 年岐阜大学工学部電気工学科卒業. 昭和 53 年同大学大学院工学研究科修士課程修了. 同年岐阜高専電気工学科助手, 昭和 61 年同助教授. この間, 昭和 58 ~ 61 年シカゴ大学ロスマン放射線像研究所客員研究員. 平成 3 年岐阜大学工学部電子情報工学科助教授, 平成 7 年同教授, 平成 14 年同大学院医学系研究科教授 (再生医科学専攻・知能イメージ情報部門), 現在に至る. 医療分野における画像情報処理 (特に, コンピュータ支援診断システムの開発) などの研究に従事. 工学博士.

日本生体医工学会, 電子情報通信学会, 医用画像情報学会, 日本医用画像工学会, コンピュータ支援画像診断学会, 日本放射線技術学会, SPIE などの会員.



岩瀬 拓士 (イワセ タクジ)

昭和 56 年岐阜大学医学部卒業, 名古屋大学第一外科学教室に所属. 名古屋第一赤十字病院外科勤務. 昭和 62 年癌研究会附属病院外科. 平成 8 年より愛知県がんセンター乳腺外科, 平成 14 年より癌研究会附属病院外科に勤務, 現在に至る. 専門は乳癌の診断と治療.

日本生体医工学会, 日本乳癌学会, 日本乳癌検診学会, 日本外科学会, 日本癌学会, 日本癌治療学会ほかに所属.



遠藤 登喜子 (エンドウ トキコ)

昭和 48 年名古屋大学医学部卒業, 同年名古屋駅掖済会病院研修医. 昭和 49 年同内科勤務. 昭和 52 年愛知県がんセンター放射線診断部勤務. 平成 2 年名古屋大学放射線科助手. 平成 3 年同講師. 平成 5 年同助教授. 平成 7 年国立名古屋病院放射線科医長 (現, 国立病院機構名古屋医療センター). 平成 11 年名古屋大学医学部臨床教授へ委任, 現在に至る. 専門分野: 画像診断, 特にマンモグラフィと超音波による診断.

所属学会: 日本医学放射線学会, 日本乳癌検診学会, 日本乳癌学会, 日本超音波医学会, 日本画像医学会, 日本消化器病学会, 日本生体医工学会, 日本医用画像学会, 日本臓器病学会, 医用画像情報学会, コンピュータ支援画像診断学会, 日本血管撮影 IVR 学会など.



堀田 勝平 (ホリタ カツヘイ)

昭和 45 年金沢大学医学部附属診療放射線技師学校卒業. 同年愛知県がんセンター病院放射線診断部. 平成 9 年愛知県総合保健センター放射線検査部. 平成 11 年愛知県がんセンター病院放射線診断部主任専門員. 現在, 愛知県がんセンター中央病院放射線診断部室長. 専門研究分野: 放射線画像処理.

所属学会: 日本放射線技術学会, 日本乳癌検診学会, 日本がん検診・診断学会.



笠井 聡 (カサイ サトシ)

1996 年岐阜大学工学部電子情報工学科卒業。1998 年同大学大学院博士前期課程修了。同年コニカ(株)に勤務。博士(工学)。画像処理、パターン認識およびそれらの医学応用に関する研究に従事。

日本生体医工学会, 電子情報通信学会, 日本医用画像工学会の会員。



加野 亜紀子 (カノ アキコ)

1984 年東京工業大学理学部応用物理学科卒業。2001 年岐阜大学大学院博士後期課程修了。工学博士。1984 年よりコニカミノルタエムジー(株)に勤務。この間, 1991~1993 年シカゴ大学カートロスマン放射線像研究所客員研究員。医療用 X 線画像機器の開発および医用画像処理の研究に従事。

日本医用画像工学会, 日本放射線技術学会, コンピュータ支援画像診断学会などの会員。

