

乳房 X 線写真における高次局所自己相関特徴を用いた 微小石灰化像の自動検出システムの開発*

篠原 範充**・原 武史***・藤田 広志***・岩瀬 拓士†・遠藤登喜子††

Development of an Automated Detection System for Microcalcifications on Mammograms by Using the Higher-order Autocorrelation Features*

Norimitsu SHINOHARA,** Takeshi HARA,*** Hiroshi FUJITA,*** Takuji IWASE,† Tokiko ENDO††

Abstract We have been developing a computer-aided diagnosis (CAD) system for mammograms. We developed a triple-ring filter for detecting microcalcifications, and the prototype detection system is nearly complete. However, our prototype system does not allow for the detection of subtle microcalcifications, which have a low contrast and can be confused with circumferences of almost the same density. The purpose of this study is to develop a new pattern recognition method using the higher-order autocorrelation features (HOAFs) specially created for subtle microcalcifications. The ROI (region of interest) for extracting the feature was experimentally determined as 9×9 in consideration of the size of microcalcifications in the mammography. We employed 120 ROIs including subtle microcalcifications and 120 normal ROIs for training. Forty-five features calculated from the triple-ring filter (8 features), the mean and the variance of the pixel values of the local area (2 features), and the HOAFs (35 features) were extracted from these ROIs. The various features of microcalcifications and FP (false-positive) shadows were extracted and trained using the multi-regression analysis. As a result of comparing those performances using a FROC (free-response receiver operating characteristic) curve, the proposed method always performed better than the current method. It seems that the HOAFs, which reflect local features, are effective in detecting subtle microcalcifications. As a result of applying the new clustered microcalcification system, which combined this method and the current method with 556 unknown images, sensitivity was 94.2%, and the number of FPs per image was 0.61. In our prototype system, the sensitivity was 92.4% and the number of FPs per image was 0.61. The results of our experiment proved that this method can identify subtle microcalcifications that cannot be detected using the current system, and detection performance might be improved by combining it with our prototype system.

Keywords: computer-aided diagnosis (CAD) system, microcalcifications, higher-order autocorrelation features (HOAFs).

1. はじめに

近年、生活様式の欧米化に伴い、我が国における乳がんの罹患率は増加傾向にあり、すでに女性におけるがん罹患率の第1位となっている。この早期発見のため、視触診や乳房 X 線写真による診断が行われている。欧米諸国では乳がん検出のための信頼性ある画像診断法として検診に乳房 X 線写真が用いられている。我が国においても、厚生省（現、厚生労働省）からの通達¹により、平成 13 年度から乳がん検診に乳房 X 線写真を導入する自治体が急増している。それに伴い、乳房 X 線写真の読影を行う医師への負担増加が予想され、見落としや主観的判断による思い違いの増加が懸念される。われわれはこの問題への対策として、画像診断の補助的な役割を担うコンピュータ支援診断

* 2004 年 7 月 21 日受付, 2004 年 9 月 3 日改訂
Received July 21, 2004; revised September 3, 2004.

** 岐阜大学大学院工学研究科電子情報システム工学専攻
Electronic and Information Systems Engineering Division,
Graduate School of Engineering, Gifu University

*** 岐阜大学大学院医学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

† 癌研究会附属病院乳腺外科

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

(CAD: computer-aided diagnosis) システムの開発を行ってきた^{2,3)}。乳がんにおける重要な所見は、腫瘤陰影と微小石灰化クラスタの2つに分けられ、どちらも基本的な検出システムはほぼ完成させている^{4~7)}。

われわれ以外にも、いくつかのグループによって微小石灰化クラスタを検出する研究が行われている。奥野らによるモルフォロジー解析に基づく検出法⁸⁾、Nishikawaらによる matched filter を用いた検出法⁹⁾、Stricklandらによるウェーブレット変換を用いた方法¹⁰⁾などが提案されている。

また、現在乳房 X 線写真専用 CAD システムは、研究段階から実用段階に入りはじめている。米国では R2 Technology 社が世界で最初に FDA (米国食品医薬品局) の認可を得て 1998 年に商品化に成功している¹¹⁾。その後、さらに 2 つの企業が FDA の承認を取得し商用化している¹²⁾。

ここで、微小石灰化像の特徴には、周りの濃度値と比べて画素値が高い性質と、その濃度勾配は中心に向かってほぼ一定に画素値が低下する性質とがある。そのため、微小石灰化像は逆円錐構造であると仮定することができる。これまで、われわれは、この濃度勾配の方向と強度に着目した 3 重リングフィルタを提案してきた⁶⁾。ここでの処理手順は大まかに 3 つに分けられる。まず、3 重リングフィルタによる検出処理と特徴量による偽陽性削除処理、さらに微小石灰化像候補からそれらが比較的集まった領域である微小石灰化クラスタ領域を決定する処理である。システムの検出性能を評価するには、この微小石灰化クラスタ領域単位で行われる。

われわれは、これまでにこの微小石灰化クラスタ検出システムについて 138 症例 267 枚を用いて検出性能の評価を行ってきた。しかし、いくつか特有の症例が検出できないことが分かった。それらは、微小石灰化クラスタを構成する微小石灰化像のコントラストが淡い、形状が線状であるなどの特徴を持っているため、円錐構造を仮定して開発した 3 重リングフィルタの構造に適合していなかったためである。ここで淡い微小石灰化像とは、直径 3 ピクセル以下でコントラストが低い微小石灰化像を示す。コントラストは、信号 (微小石灰化像) の最小画素値と信号周辺における平均画素値との差で定義した。3 重リングフィルタで検出できる微小石灰化像は、コントラストが 300 以上 (光学濃度で約 0.3 の差) であるのに対して、淡い微小石灰化像は、コントラストが約 200 程度 (光学濃度で約 0.2 の差) である。これらの微小石灰化像は、従来の検出システムの閾値を調整することによって検出できる可能性はあるが、それに伴う偽陽性の増加が懸念される。

よって、本研究では、それら淡い微小石灰化像に特化した新たな自動検出法として、画像認識の分野では広く用いられている高次局所自己相関特徴を用いた検出法¹³⁾を提案する。高次局所自己相関特徴を用いた画像認識の適応例に

は、大小 2 種類の粒子の同時計測¹⁴⁾、既知対象による入力画面の計数¹⁴⁾、顔画像の認識^{14~16)}などがあるが、医用画像に適用した例は筆者の知る限りほとんどない¹⁷⁾。本論文では、微小石灰化像からこれまでに開発してきた 3 重リングフィルタによる手法と高次局所自己相関特徴から算出される特徴量を組み合わせ、それらの特徴量に対して重回帰分析によって学習を行う手法について説明し、その初期の実験結果について報告する。

2. 方 法

本実験では、医師により微小石灰化像の正確な位置を把握する。それを基に微小石灰化像と正常画像の特徴量を抽出する。その後、重回帰分析による学習と認識を行う。学習とは特徴量を重回帰分析に代入し、重回帰式を算出することである。認識とは、学習により算出された重回帰式を使って、未知画像が微小石灰化像であるかを判定することである。

2.1 画像と検出対象の決定

医師により検出することが必要な微小石灰化像をチェックする。この作業を行うことにより正確に微小石灰化像と正常画像を区別し、従来法で検出することができていない微小石灰化の位置を把握することができる。

2.1.1 対象画像 対象画像は、スクリーン/フィルム系を用いて数施設で撮影された MLO (mediolateral oblique) 方向、CC (craniocaudal) 方向の乳房 X 線写真 38 枚を使用した。19 枚は、検診施設で撮影された症例 (以下、データベース A) である。また、残りの 19 枚は精査機関において撮影された症例 (以下、データベース B) である。症例は、マンモグラフィガイドライン¹⁸⁾に記載されている微小石灰化像の形状および分布ができるだけ多く含まれるように選択した。

選択した乳房 X 線写真は、レーザーディジタイザ (Konica 製, LD-5500) を用いてサンプリング間隔 50 μm 、濃度分解能 12 bit、濃度レンジ 0.0 ~ 4.0 でデジタル化した (以下、デジタル画像)。

2.1.2 微小石灰化像の指摘 学習、認識を行うために、微小石灰化像とノイズ成分を区別し、微小石灰化像の正確な位置を把握する必要がある。そのため、デジタル画像から、医師が 1 個 1 個の微小石灰化像を抽出した。

デジタル画像を高輝度モニタに表示する (第 1 図)。医師が、乳房 X 線写真上で微小石灰化像の位置を指摘し、その位置を高輝度モニタ上でプロットした。この作業を 1 個 1 個の微小石灰化像に対して繰り返す。

データベース A から 584 個の微小石灰化像の位置を得た。また、データベース B から 1,495 個の微小石灰化像の位置を得た。

2.1.3 検出対象の選択 第 2 図に従来の微小石灰化クラスタ検出システムの流れを示す。われわれの微小石灰

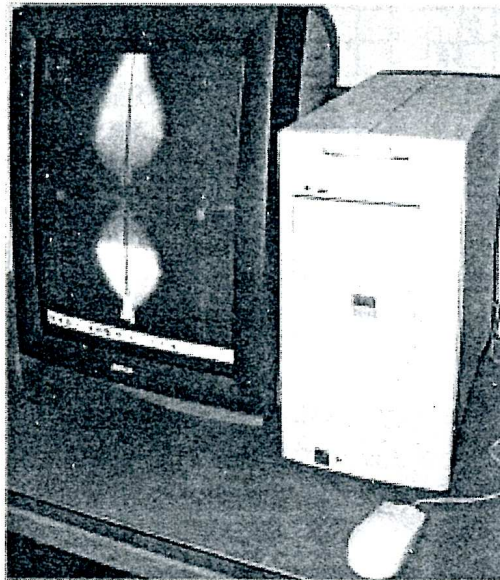
化クラスタ検出システムは、50 mm²領域内に3個以上の微小石灰化像が存在する場合に微小石灰化クラスタ領域であると判断する。仮に10個の微小石灰化像で構成されている微小石灰化クラスタの場合、少なくともそのうち3個の微小石灰化像が検出できれば微小石灰化クラスタとして認識が可能である。しかし、検出率と検出後の良悪性鑑別率を向上させるためには、より正確に微小石灰化像を認識することが重要である。

第1表に従来の3重リングフィルタ解析を用いた微小石灰化像の検出性能を示す。データベースAのTPR (true positive rate: 真陽性率) は73%であった。また、データベースBのTPRは87%であった。全体のTPRは83%となり、2,079個のうち351個が従来法では検出できなかった。このように従来法では検出できなかった微小石灰化像を本実験の検出対象とした。

2.2 特徴量

使用する特徴量は、3重リングフィルタより得られる8個、高次局所自己相関特徴より得られる35個、局所領域の平均画素値と分散の計45個である。特徴量算出方法は以下に示す。

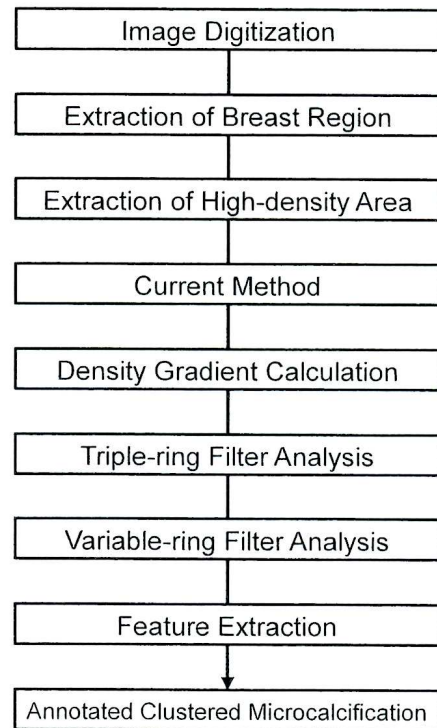
2.2.1 3重リングフィルタ 3重リングフィルタに関しては、すでに論文^{6,7)}にて報告しているため、ここで



第1図 医療画像用高輝度ディスプレイ
Fig. 1 High luminance displays for medical imaging.

は3重リングフィルタの特徴量についてのみ説明する。3重リングフィルタは第3図(a)~(c)に示すように大きさの異なる3枚のリング状のサブフィルタで構成されており、小さい方からFilter A, Filter B, Filter Cと呼ぶ。それぞれの直径は、3, 5, 7画素である。第3図(d)は、これら3枚のフィルタに、微小石灰化像の基本となる円錐形のベクトルパターンを重ね合わせたものである。円錐形のベクトルパターンとフィルタ内のベクトルパターンとを比較し、サブフィルタごとにベクトルの方向特徴量と強度特徴量を計算する。3重リングフィルタの特徴量は、Filter A, Filter A+B, Filter B+C, Filter A+B+Cのそれぞれの方向特徴量と強度特徴量の計8個を用いる。

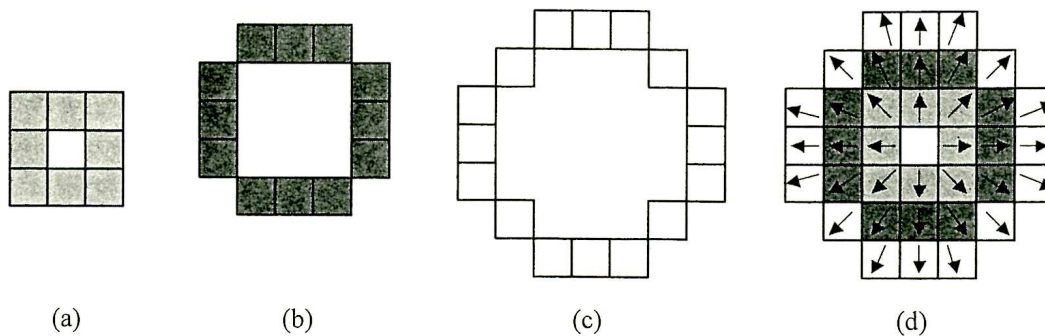
2.2.2 高次局所自己相関特徴 自己相関関数の高次への拡張が高次局所自己相関関数¹³⁾であり、次数や変位方向の取り方によって無数に考えられる。しかし、画像認識においては隣接の画素間の局所的な相関が重要であるとされている。そこで、本手法では変位が参照点 r を中心とした3×3画素領域の2次の自己相関関数を用いる。対象画像



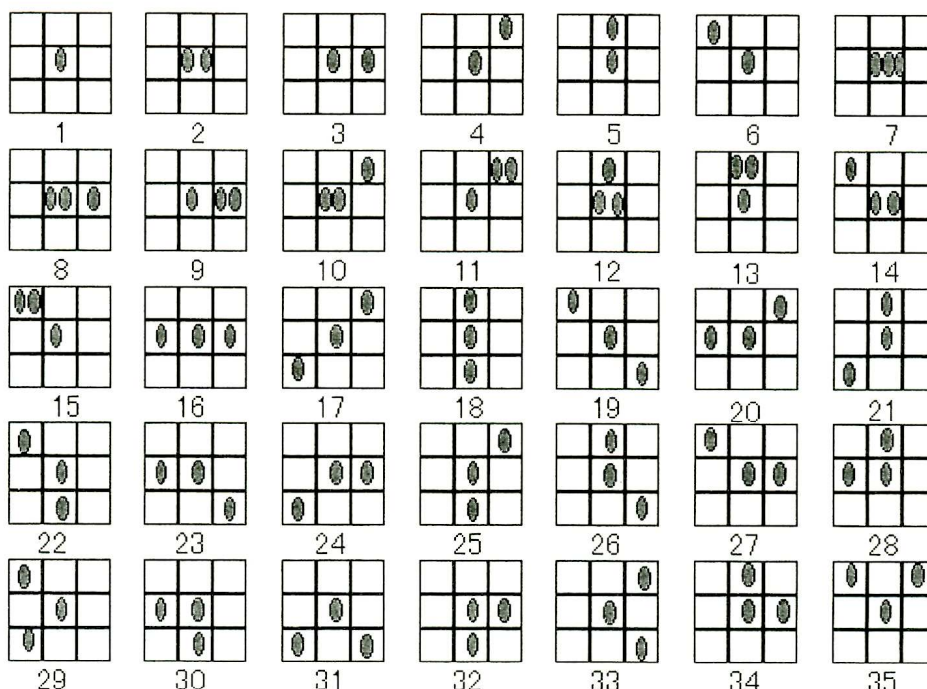
第2図 微小石灰化クラスタ検出の概要
Fig. 2 Overall scheme for detecting clustered microcalcifications.

第1表 2つのデータベースにおける従来法の検出性能
Table 1 Performance of current method for two databases.

	No. of Microcalcifications	No. of Detections	TPR(%)
Database A	584	430	73.6
Database B	1,495	1,298	86.8
Total	2,079	1,728	83.1



第 3 図 (a)~(c): 特徴量抽出フィルタは直径の異なる 3 つのサブリングフィルタによって構成されている。(d): 3 重リングフィルタの基本となるベクトルパターン
 Fig. 3 (a)-(c): Feature extraction filter composed of three sub-ring filters with different diameters. (d): A triple-ring filter shown with basic vector patterns.



第 4 図 濃淡画像では、平行移動して等価なパターンを除いて高次局所自己相関特徴から 35 個の局所的パターンが得られる。
 Fig. 4 A grayscale image procures the patterns of 35 local features from higher-order autocorrelation features excluding the same patterns using a translation operation.

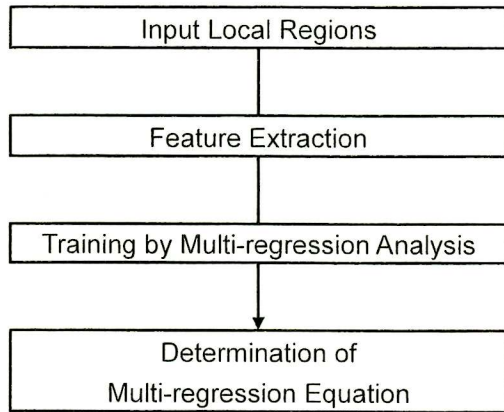
の参照点 r における輝度値を $f(r)$ とすると、2 次局所自己相関特徴 x_2 は変位方向 (a_1, a_2) に対して式 (1) のように与えられる。

$$x_2(a_1, a_2) = \int f(r)f(r+a_1)f(r+a_2)dr \quad (1)$$

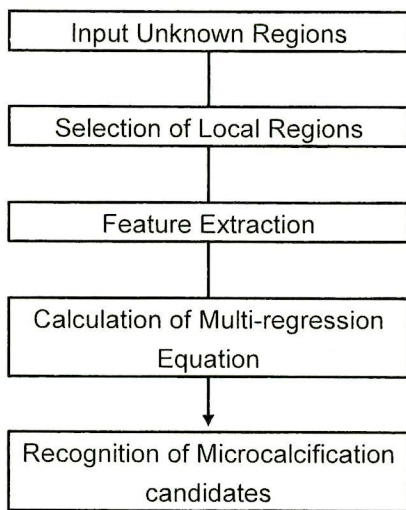
自己相関特徴に関しては、式 (1) から平行移動による等価なパターンを除くと、2 値画像は 25 個の局所的な特徴パターンが得られる。濃淡画像に対しても、同様に平行移動による等価なパターンを除くと 35 個の局所的なパターンが得られる (第 4 図)。各特徴量の計算は、局所パターンの対応する画素の輝度値の積を全画像に対して足し合わせる。このように計算された特徴量は、対象の平行移動に強く、画像に複数の対象があった場合、画像全体に対する特徴量が各対象の特徴量の和になるという利点がある。

2・2・3 局所領域の特徴量 乳がんに随伴する微小石灰化像の大きさは、約 0.75 mm 以下の微細なものが多く¹⁹⁾、今回使用した乳房 X 線画像上では、8 画素以下のきわめて微小な信号である。そこで、像のボケを考慮して関心領域 (region of interest: ROI) のサイズを 9×9 および 13×13 として予備実験を行った結果、性能に変化はなかった。そのため、ROI の大きさは、背景成分の割合が少ない 9×9 画素に決めた。これらの領域の平均画素値と分散を算出し特徴量とした。

同様の ROI より高次局所自己相関特徴に基づく特徴量を算出する。微小石灰化像は、微細な信号であるため、 9×9 の ROI 内を 3×3 のマスクを 1 ピクセルずつ走査して、マスクごとに高次局所自己相関特徴を算出し、35 個の特徴量を得る。次に、マスクごと算出した 35 個の特徴量の特徴



第5図 重回帰分析を用いた学習のフローチャート
 Fig. 5 Flowchart of training using multi-regression analysis.



第6図 重回帰分析を用いた認識のフローチャート
 Fig. 6 Flowchart of recognition using multi-regression analysis.

量ごとに足し合わせ、これを9×9のROIにおける35個の特徴量と定義した。また、局所領域では画素値の影響を大きく受けるため、局所領域内の最低画素値が1になるように濃度シフトを行った。

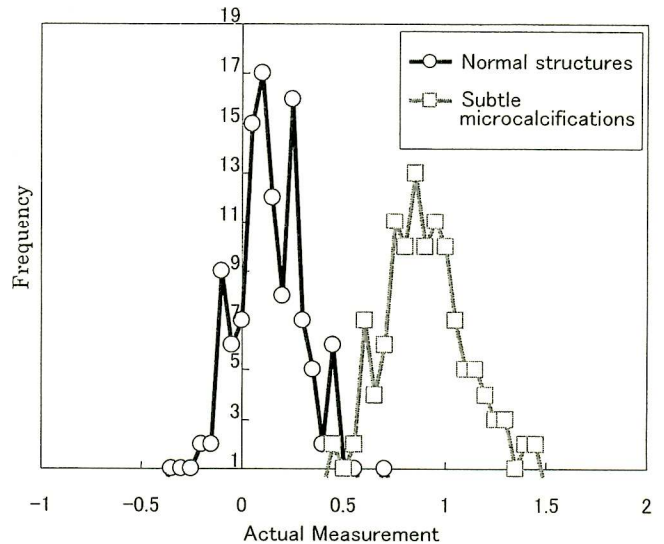
2.3 重回帰分析による学習と認識

重回帰分析とは多変量解析法²⁰⁾の1つで、目的変数 y (教師信号)と、それに影響を与えるいくつかの説明変数 x_1, x_2, \dots, x_p (原因)から式(2)のような一次式を作る。

$$Y_N = a_1x_{1N} + a_2x_{2N} + \dots + a_px_{pN} + a_0 \quad (2)$$

この式より、目的変数(教師信号)を推定するためには、予め教師信号として与える y と実測値 Y との誤差2乗和が最小になる係数行列 a_0, a_1, \dots, a_p を決定すればよい。本手法では、この係数行列を一意に決定することを学習と定義する。

学習により式(2)の係数 a_0, a_1, \dots, a_p が一意に決まるため、未知画像から抽出した特徴量を式(2)の x_1, x_2, \dots, x_p に代入することで、推定値 Y が得られる。本手法では、



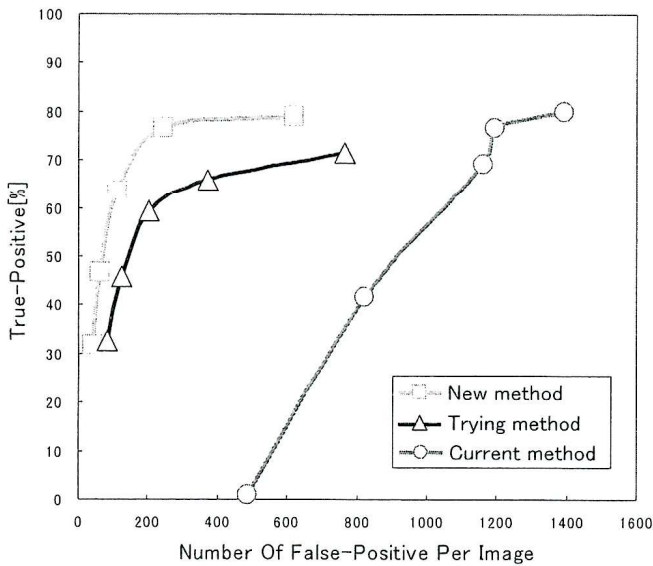
第7図 学習画像と実測値との関係
 実測値が1に接近する場合、微小石灰化がそのエリアに存在すると推測される。
 Fig. 7 The relations between training signal and the actual measurement.
 When the actual measurement approaches 1, it is estimated that microcalcifications have been formed in the area.

この推定値から未知画像と学習画像群との類似性を評価する。つまり推定値 Y が学習で用いた教師信号 y に近い値であれば、その未知画像は学習画像に類似する画像として認識される。

2.3.1 学習 第5図に学習の手順を示す。まず、2・1・3項で選択された微小石灰化像を含む9×9の領域(以下、検出対象領域)と明らかに正常である9×9の領域(以下、正常領域)を120領域ずつ用いて学習を行った。領域ごとに3重リングフィルタと高次局所自己相関特徴に基づく45個の特徴量を抽出し、重回帰分析によって学習する。教師信号は、検出対象領域を1、正常領域を0として学習した。

2.3.2 認識 第6図に認識手順を示す。まず、学習方法と同様の処理を行い45個の特徴量を抽出する。その後、学習によって得られた重回帰式の説明変数 x_1, x_2, \dots, x_p に特徴量を代入して、推定値を算出する。その推定値が1に近い値であれば、微小石灰化像候補として検出する。微小石灰化像を検出するため、ROI内を1ピクセルずつ走査した。しかし、1ピクセルずつ走査することにより検出対象領域内で1つの微小石灰化像候補が複数回検出されることがある。そこで、複数回検出された微小石灰化像候補の重心位置を取ることで複数の候補を1つの候補に統合する。なお、この処理は、3重リングフィルタによる検出処理においても同様の処理を行っている。

重回帰分析の精度を算出するため、学習に用いた240領域を再帰的に代入した。それらの教師信号と推定値の関係を第7図に示す。横軸は推定値、縦軸は、その推定値の頻



第8図 淡い微小石灰化に対する FROC 曲線による従来法, 試行法, 新手法の検出精度の比較

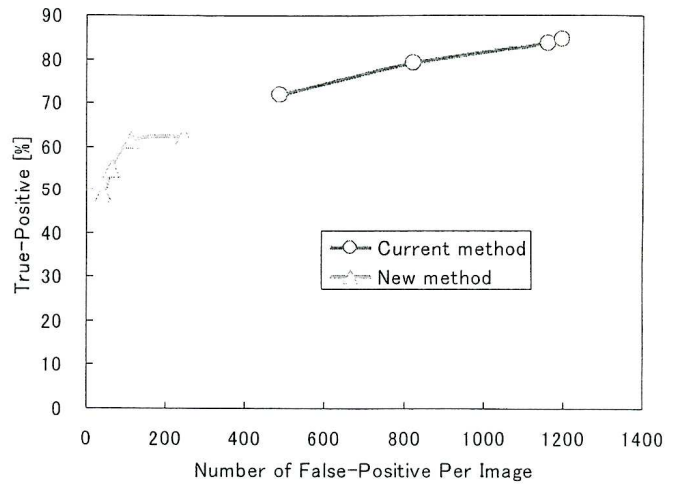
Fig. 8 Comparison of detection accuracy obtained using the current, trying and new methods for FROC curves, indicating the detection rate of subtle microcalcifications.

度を表す。正常領域は, 教師信号 0 で学習したが, 推定値が 0.5 より高くなる場合があった。また, 検出対象領域は, 教師信号 1 で学習したが, 推定値が 0.5 より低い場合があった。しかし, 検出対象領域は, 推定値 1 付近で頻度が高く, 正常構造では, 推定値 0 付近で頻度が高くなっている。重回帰分析による学習および認識は, よく分離できていると考えられる。

3. 結 果

本論文で提案した微小石灰化像の検出手法の性能を評価するために, 2・1・3 項で選択した 351 個より学習に用いた 120 個を除いた 231 個の微小石灰化像を使用して微小石灰化像検出処理を行った。まず, 3 重リングフィルタ, 高次局所自己相関特徴, 局所領域の平均と分散の 45 個を学習させた手法 (以下, 新手法) と従来法とを比較した。各手法の性能を比較するため, FROC (free-response operating characteristic) 解析に基づく性能評価を行った (第 8 図)。ここで, 縦軸は, 従来法で検出することができない微小石灰化像に対する TPR を表し, 横軸は, 1 枚の画像あたりの FP (false positive: 偽陽性) 数である。新手法は従来法と同様の TPR であるとき, 1 枚あたりの FP 数が少ないことが確認できる。これにより, 従来法で検出することができない微小石灰化像に対して新手法が明らかに有効であると考えられる。

局所領域より算出された特徴量の有効性を評価するため, 重回帰分析による 2 種類の学習を行った。3 重リングフィルタより得られた 8 個の特徴量のみを学習させた手法 (以下, 試行法) と新手法を比較した。第 8 図から新手法の



第9図 すべての微小石灰化に対する FROC 曲線による従来法, 新手法の検出精度の比較

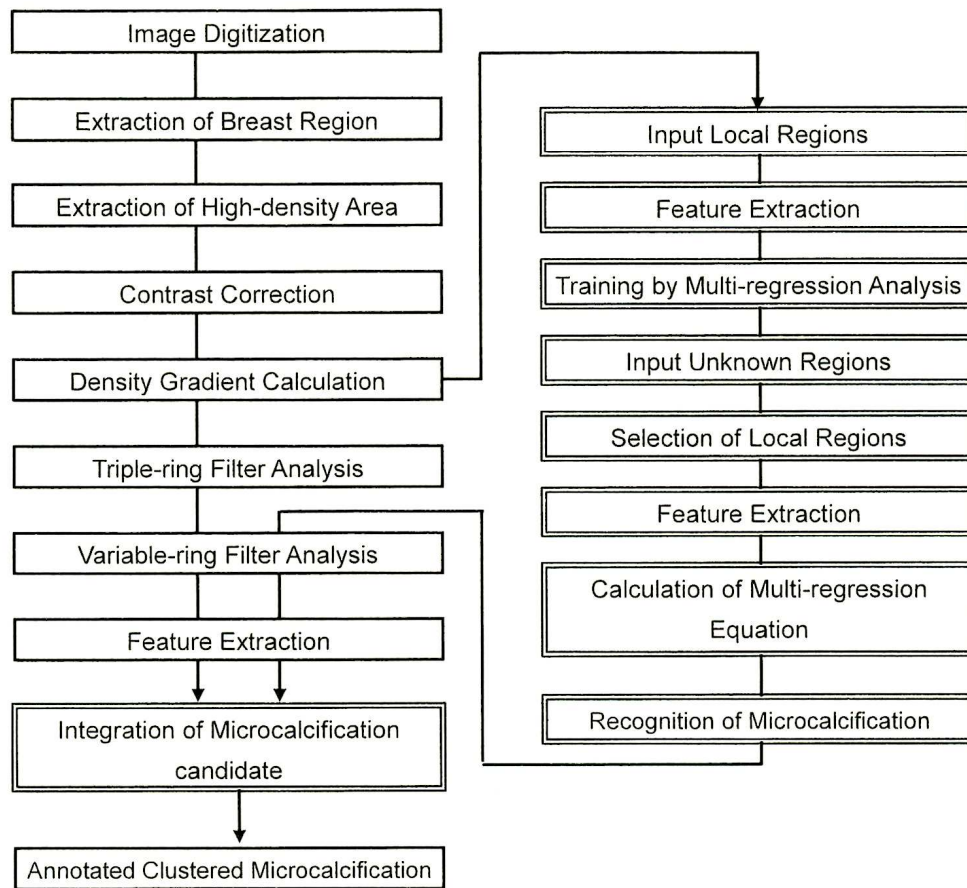
Fig. 9 Comparison of detection accuracy obtained using the current and new methods for FROC curves, indicating the detection rate of all microcalcifications.

検出性能は試行法より良好であった。3 重リングフィルタより得られる特徴量と高次局所自己相関特徴より得られる特徴量を組み合わせることで検出対象領域と正常領域の分離度が高くなった。つまり, 従来法で検出することができない微小石灰化像に対して, 局所的な特徴である高次局所自己相関特徴は有効であると考えられる。

次に, 38 枚の乳房 X 線写真に含まれる 2,079 個の微小石灰化像に対して新手法と従来法をそれぞれ適用して検出性能を比較した (第 9 図)。縦軸は, 微小石灰化像の TPR を表し, 横軸は, 1 枚あたりの FP 数である。新手法は, 従来法に比べ, TPR, FP 数ともに低い結果となった。新手法により検出された微小石灰化像は, 従来法では検出できない症例であった。逆に新手法により検出できなかった微小石灰化像の多くを従来法により検出することができた。また新手法は, FP 数が従来法に比べ少ないことが確認できた。これらの結果は, 新手法と従来法の検出対象が異なっていることを表している。以上の結果より, 新手法と従来法を組み合わせることで良好な性能が得られると考える。

4. 考 察

実験により微小石灰化像の検出における従来法と新手法の検出対象の違いが明らかになったが, CAD システムの性能評価という観点では, 微小石灰化クラスタの検出性能について確認する必要がある。そこで, 従来の微小石灰化クラスタ検出システム (以下, 従来システム) と従来システムに新手法を組み込んだ微小石灰化クラスタ検出システム (以下, 提案システム) の性能を比較する。従来システムは, 従来法により検出した微小石灰化像候補を用いて微小石灰化クラスタ候補を検出するシステムである。一方,



第 10 図 従来法と新手法を組み合わせた提案システムのフローチャート
二重線が新しく追加した処理を示す。

Fig. 10 A flowchart of the proposed system combining the current method and new approach.
Double lines indicate the newly added process.

第 2 表 従来システムと提案システムの検出性能の比較

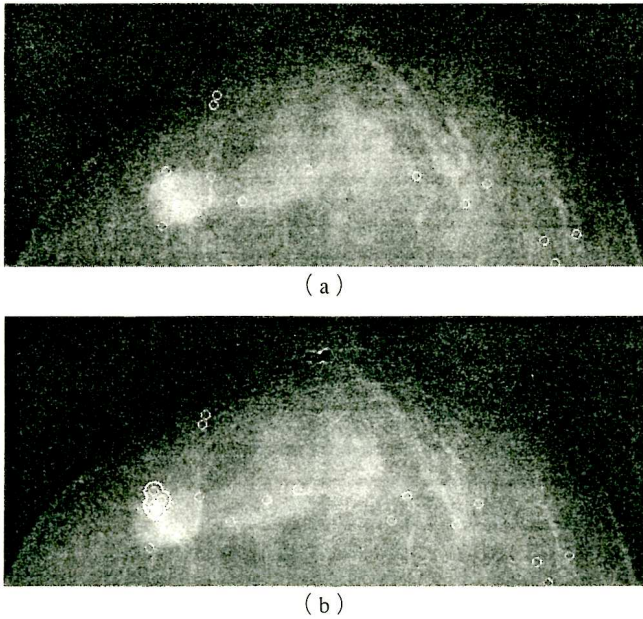
従来システムを提案システムの偽陽性率と同じになるように調整した。これを従来システム 2 とする。

Table 2 Comparison of detection performance between the current system and proposed system. The current system adjusts a parameter so that the number of false positives per image may be the same as the proposed system. This system is called current system 2.

	TPR (%)	FP (/image)	TNR (%)
Current system	92.0	0.50	71.8
Current system 2	92.4	0.61	66.8
Proposal system	94.2	0.61	67.5

提案システムは、従来システムに新手法を新たに追加して微小石灰化クラスタ候補を検出するシステムである。提案システムの検出手順を第 10 図に示す。微小石灰化像候補を検出は、従来法と 2 重線で示した新手法を別処理で行い、それぞれの手法で検出された微小石灰化像候補の論理和を求めることで最終的な微小石灰化像候補とした。対象画像は、精査機関で撮影された学習画像とは別の 556 枚である。そのうち、微小石灰化クラスタを含む乳房 X 線画像は 276 枚であり、習熟した医師により予め微小石灰化クラスタの位置は明らかになっている。各システムの微小石灰化クラ

スタの検出率を第 2 表に示す。従来システムは、TPR92.0% (254/276), FP 数 0.50 個/枚であるのに対し、提案システムは、TPR 94.2% (260/276), FP 数 0.61 個/枚であった。提案システムは、従来システムで検出することができなかった 6 個の微小石灰化クラスタを新たに検出することができた。従来システムでの検出結果を第 11 図 (a) に示す。この症例は、高濃度の腫瘍に随伴する悪性の微小石灰化像であり、淡い微小石灰化像が集簇している。円で囲まれた領域が、微小石灰化像候補、雲状に囲まれた領域が、微小石灰化クラスタ候補である。複数の微小石灰



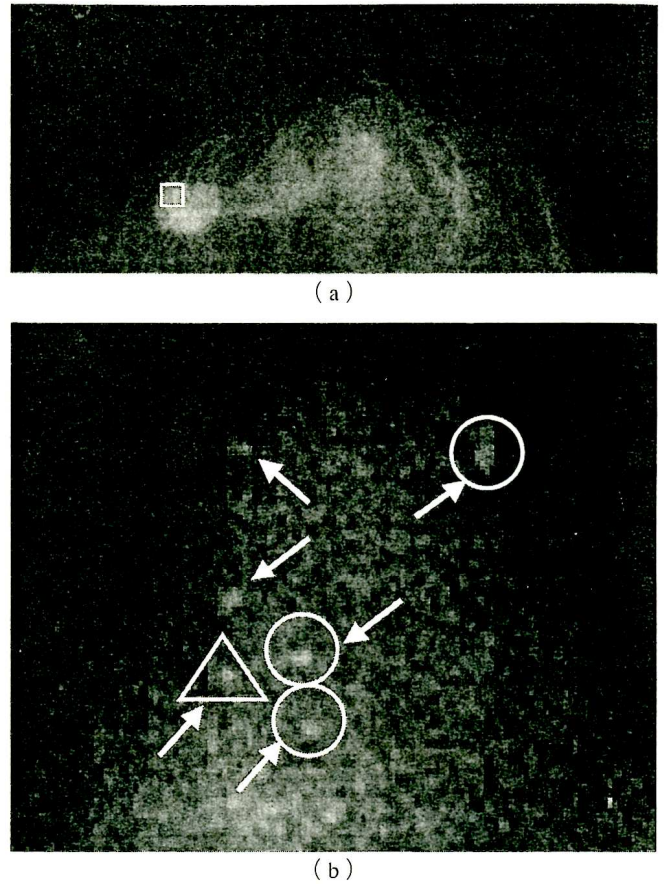
第11図 従来システム (a) と提案システム (b) による微小石灰化クラスタの検出例
丸によって囲まれた領域が微小石灰化像の位置を示す。白く太い曲線で囲まれた領域が微小石灰化クラスタを示す。

Fig. 11 Example of clustered microcalcifications detected by the current system (a) and the proposed system (b).
Each encircled area indicates the location of a microcalcification, and the area encircled by the white bold curve represents a clustered microcalcification.

化像候補が存在するが、微小石灰化クラスタ候補として検出することはできなかった。第11図(b)に提案システムの検出結果を示す。従来システムと同様に複数の候補が存在する。さらに、従来システムでは検出できなかった微小石灰化クラスタ候補を検出することができた。

この微小石灰化クラスタ候補における微小石灰化像の検出結果を第12図に示す。第12図(a)中の四角で囲った領域に微小石灰化クラスタが存在する。その拡大画像を第12図(b)に示す。第12図(b)中の矢印で示した位置が微小石灰化像である。三角で囲まれた領域は、従来法が検出した微小石灰化像、円で囲まれた領域が新手法により新たに検出することができるようになった微小石灰化像である。矢印のみの微小石灰化像は、従来法、新手法の双方で検出できなかった微小石灰化像である。提案システムは、新手法により淡い微小石灰化像の検出が可能になり、50mm²領域内における微小石灰化像の数が増加した。そのため、提案システムは、従来システムで検出することができなかった微小石灰化クラスタ候補の検出が可能になった。

本実験において、このような症例は、数症例であったが、淡い微小石灰化像を検出することで、非常に初期の病態を表す淡い微小石灰化クラスタの検出性能が向上する可能性



第12図 乳房 X 線写真上の微小石灰化像の検出例
原画像 (a) 上で四角によって囲まれた領域が従来システムで検出できない微小石灰化クラスタである。原画像 (a) の拡大画像 (b) の中で微小石灰化像を矢印によって示す。三角によって囲まれた領域が、従来法によって検出した微小石灰化像、丸によって囲まれた領域が新手法によって新たに検出された微小石灰化像である。

Fig. 12 An example of microcalcifications detected in a mammogram.
The area enclosed by the square in the original image (a) indicates the clustered microcalcifications not detected using the current system. In a magnified image (b) of the enclosed area of (a), the arrows point to microcalcifications. The area enclosed by the triangle indicates the microcalcifications detected using the current method and the encircled area indicates microcalcifications newly detected by the new method.

を示すことができた。しかし、提案システムは、従来システムに比べ FP 数が 0.11 個増加した。そのため、提案システムの明確な有効性を示すにはいたらなかった。また、本実験で使用した偽陽性削除処理は、従来法で検出された微小石灰化像候補に対する偽陽性候補であるため、新手法に特化した偽陽性削除処理を開発することで検出性能の向上が期待できる。

なお、従来システムの閾値を提案システムの FP 数と同程度になるようにパラメータを設定した場合 (以下、従来

システム 2) と提案システムの検出性能を比較した。その結果、TPR, TNR (true negative rate: 真陰性率) とともに提案システムの方が優れている結果となった。これは、TPR を向上させる目的において、提案システムは、従来システムに比べ有効であると考えられる。また、個々の微小石灰化像を正確に把握することで、微小石灰化良悪性鑑別システム²¹⁾の性能向上も期待できる。今後、さらに大量のデータベースを用いて新手法および提案システムの有用性について検討する必要がある。

5. ま と め

乳房 X 線画像上の微小石灰化像の新たな自動検出法として、画像認識の分野では広く用いられている高次局所自己相関特徴を用いた微小石灰化像の検出手法を提案した。本手法は、従来法で検出が困難な淡い微小石灰化像を検出することが可能になった。また、淡い微小石灰化像に特化した本手法と従来法を組み合わせた提案システムは、TPR が 94.2%、そのときの 1 枚あたりの FP 数は 0.61 個となった。従来システムの検出性能は、TPR が 92.4%、そのときの 1 枚あたりの FP 数 0.61 個となり、提案システムは従来システムに比べ微小石灰化クラスターの検出性能が向上する可能性を示すことができた。また、個々の微小石灰化像を正確に把握することで、微小石灰化良悪性鑑別システム²¹⁾の性能向上も期待できる。

謝辞 本研究の一部は、厚生労働省がん研究助成金（遠藤班，長谷川班，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。また、本研究に協力頂いた岐阜大学藤田研究室卒業生の大江祥隆氏（現，株式会社トヨタコミュニケーションシステム）に深謝します。

文 献

- 1) 厚生省老人保健福祉局：がん予防重点健康教育及びがん検診実施のための指針とがん検診実施上の留意事項（2000）
- 2) 福岡大輔，原 武史，遠藤登喜子，篠原範充，藤田広志，池田充，太田豊裕，吉村 仁：乳房 X 線写真における医師の読影と CAD システムの検討結果との比較，日本放射線技術学会雑誌，**56-3**，436/442（2000）
- 3) 畑中裕司，松原友子，原 武史，篠原範充，福岡大輔，藤田広志，遠藤登喜子：医師のマンモグラム読影自習における乳がんと CAD システムの検出結果との関係，日本放射線技術学会雑誌，**58-3**，375/382（2002）
- 4) T. Matsubara, H. Fujita, S. Kasai, O. Otsuka, T. Hara & T. Endo: Development of a new algorithm for detection of mammographic masses, Proc. of the 4th International Workshop on Digital Mammography '98, 139/142, Kluwer Academic Publishers, Nijmegen (1998)
- 5) S. Kasai, D. Kaji, A. Kano, H. Fujita, T. Hara & T. Endo: Mass detection algorithm for digital mammograms based on an adaptive threshold technique utilizing multi-resolution processing, Proc. of Computer Assisted Radiology and Surgery (CARS2002), 659/664, Springer, Paris (2002)
- 6) 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）
- 7) 平子賢一，藤田広志，原 武史，遠藤登喜子：コントラスト補正処理と可変リングフィルタ解析を導入した微小石灰化検出法，Med. Imag. Tech., **14-6**，665/679（1996）
- 8) 奥野健一，小畑秀文，縄野 繁：適応的しきい値を用いた微小石灰化像検出システムの開発，Med. Imag. Tech., **14-6**，699/706（1996）
- 9) R. M. Nishikawa, K. Doi & M. L. Gigger: Computerized detection of clustered microcalcifications: Evaluation of performance on mammograms from multiple centers, Radiographics, **15**，443/452（1995）
- 10) R. N. Strickland & H. I. Hahn: Wavelet transforms for detecting microcalcifications in mammograms, IEEE Trans. Med. Imag., **15**，218/229（1996）
- 11) 長谷川玲：世界で初めて商品化されたマンモグラフィ用 CAD—ImageChecker[®]，日本放射線技術学会雑誌，**56-3**，355/358（2000）
- 12) 藤田広志：マンモグラム CAD システムの現状，Med. Imag. Tech., **21-1**，27/33（2003）
- 13) 大津展之，栗田多喜夫，関田 巖：パターン認識—理論と応用—，朝倉書店，東京（1986）
- 14) J. A. McLaughlin & J. Raviv: Nth-order autocorrelations in pattern recognition, Inf Control, **12**，121/142（1968）
- 15) T. Kurita, N. Otsu & T. Sato: A face recognition method using higher order local autocorrelation and multivariate analysis, Proc. of 11th International Conference of Pattern Recognition (ICPR '92), Vol.2, 213/216, IEEE Computer Society Press, Hague (1992)
- 16) F. Goudail, E. Lange & T. Iwamoto: Face recognition system using local autocorrelations and multiscale integration, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel., **18-10**，1024/1028（1996）
- 17) 李 鎔範，中川俊明，原 武史，藤田広志，伊藤茂樹，石垣武男：高次局所自己相関特徴を用いた胸部 X 線 CT 画像上の腫瘍陰影の自動検出，医用画像情報学会雑誌，**18-3**，135/143（2001）
- 18) 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）
- 19) L. O. Sherry, W. F. Bahaa & F.W. Peter: Breast calcifications: Analysis of imaging properties, Radiology, **169-2**，329/332（1988）
- 20) 有馬 哲，岩村貞夫：多変量解析のはなし，東京図書，東京（1987）
- 21) 篠原範充，原 武史，藤田広志，岩瀬拓士，遠藤登喜子：高解像度乳房 X 線写真を利用した微小石灰化像の良悪性鑑別に 関する研究，医用画像情報学会雑誌，**20-2**，104/111（2003）