

# 乳房CR画像を対象としたコンピュータ支援画像診断システム

武尾 英哉\*, 志村 一男\*, 小畑 秀文\*\*, 縄野 繁\*\*\*

## Computer-aided Diagnosis in CR Mammography

Hideya TAKEO\*, Kazuo SHIMURA\*, Hidefumi KOBATAKE\*\*  
and Shigeru NAWANO\*\*\*

### Abstract

The experimental CAD (Computer-Aided Diagnosis) system has been developed, which assist the radiologist to diagnose breast cancer using CR mammography. New image processing methods to extract tumor and clustered microcalcifications have been developed and implemented in the CAD system. A new filter called Iris Filter realizes reliable detection of tumor candidates regardless of their size and their contrast against their background on mammograms. For detecting microcalcifications a new method based on mathematical morphology has been developed. Clinical study showed that the radiologists can detect breast cancer shadow more correctly with this CAD system.

### 1. はじめに

近年, CT (Computed Tomography) やCR (Computed Radiography) などのデジタルモダリティの登場により, 高品質なデジタル画像情報の取得が可能となった。90年代に入り, コンピュータおよびネットワーク技術の飛躍的な進歩とあいまって, 医療分野でのデジタル画像機器の普及が急速に進みつつある。アナログ画像にないデジタル画像の最大の特徴は, コンピュータによる解析処理がきわめて容易に適用できることである。

この特長を生かし, 医療画像データに含まれている画像情報を解析し, 診断に有用な情報を抽出し医師の診断に利用することがコンピュータ支援診断技術 (Computer Aided Diagnosis : CAD) のねらいである。本論文では, 乳房CR画像を対象としたコンピュータ支援診断システムに関し, 乳がん候補陰影の抽出処理アルゴリズム, および診断支援処理機能を搭載した実験システムの概要とその臨床評価結果について述べる。

#### 1.1 コンピュータ支援診断技術

コンピュータ支援診断技術をその支援機能の面から分類すると以下のようになる。

マーキング: 異常と疑われる陰影を検出して, マークをつけることにより医師に注意を喚起する機能

画像計測: 画像の特徴量や定量尺度を算出し提示することにより, 病変の鑑別診断などの支援を行う機能

画像分類: 画像の特徴量を用いて, 異常/正常といった判断結果を提示する機能

また, これらの機能を実現するためのサポート機能として次のようなものがある。

セグメンテーション: 目的とする処理に必要な部位を自動的に切り出す前処理機能

画像変換: 医師が診断しやすい画像, あるいは計算機が認識しやすい画像に変換する機能

3次元表示: CTなどの3次元画像データを診断目的に応じた形で表示する機能

これらの技術課題に関する研究の歴史は意外に古く, 1970年代にすでに胸部結核陰影や塵肺に関する研究が

本誌投稿論文 (受理1997年10月20日)

\*富士写真フイルム (株) 宮台技術開発センター  
〒258-8538 神奈川県足柄上郡開成町宮台798

\* Miyanodai Technology Development Center  
Fuji Photo Film Co., Ltd.

Kaisei-machi, Ashigarakami-gun, Kanagawa 258-8538, Japan

\*\*東京農工大学大学院生物システム応用科学研究所  
〒184-0012 東京都小金井市中町2-24-16

\*\* Graduate School of Bio-Applications and Systems Engineering  
Tokyo University of Agriculture and Technology  
Koganei, Tokyo 184-0012, Japan

\*\*\* 国立がんセンター東病院放射線部  
〒277-0882 千葉県柏市柏の葉6-5-1

\*\*\* Department of Radiology  
National Cancer Center Hospital, East  
Kashiwa, Chiba 277-0882, Japan

精力的に行われている。しかし、当時の研究のねらいは、医師の診断をコンピュータに置き換えようとする“自動診断”を目指したものであった。コンピュータ支援診断とはこのような“自動診断”ではなく、あくまで、コンピュータにより読影医の診断をサポートすることにある。

## 2. 乳房X線画像におけるコンピュータ支援診断

### 2.1 X線画像による乳がん診断

欧米ではすでに乳がんが社会的な問題となっているが、最近では、日本においても乳がんの患者数が増大の傾向にあり、今後、乳がんの診断や治療レベルの向上がきわめて重要とされている。マンモグラフィ(乳房X線画像)は乳がんの早期発見に対して最も有効な手段であるが、その画像診断は複雑な画像の特徴を見分けることが要求され、診断現場では見落としや拾いすぎといったケースが避けられない。米国による統計的な資料によれば、マンモグラフィによる乳がんの診断では約10~30%の見落としがあり、さらにマンモグラフィによって乳がんの疑いが持たれた患者の中で生検の結果、70~90%の患者は正常であると報告されている<sup>1)</sup>。このことから、診断性能の向上と医師の負担軽減が期待されるコンピュータ支援診断技術(CAD)に大きな関心が寄せられている。

### 2.2 乳房CR画像用コンピュータ診断支援システム

米国および国内において、乳がんを対象とした乳房X線用コンピュータ診断支援システムに関するいくつかの研究が行われている。それらの多くは、土井らに代表されるようにX線写真フィルムをフィルムスキャナーでデジタル情報とした後、コンピュータで解析し、解析結果を画像上にマーキングして医師の読影の際に注意を喚起するといったものである<sup>2)</sup>。われわれは、CRを用いることにより高品質なデジタル情報を直接取り込むとともに、従来のコンピュータ支援の考えをさらに一歩進め、検出アルゴリズムにより抽出された乳がん候補陰影に対し、画像処理を施して診断しやすい画像を表示することにより、さらなる検出率向上をねらいとした実験システムを開発した。以下に、乳がん陰影認識アルゴリズムおよび乳がん診断支援システムの概要を紹介する。

## 3. 乳がん陰影検出アルゴリズム

### 3.1 乳がんのX線所見と認識アルゴリズム

乳がんはX線画像上、Fig. 1に示す腫瘤影(Tumor)および微小石灰化(Microcalcification)というきわめて特徴的な2種類の所見として検出することができる。腫瘤は概略、滑らかな半球形状をしており、腫瘤影の中心部分に向かって濃度が徐々に下がっている。一方、微小石灰化は、鋭いパルス状の陰影であり、その輪郭はぎざぎざしている。特に、微小石灰化像はマンモグラフィによるがんの早期発見の上で最も重要な所見であると言われている。以上のように、乳がん陰影認識処理と

いても、腫瘤影認識処理と微小石灰化認識処理はまったく異なるアルゴリズムになるため、Fig. 2に示すように2つの独立した検出アルゴリズムからなる構成となっている<sup>3)</sup>。

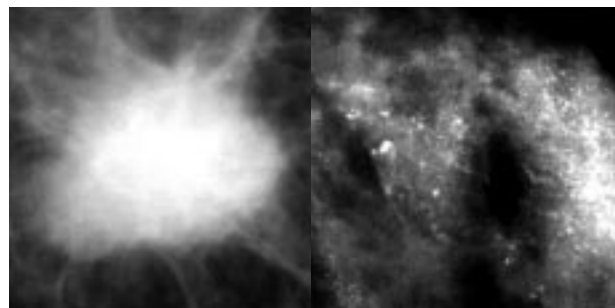


Fig. 1 Tumor and microcalcifications in mammogram

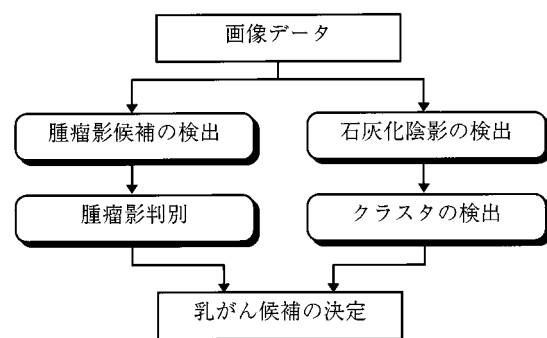


Fig. 2 Breast cancer detection algorithm

### 3.2 腫瘤影検出処理

乳がん腫瘤は乳房組織内にがん組織が発達したものであり、投影像であるX線画像上には中心部が最も濃度が低く、周囲に行くに従って徐々に濃度が高くなるような陰影として映し出される。しかしながら、がん組織の種類、がん陰影の発生場所などにより陰影の形状やコントラストはさまざまなバリエーションがあり、腫瘤陰影のみを正しく指摘するためには腫瘤陰影に関する高度な知識と経験が必要となる。このような高度なパターン抽出を計算機アルゴリズムとして処理させるため、Fig. 3に示すように乳がん腫瘤の疑いのある候補陰影をいったんもれなく拾い上げた後、各候補陰影に対し、腫瘤影か正常影かの判別処理を行って、腫瘤影である可能性の高い候補陰影を抽出する方式を採用している。以下にその概要を述べる。

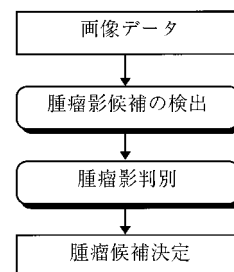


Fig. 3 The breast tumor detection algorithm

### 3.2.1 アイリスフィルタによる腫瘍影の抽出

乳がん腫瘍陰影は、その周辺から中心に向かうに従って濃度が低くなる特徴を持っている。すなわち、腫瘍内の各画素の濃度変化の勾配を表すベクトルを考えると、勾配ベクトルの方向は中心付近へ向かっているといえる。一方、血管陰影のように細長い陰影では勾配ベクトルの方向は一点に集中するようにはない。したがって、局所的に勾配ベクトルの向きを評価し、特定の点に集中している領域を抽出すれば腫瘍陰影の候補となる。以下に具体的なアルゴリズムを示す。

#### (1) 勾配ベクトルの算出

勾配ベクトルの向きはFig. 4に示すように5×5のマスキの外周上の画素値を用いて、X方向、Y方向の濃度変化量を求め、その比から次式を用いて算出することができる。

$$= \tan^{-1} \left\{ \frac{(f_3+f_4+f_5+f_6+f_7) - (f_{11}+f_{12}+f_{13}+f_{14}+f_{15})}{(f_1+f_2+f_3+f_{15}+f_{16}) - (f_7+f_8+f_9+f_{10}+f_{11})} \right\}$$

$f_7$	$f_6$	$f_5$	$f_4$	$f_3$
$f_8$				$f_2$
$f_9$				$f_1$
$f_{10}$				$f_{16}$
$f_{11}$	$f_{12}$	$f_{13}$	$f_{14}$	$f_{15}$

Fig. 4 Gradient vector calculation mask

#### (2) 勾配ベクトル集中度の算出

各画素ごとに求めた勾配ベクトルの角度情報から、以下の式により集中度を定義することができる。

$$C = \frac{S}{\sum_{j=1}^S \cos \theta_j} / S$$

Fig. 5に示すように、注目画素を中心に半径Rの円を仮定し、円内にある各画素に対し、各画素と注目画素とを結ぶ直線とその画素における勾配ベクトルのなす角  $\theta_j$  を求め、角度  $\theta_j$  の余弦の平均値を求めることにより算出する。すべての画素が中心を向いている場合は集中度Cは1となり、すべての画素が中心と正反対の方向を向いている場合は -1となる。集中度が正の値を取れば集中性を示しているといえる。腫瘍影では高い集中度が現れるのに対し、血管などの線に近い部分はベクトルの向きが一定方向に偏るため、腫瘍に比べて集中度は低くなる。すなわち、このフィルタは通常の差分型のフィルタに比べ、乳房や血管

などの影響を受けず、腫瘍影を精度良く抽出できる。また、勾配ベクトルの傾きの大きさではなく、集中度で判別しているため、高コントラストの腫瘍陰影も、厚い乳腺組織に重なった低コントラストの腫瘍陰影も同様に抽出できるという優れた特徴を持っている。

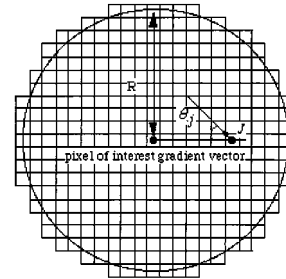


Fig. 5 The concentration factor calculation mask

#### (3) 適応型集中度評価フィルタ

実際のアルゴリズムでは、前章で述べた集中度評価フィルタをさらに改良したフィルタを採用している。この改良型フィルタは、Fig. 6に示すように、注目画素を中心として11.25度ごとの32方向の放射線上の画素のみで集中度の評価を行う。このとき、各方向で最大の集中度を与える画素までの出力値をその方向の集中度とし、各方向の集中度を平均して注目画素の集中度としている。適応的集中度評価フィルタは次式により定義される。

$$C_j = \max_{i=1}^n \left\{ \cos \theta_{ij} / i \right\}, R_{\min} \leq n < R_{\max}$$

$$C = \frac{S}{\sum_{j=1}^S \cos \theta_j} / S$$

$\cos \theta_j$  はj番目の放射線上にあり、注目画素からi番目に当たる画素での集中性評価値であり、 $R_{\max}$  と  $R_{\min}$  とは抽出しようとする腫瘍影の半径の最小値と最大値である。この式で集中度を評価する領域は、人間の目の虹彩 (iris) が外界の明るさに応じて拡大縮小する様子に似て、勾配ベクトルの分布に応じて大きさと形状が変化する。これがアイリスフィルタ (iris filter) という名称の由来である。フィルタの大きさと形状を適応的に変化させることにより、腫瘍の大きさや形状に左右されない検出力を達成することができる。Fig. 7に、乳房X線

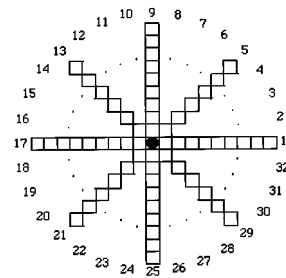


Fig. 6 The iris filter mask

画像にアイリスフィルタを施した画像例を示す。

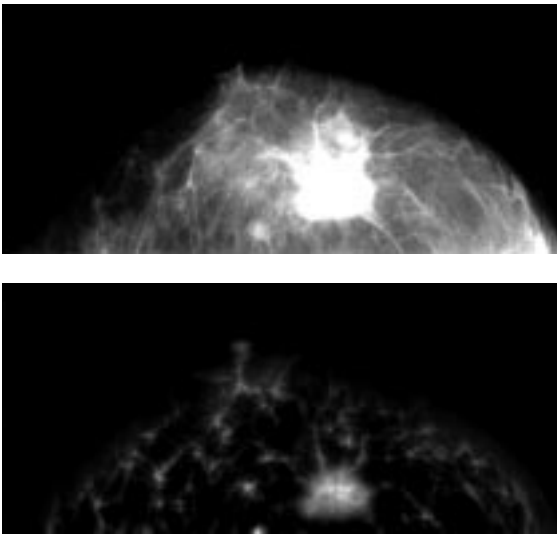


Fig. 7 Original x-ray image and its iris filtered image

#### (4) 腫瘍候補陰影の抽出

アイリスフィルタ処理画像に対してしきい値処理を施し、腫瘍候補陰影を抽出する。いったん、候補陰影を抽出した後、アイリスフィルタにおいて、集中度が最大となる位置が腫瘍影の辺縁に一致することを利用し、正確に腫瘍影の形状を抽出する。具体的には、候補領域内の各画素のアイリスフィルタ演算における集中度が最大となる位置をプロットし、このプロットされた点に対して、外側から収縮するSnakesアルゴリズムを適用することにより候補陰影の形状を決定している。

### 3.2.2 特徴量評価による候補陰影の絞り込み

#### (1) 腫瘍影判別のための特徴量

アイリスフィルタで抽出される陰影には乳がん腫瘍以外の正常組織が含まれており、これらを取り除く必要がある。医師は以下に示す腫瘍影の形態的特徴を利用して読影を行っており、処理アルゴリズムの場合も同様に各候補陰影に対し、これらの特徴に対応する物理特徴量を算出して総合的に判断することにより、腫瘍影の可能性の高い陰影のみを抽出することができる。

腫瘍陰影辺縁は不整である。

概円形に近い形状である。

腫瘍内部の濃度分布は均一ではなく、凸凹している。

なお、物理特徴量としては、形状の広がり度を表すパラメータ、濃度ヒストグラムに対する分散、平均値、角モーメント、アイリスフィルタの集中度が最大となる位置をカウントアップした画像に対する同時生起行列の相関、分散、和エントロピー、差エントロピー、逆差分モーメント、といった計9種類の特徴量を用いている。

#### (2) 統計的手法を用いた腫瘍影と正常影の判別

各候補領域に対して得られた9つの特徴量から、統計的手法により腫瘍影の可能性が高い陰影のみを抽出する。各候補は、各特徴量に対応した9つの特徴軸(feature axis) からなる9次元空間内の座標  $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_9)$  として表現することができる。このとき、腫瘍影パターンに類似したパターンは9次元空間内で腫瘍影パターンの近傍に位置すると考えることができるため、腫瘍影パターンからの距離を指標とすることにより候補陰影の悪性度判定を行うことができる。距離の指標としてはユークリッド距離が最も代表的であるが、今回のように各パターンがある分布を持っている場合においては適していない。そこで、パターンの広がり具合を考慮したマハラノビス距離を用いて腫瘍影と正常影の識別を行った。マハラノビス距離とは、分布の中心から共分散行列で表される超楕円体の重み付けを行った距離といえることができ、以下の式で定義される。

$$\text{Mahalanobis - dis.} = D_m = (x - m_i)^t \Sigma_i^{-1} (x - m_i)$$

$$\Sigma_i = \frac{1}{N_{i,x}} \sum (x - m_i)(x - m_i)^t$$

$$m_i = \frac{1}{N_{i,x}} \sum x_i$$

このとき、 $x$  は入力ベクトルを表し、 $t$  は転置を表す。また、 $\Sigma_i$  はパターンクラス  $w_i$  の共分散行列、 $\Sigma_i^{-1}$  は  $\Sigma_i$  の逆行列である。また、 $m_i$  はパターンクラス  $w_i$  の平均値である。正常影と腫瘍影との判別に利用する場合、1つの入力パターン  $x$  に対してパターンクラス  $w_1$  (正常影)、パターンクラス  $w_2$  (腫瘍影) までの距離がそれぞれ算出できるため、2つの距離  $d_1(x)$ 、 $d_2(x)$  から次式にて特性値  $conf$  を算出し、しきい値と比較して大きい場合は腫瘍影、小さい場合は正常影と判断する。

$$conf = \frac{d_1(x)}{d_2(x)}$$

### 3.3 微小石灰化のクラスター検出処理

石灰化陰影とは乳房組織中に存在するカルシウムを主成分とする数百ミクロン程度の微細な粒である。特に、早期の乳がんは腫瘍陰影を呈さず、微小石灰化クラスターとしてX線画像上に現れるものもあり、微小石灰化の検出は乳がんの早期発見の点できわめて重要である。

石灰化像は、デジタル画像上では背景に比べて小さな濃度値を持つパルス状の領域に相当する。このような形状のパターン検出には一般に微分処理が用いられることが多いが、本アルゴリズムでは石灰化像のサイズ、形状、濃度分布などを良く保った検出が可能であるモフォロジー演算を応用したフィルタを用い、石灰化像を抽

出している。また、乳がん起因する石灰化の場合、石灰化陰影がクラスタ(群れ)状に存在することが知られている。そのため、Fig. 8に示すように、石灰化抽出処理を行った後、単位面積当たりの石灰化陰影の密度情報をもとに石灰化クラスタを抽出している。

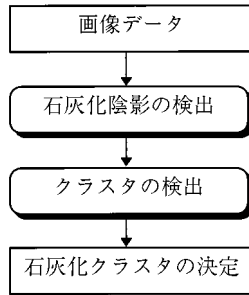


Fig. 8 Calcification detection algorithm

### 3.3.1 モフォロジー演算の基本型

モフォロジーは、一般的にはN次元空間における集合論として展開されるが、直感的な理解のために2次元の濃淡画像を対象として議論する。濃淡画像を座標(x, y)の点が濃度値f(x, y)に相当する高さを持つ空間とみなす。簡単のために、その断面に相当する1次元の関数f(x)を考える。モフォロジー演算に用いる構造要素gは原点について対象な関数であり、次のような定義域(-m, -m+1, ..., -1, 0, 1, ..., m)内で値が0とすると、モフォロジー演算の基本型は次のようになる。

$$\text{dilation} : [f \oplus G^s](i) = \max \{f(i-m), \dots, f(i), \dots, f(i+m)\}$$

$$\text{erosion} : [f \ominus G^s](i) = \min \{f(i-m), \dots, f(i), \dots, f(i+m)\}$$

$$\text{opening} : f_g = (f \ominus g^s) \oplus g$$

$$\text{closing} : f^g = (f \oplus g^s) \ominus g$$

すなわち、Fig. 9に示すように、dilationとerosionは注目画素を中心に±mの幅の中の最大値、あるいは最小値そのものである。openingは、最小値探索の後に最大値探索を行う演算である。直感的には、画像データを座標(x, y)の点が信号値f(x, y)に相当する高さを持つ空間とみなすとき、低信号側から信号局面を滑らかにし、マスクサイズ2mより小さい凸部を取り除くことに相当する。

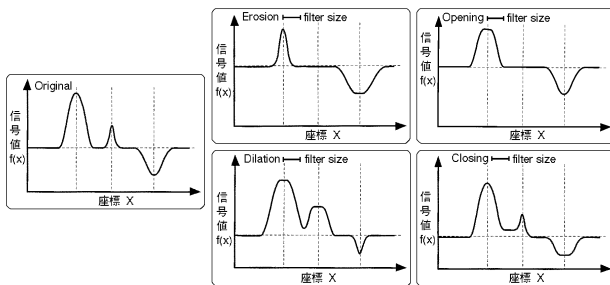


Fig. 9 Morphology operation for grayscale image

一方、closingは、最大値検索の後に最小値を検索する演算で、高信号側から信号局面f(x, y)を滑らかにし、凹部を取り除くことに相当する。

### 3.3.2 微小石灰化像の抽出

#### (1) 多重直線構造要素を用いたopening処理

モフォロジー基本演算のうち、opening処理により信号の凸部を平滑化できることを利用し、openingによる平滑化画像と原画像との差分を求めることにより、石灰化陰影を抽出することができる。しかしながら、円盤といった単純な構造要素を用いた場合、石灰化陰影に加えて、乳腺や血管などの線状陰影も同時に抽出されてしまうため、方向性を持った複数の直線構造要素からなる多重直線構造要素を用いたopening処理を行なっている。多重直線構造要素によるopening処理は以下の式で定義できる。

$$y(i, j) = \max_{k=1,2,\dots,8} X_{Bk}(i, j)$$

このとき、xは原画像、yはopening処理画像である。ここで(i, j)は座標点、Bk, k=1, 2, ..., 8はFig. 10に示す直線構造要素、XBkは構造要素Bkによるopeningを意味する。

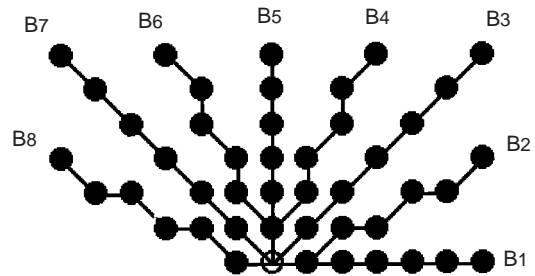


Fig. 10 Multiple structuring elements

一般には、opening処理により小さな凹みは削られて平滑化される。しかし、構造要素が直線であれば画像上に細長い突起状の細長い陰影が存在しても、構造要素の向きとその陰影の向きが一致していれば、opening処理を施しても線状陰影はそのまま残る。そこで、あらゆる方向の直線構造要素を用いてopening処理を行い、それらの中の最大値を求めたものを多重直線構造要素によるopening処理画像yとした。この処理により、画像yにはあらゆる方向の細長い陰影が削られずに残ることになり、次式で表される原画像との差分画像には石灰化陰影のみが残ることになる。

$$z(i, j) = x(i, j) - y(i, j)$$

#### (2) しきい値処理による石灰化陰影の抽出

原画像とopening画像の差分画像zに対して、しきい値処理を行うことにより石灰化陰影を抽出できる。このとき、次式に示すように、座標点(i, j)に適用されるしきい値h(i, j)は撮影およびCRの読取に関するパラメータに基づき決まるしきい値f(S, L)に対し、g(i, j), d(i, j)の補正を行

い決定される。

$$h(i, j) = f(S, L) - g(i, j) - d(i, j)$$

なお、 $g(i, j)$  はopening処理が原理的に持っている濃度傾斜部での石灰化のコントラスト低下を補正する項であり、 $d(i, j)$  はビームハードニングなどによる石灰化のコントラスト低下を補正する項である。

### (3) クラスタ領域抽出

石灰化抽出画像をもとに画像中の石灰化分布密度を調べ、1平方cm内の石灰化像が5個以上存在する領域をクラスタ領域として抽出している。

## 3.4 検出アルゴリズムの性能評価

国立がんセンター東病院の外来患者の乳房CR画像1212画像を用い、乳がん陰影検出アルゴリズムの性能評価を行った。結果をTable 1に示すが、表中のTP (True Positive) とは真の異常影を正しく異常と指摘した割合であり、FP (1画像あたりのFalse Positive数) とは1画像あたり、誤って異常を指摘した数である。

検出アルゴリズムは、総合的な性能という点では誤検出(FP)が多く、医師の検出能にはるかに及ばないが、TPに限って言えば、先に延べた医師の見落とし率(10~30%)と比較しても良好であり、診断支援という観点から十分意味のある情報が抽出できているといえる。また、文献などから推定される他の研究機関の性能と比較しても充分優れた性能と思われる。

Table 1 Performance of Breast Cancer Detection Algorithm

	TP	FP
腫瘍影 検出処理	90.5% (188 / 208 領域)	1.30領域 / 画像 (1577領域 / 1212画像)
微小石灰化 検出処理	89.2% (115 / 128 クラスタ)	0.36クラスタ / 画像 (443クラスタ / 1212画像)

## 4. 乳房CR画像用コンピュータ診断支援システム

先に述べたように、本システムは検出アルゴリズムにより抽出された乳がん候補陰影に対し、画像処理を施し、診断しやすい画像を表示することにより、読影時の検出率を向上させることをねらいとしている。Fig. 11に本システムにおける処理の概要を示すが、検出処理の性能だけでなく、検出結果の情報をいかに診断しやすい画像を提供できるかが、システムのポイントと考える。なお、この実験システムはFig. 12に示すようにCAD処理を行うコンピュータ、および2台の高精細CRTから構成される。以下、各処理の概要を述べる。

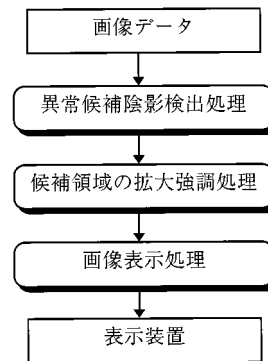


Fig. 11 Diagram of digital mammography CAD system

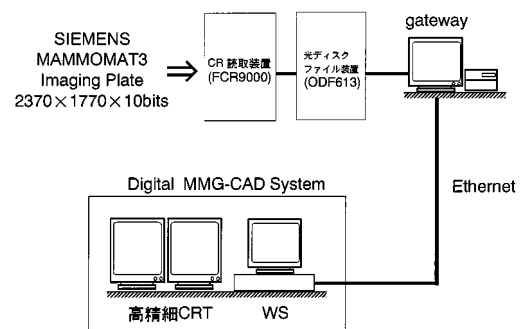


Fig. 12 Configuration of experimental CAD system

### (1) 異常候補陰影検出処理

システムに送られてきた乳房CR画像データを、先に述べた乳がん候補陰影抽出アルゴリズムにより処理し、候補領域の位置と大きさに関する情報を求める。

### (2) 候補領域の拡大強調処理

原画像に対しては、CRシステムにて通常行われる階調・周波数処理を施して表示する。腫瘍影候補領域に対しては、腫瘍影の周波数成分に対応した低周波強調処理を行い、また、微小石灰化候補領域に対しては、石灰化陰影領域をモフォロジー処理により抽出し、石灰化領域のみに高周波数成分の強調処理を行なった後、高階調処理を施す。さらに、以上の処理が施された矩形候補領域に対し、1.5~2倍程度の拡大処理を施し表示する。

### (3) 画像表示処理

通常、乳房の撮影は1患者の左右乳房に対し、それぞれ正面画像 (Cranio-Caudal View : CC View) / 斜位画像 (Medio-Lateral Oblique View : MLO View) の撮影が行われ、合わせて4枚のX線画像が得られる。フィルムで診断を行う場合、この4枚をFig. 13に示すようにシャーカステンに並べて比較読影をすることにより診断を行う。このとき、左右の乳房画像は胸壁側を中心側にして隣り合うように並べることにより、左右の乳房の比較読影が容易となる。

本システムでは、画像表示用に2台の高精細CRT (解像度: 1728x2304画素) を有しており、各CRTは左乳房用・右乳房用として機能させることにより、

シャーカステンでの読影と同様に左右乳房の比較読影に適した表示が可能となっている。また、Fig. 14に示すように、診断支援情報としては異常候補陰影の位置と大きさを示す枠（白枠：微小石灰化，黒枠：腫瘤影）を画像に重畳して表示するとともに、候補領域を拡大強調処理した画像を、乳房と重ならないように画像の周囲に配置した画像を表示することによって読影のサポートを行っている。なお、マウス操作により、マーキングなしの画像と、マーキングおよび拡大表示された画像の表示が切り替わる構成となっている。さらに、CRTの対話表示機能を利用し、読影者の意図に応じて対話的に表示画像のコントラスト/濃度/強調度/拡大率を変化させることができる。これらの対話処理は、淡い腫瘤影や極めて微小な石灰化を観察する際に特に効果を発揮する。

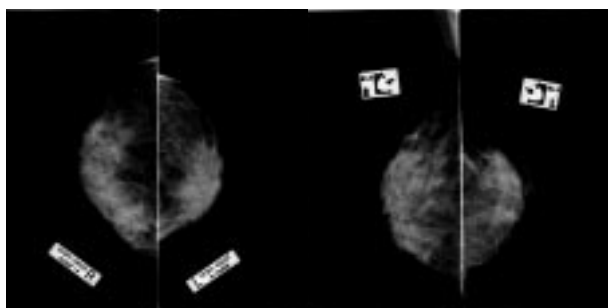


Fig. 13 Film layout of mammograms

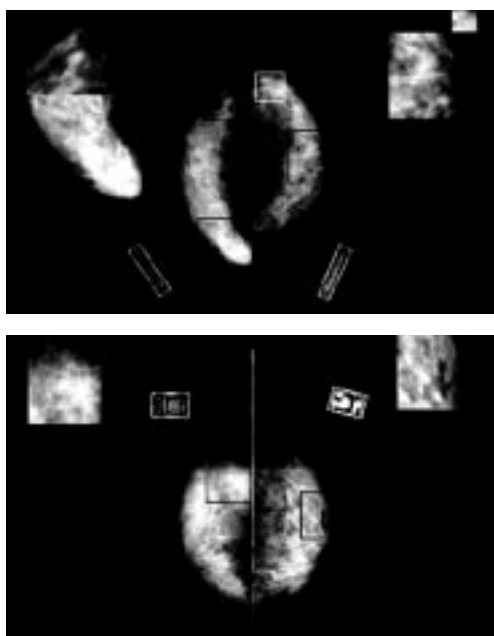


Fig. 14 Image display format of mammography CAD system

## 5. 乳房診断支援システムの臨床評価

われわれが開発した実験システムの臨床価値を評価するために、乳がんの検出能に関するROC (Receiver

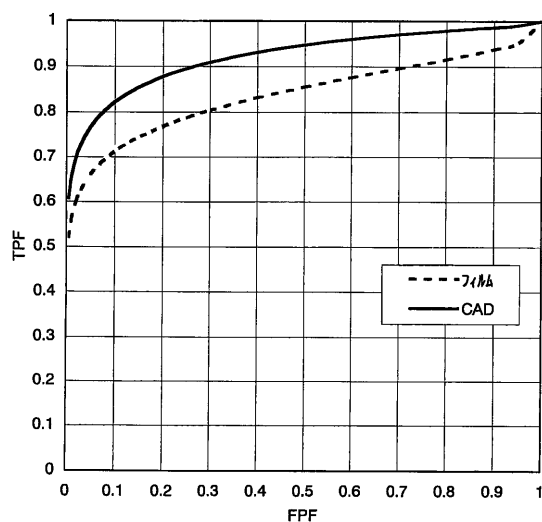
Operating Characteristic) 評価実験を行った<sup>4)</sup>。ROC評価とは、信号検出理論に基づく評価解析手法であり、視覚的、心理的評価でありながら計量的客観性を持った優れた画像評価法である<sup>5)</sup>。ファントム画像だけでなく、実際の臨床例を用いた評価が可能であるため、評価結果は実際の読影における検出能を良く反映していると言われている。また、ROC評価結果からシステムの検出能に対応する指標を求めることができ、この指標を利用した統計的有意差検定を行うことにより、システム間の有意差を調べることができる。

### 5.1 評価方法

国立がんセンター東病院の5名の研修医により、がん症例43人、正常例43人の合計86人・344枚の乳房CR画像データを、従来システム (CRフィルム画像) および診断支援システムを用いて読影を行った。読影者は画像を観察し、がんと思われる位置を指摘するとともに、その確信度 (がんを否定できない、たぶんがん、絶対がん) を判断する。続いて、評価結果からAFROC解析によってROCカーブを求めるとともに、ROCカーブ下の面積 (A1)を指標としてt検定により比較する読影システムの有意差解析を行う。また、読影に要した時間を測定し、診断効率の点での評価も合わせて行った。

### 5.2 評価結果および考察

読影実験から得られたROC評価結果をFig. 15に示す。CADシステムと単純フィルム読影の結果の比較から、CADシステムを用いることにより、単純フィルム読影よりも統計的に有意な差を持って診断能が向上することが解った。さらに、CADシステムの読影時間は単純フィルム読影を下回り、診断効率の点でも向上できる可能性を示した。



読影システム	平均読影時間 (分/患者)	ROC 面積 (A1)
単純フィルム	1.76	0.83
CAD システム	1.54	0.92

)]<sub>p</sub> (危険率) < 0.05

Fig.15 Result of ROC study

## 6. まとめ

本論文では、乳房CR画像を対象としたコンピュータ支援診断システムに関し、乳がん候補陰影の抽出処理アルゴリズム、および診断支援処理機能を搭載した実験システムの概要とその臨床評価結果について紹介した。

今回の臨床評価などを通じて、乳がん抽出アルゴリズムの性能は診断支援機能として有効な領域に入ってきており、医師の診断能や診断効率を向上できることが明らかになった。特に、異常候補陰影の情報に基づき、画像をより診断しやすい形で表示するという本システムのコンセプトは、コンピュータ支援診断の新しい可能性を示しているといえる。最近のPCの技術進歩には目を見張るものがあり、PCレベルのコンピュータでも複雑なCAD処理が実用時間内で処理することが可能となってきた。今後、本コンピュータ支援技術が医師の診断に広く用いられ、乳がんの早期発見に寄与することが期待される。

## 参考文献

- 1) 土井邦雄, 「放射線医学における画像診断 - 新しい世紀への期待 - 」, 日本医学放射線学会誌, 55 (13), 臨時増刊号, 26-37 (1995)
- 2) Chan HP, Doi K, Galhotra S et al., “ Image Feature Analysis and Computer-Aided Diagnosis in Digital Radiography ”, Medical Physics. 14, 538-548 (1987)
- 3) Kobatake H, et al., “ CAD System for Full-Digital Mammography and Its Evaluation ”, Proc. Of SPIE, 3034, 745-752 (1997)
- 4) Nawano S, et al. , “ Computer-aided Diagnosis in Full Digital Mammography ”, Radiology, 201 (P), 447 (1996)
- 5) 日本放射線学会専門委員会デジタル画像のROC解析検討班編, 「放射線医療技術叢書 (8), ROC解析の基礎と応用」, 日本放射線技術学会 (1994)