

# マンモグラムにおける乳腺実質濃度の評価を用いた 構築の乱れの自動検出システムの改良

山田 菜美<sup>†</sup> 松原 友子<sup>‡</sup> 角森 昭教<sup>‡‡</sup> 原 武史<sup>†</sup> 村松 千左子<sup>†</sup>  
遠藤 登喜子<sup>‡‡‡</sup> 藤田 広志<sup>†</sup>

<sup>†</sup>岐阜大学 〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

<sup>‡</sup>名古屋文理大学 〒492-8520 愛知県稲沢市稲沢町前田 365

<sup>‡‡</sup>コニカミノルタエムジー株式会社 〒191-8511 東京都日野市さくら町 1 番地

<sup>‡‡‡</sup>名古屋医療センター 〒460-0001 愛知県名古屋市中区三の丸 4-1-1

E-mail: <sup>†</sup>{nami, hara, chisako, fujita}@fjt.info.gifu-u.ac.jp, <sup>‡</sup>matsubara.tomoko@nagoya-bunri.ac.jp  
<sup>‡‡</sup>akinori.tsunomori@konicaminolta.jp, <sup>‡‡‡</sup>endot@nnh.hosp.go.jp

**あらまし** 我々は、マンモグラフィ画像における乳がんの重要所見の一つである構築の乱れの CAD システムの開発に取り組んでいる。本システムは高い検出率を示しているが、実用化に向けて、偽陽性数を減少させることが課題となっている。そこで本研究では、乳房内脂肪含有率を用いて画像を4つのグループに分類し、グループ毎に特化した偽陽性削除処理を行った。その結果、従来法よりも多くの偽陽性の削除に成功し、本手法の有効性が確認された。

**キーワード** マンモグラム, コンピューター支援検出システム, 構築の乱れ, 乳腺, 乳房内脂肪含有率.

## Improvement of automated method for detecting architectural distortion using assessment of fibroglandular breast tissue density on mammograms

N. Yamada<sup>†</sup> T. Matsubara<sup>‡</sup> A. Tsunomori<sup>‡‡</sup> T. Hara<sup>†</sup> C. Muramatsu<sup>†</sup> T. Endo<sup>‡‡‡</sup> H. Fujita<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu, Gifu, 501-1193 Japan

<sup>‡</sup>Nagoya Bunri University, Maeda-365 Inazawacho Inazawa, Aichi 492-8520 Japan

<sup>‡‡</sup>Konica Minolta Medical & Graphic, Inc, 1 Sakuramachi Hino, Tokyo 191-8511 Japan

<sup>‡‡‡</sup>National Hospital Organization Nagoya Medical Center, 4-1-1 Sannomaru Naka, Nagoya, Aichi 460-0001 Japan

E-mail: <sup>†</sup>{nami, hara, chisako, fujita}@fjt.info.gifu-u.ac.jp, <sup>‡</sup>matsubara.tomoko@nagoya-bunri.ac.jp  
<sup>‡‡</sup>akinori.tsunomori@konicaminolta.jp, <sup>‡‡‡</sup>endot@nnh.hosp.go.jp

**Abstract** Architectural distortion is one of very important findings in interpreting breast cancer on mammograms. Therefore we have been trying to improve the performance of our automated method for detecting spiculated architectural distortion on mammography CADe. The performance of our system is high, but the system still has a lot of FPs. Our resent research is to reduce FPs. In addition mammograms are different greatly in individual, but we have been approaching all of the mammograms with same method. Our purpose of this research is to divide to four classes depending on quantity of mammary gland and fat on mammogram before the detection method.

**Keyword** Mammogram, CADe (computer-aided detection), distortion, Mammary gland, Fat on mammogram.

### 1. はじめに

わが国において、がんの罹患率は年々増加傾向にあり現在では総死亡の3割を超えて、死因の第1位となっている。

乳がんの早期発見に有効な診断法の一つとして、マンモグラム(乳房 X 線画像)がある。マンモグラムでは、これまで困難だった小さながんも発見可能である。し

かし、マンモグラムの正確な読影には、豊富な知識と経験が必要不可欠であり、それを満たす医師が不足しているのが現状である。そこで、医師の読影を補助を目的としたコンピュータ支援診断(Computer-Aided Diagnosis:CAD)への期待が大きくなっている。

腫瘍陰影、微小石灰化クラスタとならび、乳がんの所見の一つとして挙げられる、構築の乱れは、重要な

所見であるにも関わらず、読影が難しい症例が多い、そのため CAD システムの必要性は高い。それにも関わらず、商用化されている CAD システムでの構築の乱れの検出性能は十分ではない。

構築の乱れに特化した検出アルゴリズムの開発は、国内外のいくつかの研究チームで行われており、Gabor フィルタ[1]やフラクタル次元[2]を用いた手法などが提案されている[3-4]。検出性能は、およそ真陽性率 80%から 99%、1 画像あたりの偽陽性数は 7 個から 15 個である報告が多く、実用化のためにはさらなる向上が必要である。我々も、構築の乱れが retraction と spiculation に大別できる点に着目し、トップハット変換を用いた retraction の検出方法[5]と、乳腺構造を解析し、その集中度と平均等方指数を算出し、その両方が高い値を持つ領域を候補領域と決定する spiculation の検出方法[6]を提案してきた。

本手法は高い真陽性率を示すが、実用化に向けては偽陽性数の減少が課題である。そこで本研究では症例ごとの乳腺構造の違いに着目した。乳腺は、加齢に伴って、脂肪に置換する。また人種、年齢、出産や授乳の有無などにより個人差が大きい。

そこで、本研究では乳腺濃度の評価[8]を偽陽性削除に用い、検出性能の向上を目的とする。

## 2. 構築の乱れと乳房内脂肪含有率について

### 2.1. 構築の乱れ

乳がんの 2 大所見である腫瘍陰影と微算石灰化クラスタの次に、乳がんの所見として、構築の乱れがあげられる。構築の乱れは画像上明らかでないが、正常な乳腺構造が歪んでいる。1 点から放射状に広がる spiculation や乳腺実質辺縁の局所的な引き込み retraction あるいは歪み distortio と定義される。しかし病変の中心領域は不明慮な症例が多く、構築の乱れは医師による発見が難しい症例として挙げられる。それに加え、重篤な浸潤癌である可能性もあり他の重要所見に比べ悪性度も高い。

表 1 Dmg 領域(Da, Db, Dc)の特徴

Da	最も脂肪に近い濃度。乳腺含有率 10%未満
Db	うっすら白く見える濃度。癌病巣があっても鑑別可能な濃度。乳腺含有率は 10%から 50%未満。
Dc	白く見える濃度で癌病巣が隠れてしまう可能性が高い。目安として大胸筋の最も白い濃度に相当する。乳腺の含有率 50%以上を占める。

表 2 ABCD への分類と Da, Db, Dc の割合

A) 脂肪性	Db $\leq$ 35% かつ Dc = 0%
B) 乳腺散在	Db $\leq$ 20% かつ Dc $\neq$ 0% 又は Dc $<$ 35% かつ Dc $\neq$ 0% 又は Db $>$ 35% かつ Dc = 0%
C) 不均一高濃度	Dc $\geq$ 35% かつ Dc $<$ 80% 又は Dc $\geq$ 30% かつ Dc $<$ 35% かつ Db $\geq$ 20%
D) 高濃度	Dc $\geq$ 80%

### 2.2. 乳房内脂肪含有率

読影医は乳房 X 線画像を読影する際には、正常乳腺がどの程度乳房内に存在するかを考慮し、病変が乳腺に隠れてしまう危険性の目安とする。そこで、乳腺濃度により本来乳腺が存在したと思われる Dmg(mammary gland)領域を以下の 3 段階の乳腺濃度 (Da, Db, Dc)に評価する(表 1)。

次にこれらの領域の比率によって画像をグループ A ~B の 4 種類に分類する。A に近づくほど乳房内に含まれる脂肪が多く、D に近づくほど少ない。ただし、医師は経験的に判断しており、割合は主観的な判断により決定した。表 2 に本研究で用いた割合と図 1 に A ~D の画像例を示す。白で囲まれた領域は構築の乱れであり、構築の乱れと言ってもグループごとに見た目に違いがある。

## 3. 対象と方法

### 3.1. 対象データ

今回の実験で用いる乳腺濃度評価は、大胸筋の濃度を基準とするため、大胸筋を含む MLO view(mediolateral oblique view, 内外斜位撮影)方向で撮影されたデジタルマンモグラフィ画像を用いた。詳細を表 3 に示す。

表 3 デジタルマンモグラフィのデータベース

	データベース
画像数	60 画像 (abnormal 46 画像, normal 14 画像)
撮影機器	Mermaid (コニカミノルタ)
サンプリング間隔	50 $\mu$ m
濃度分解能	12 bits (4096 階調)

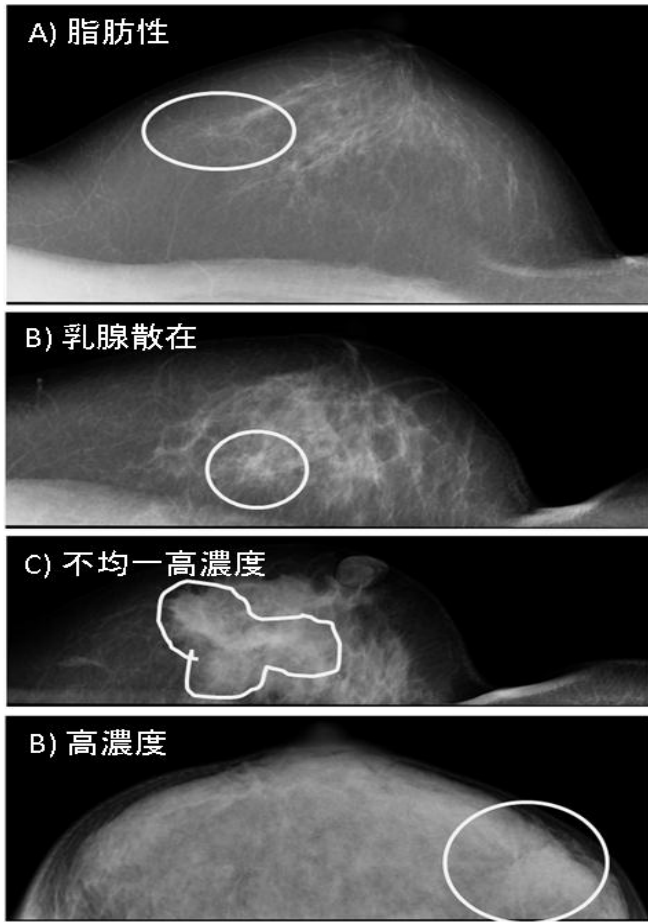


図1 グループ A~D と構築の乱れ

なお、本研究では、乳腺の抽出には、解像度  $50 \mu\text{m}$  の画像を、縦横 4 画素とした  $200 \mu\text{m}$  の縮小値を平均して 1 画素の画素値とした  $200 \mu\text{m}$  の縮小画像と、縦横 2 画素の 4 画素の画素値を平均して 1 画素の画素値とした  $100 \mu\text{m}$  の縮小画像の 2 つの縮小画像を用い、また、候補領域の抽出には  $200 \mu\text{m}$  の縮小画像を用いた。

### 3.2. 方法

今回の実験では既存の検出システムに、乳房内脂肪含有率の評価処理を追加した。それぞれのシステムの流れを図.2 と 3(a)に示す。

#### 3.2.1. 構築の乱れの検出システム

検出システム[7]ではダイナミックレンジ圧縮により、背景トレンドの緩和を行い、法曲率を用いての乳腺の抽出、集中度と平均等方指数[9]を用いた候補領域の決定を行い、候補領域内の特徴量を算出する、その後明らかに外れた値を持つ候補領域を削除し、最後に判別分析を行い最終的な結果を得る。

なお、本研究では判別分析に 9 個(面積, 平均画素値, 集中度, 平均等方指数, コントラスト, RMS 変動値, パワースペクトルの傾きの差, パワースペクトルの平

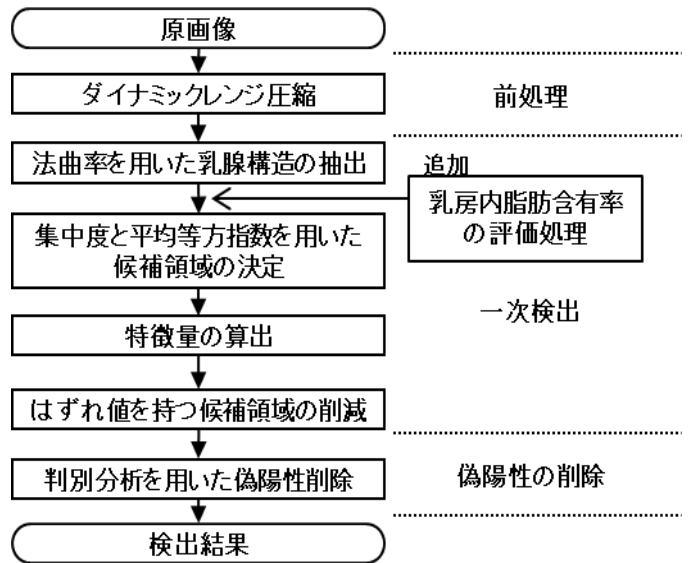


図2 構築の乱れの検出システム

均の差, 一次モーメント)の特徴量を用いている。

#### 3.2.2. 乳房内脂肪含有率の評価システム

まず、図 3 の(b)に示すようにもともと乳腺組織が存在したと考える  $D_{mg}$  領域を大胸筋の濃淡値を基に  $D_a$ ,  $D_b$ ,  $D_c$  の 3 領域に分け(図 3(b)), その割合によって A ~ D の 4 グループに分類し、個々のグループの持つ特徴量の違いを調べた。また、画像ごとに候補領域が大胸筋,  $D_a$ ,  $D_b$ ,  $D_c$  のどの領域に位置するかも判定した。

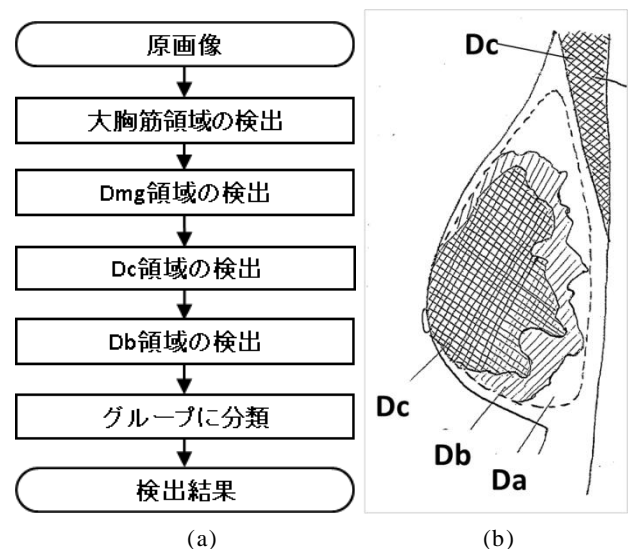


図3 (a) 脂肪含有率測定システムの流れと (b)乳房内の領域  $D_a$ ,  $D_b$ ,  $D_c$

## 4. 結果と考察

### 4.1. 検出システムの性能評価

まず一次検出においてすでに検出できなかった画像数は60候補8個だった。今回見落としが多かった理由として、抽出した乳房内の線素画像に対して筋肉などの線構造の削除を行った際に、必要な線構造まで削除され、検出率が下がった。本研究の最終的な性能評価としてFROC曲線を用いた。

### 4.2. 乳房内脂肪含有率評価システムの性能評価

乳房内脂肪含有率の評価方法として、今回使用したデータベース60画像のうち、医師による評価の記載があった39画像で行った。

その中で本システムが誤って評価した数はBをA、BをC、CをB、DをCと評価したそれぞれ、2画像、3画像、6画像、1画像の計12画像で医師との一致率は66.7%であった。

しかし、今回2つ以上の枠を超えての誤りはなかった。また、グループBとCについては特に線引きが難しく、医師によって診断も異なる。このことから今回の医師の評価との相違は誤差内であり、本システムによる評価結果を用いてFPの削除を行っても問題はないといえる。

また、今回グループBの画像をAと誤って評価してしまった原因は、Dc領域が繊維状で領域として検出できず、D表2で用いている割合により脂肪性と評価された。

A, B, C, Dに分類する基となる領域として大胸筋、DaとDcについてはほとんどの症例でおおよそ正しい領域を検出することができた。しかし、DaとDcの中間値を持つDb領域の決定については、Dcとほぼ近い領域を選択することが多く、医師との一致率が低かった

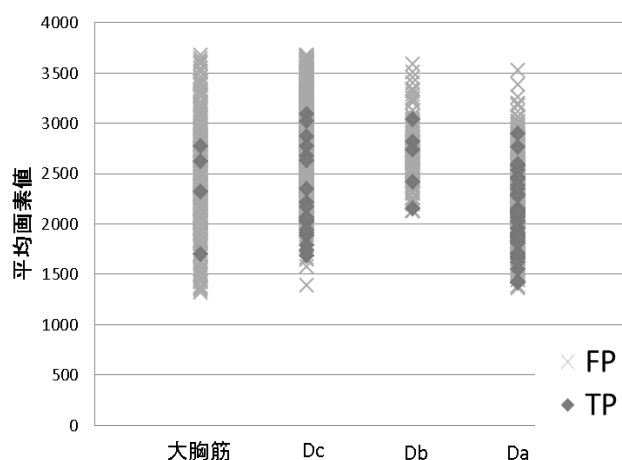


図4 候補領域の存在する領域と平均画素値

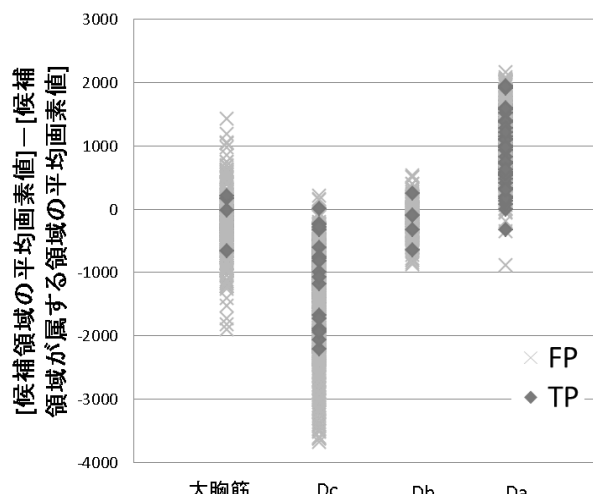


図5 候補領域と属する領域の平均画素値の差

#### 4.2.1. Da, Db, Dcに分けた時の特徴量の違い

乳房内の領域をDa, Db, Dcに分けたとき、平均画素値での比較を行った(図4)。Da, Db, Dcの領域は濃淡値において違いを示すが、それぞれの候補領域内の画素値の平均では大きな違いは見られなかった。しかし乳腺濃度には個人差があるので、画素値の単純な比較だけでは不十分だと考える。そこで、候補領域が存在する領域大胸筋、Da, Db, 又はDcの平均画素値と候補領域内の平均画素値の差(図5)を現在用いている9つの特徴量に加え、新たに10つの特徴量で判別分析を行った。これを実験1として図8のFROC曲線に示す。

#### 4.2.2. A, B, C, Dに分けた時の特徴量の違い

グループA, B, C, Dごとの候補領域の平均画素を図6に示す。

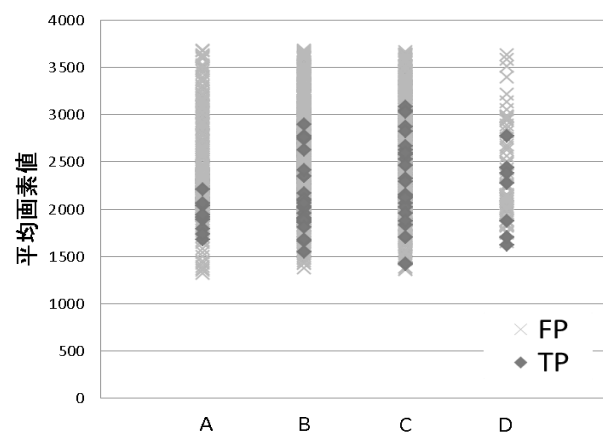


図6 グループA~Dごとの候補領域の平均画素値

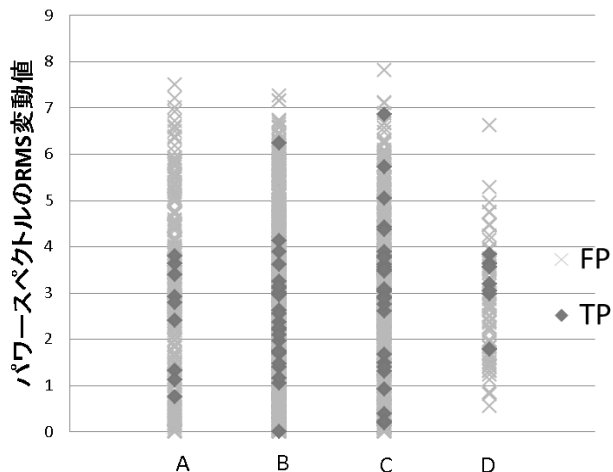


図7 A~Dに評画された画像にある候補領域のRMS変動値

各グループA~Dで平均画素値の比較を行った時、全体的にTPは中濃度から低濃度成分に集中している。低濃度成分を持つTPとFPを比べてみると、TPの中心濃度は高いが周辺領域が引っ張られることで疎になっている。そのため中心濃度のみを比べると、FPと同等またはより低い値を持っているように見えるが、周辺領域が高濃度であるために平均画素値の値が少し引き上げられている。

この結果を踏まえて、今回実験2として平均画素値により各グループで削除処理を行った後、判別分析にかけ最終結果を得た。この結果を図8のFROC曲線に示す。

次にパワースペクトルのRMS変動値での比較も行った。パワースペクトルのRMS変動値は画像の粗さを表す特徴である。また血管や乳腺組織などの細かい線成分には大きく影響を受けず、皮膚の折れなど局所的に極めて低い濃度成分を持つ領域や高濃度成分の脂肪領域と低濃度成分の大胸筋の間などで候補領域に高い値が見られた。

まずグループA~Dに分けて見てみるとグループAの脂肪性とDの高濃度においてTPは比較的低い値を持っていることが分かった。この理由として、グループAは高濃度である脂肪性Da、グループDは低濃度であるDcが乳房内のほとんどの領域を占める。そのため、グループBの乳腺散在やCの不均一高濃度のようになり、Da, Db, Dcの境界面もないため、低い値となった。

次にグループBの乳腺散在やCの不均一高濃度ではいくつか高い値を持つTPの候補領域が見られるが、これらも胸筋から脂肪組織または、スキンライン側の高濃度成分から低濃度成分のDcにまたがって領域の

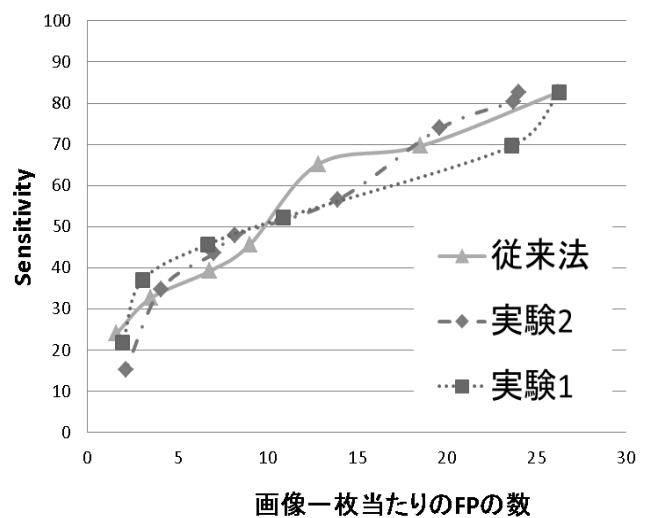


図8 FROC曲線

間で発生しているものだった。

## 5. まとめ

今回は、乳房内に含まれる脂肪や乳腺組織などをDa, Db, Dcに置換え、この3領域の割合によって乳房を4つのグループに評価を行った。この結果を用いて、各領域、各グループが持つ特徴を検討しFPの削除を試みた。結果として、判別分析前にグループA~Dそれぞれのグループにおいて、しきい値処理によりFP削除を行った後に判別分析処理を行う方法が有効であった。しかし、候補領域が構築に乱れ以外にも胸筋やその他の領域も含んで検出してしまう事がある。その時には大きく外れた値を持ち、しきい値削除されてしまう可能性がある。そこで今回は1つの特徴量で削除を行ったが、グループごとに異なる特徴量を用いてFPの削除を行うなども今後検討していきたい。

## 文 献

- [1] Rangayyan RM, Banik S, Desautels JEL, "Computer-Aided Detection of Architectural Distortion in Prior Mammograms of Interval Cancer" Journal of Digital Imaging, no.23, pp611-631, October 2010.
- [2] Tourassi GD, DeLong DM, Floyd JCE, "A study on the computerized fractal analysis of architectural distortion in screening mammograms" Physics in Medicine and Biology, no.51, pp1299-1312, 2006.
- [3] Guo Q, Shao J, Ruiz V, "Investigation of support vector machine for the detection of architectural distortion in mammographic images" Journal of Physics, Conference Series no.15, pp88-94, 2005.
- [4] Nemoto M, Honmura S, Shimizu A et al, "A pilot study of architectural distortion detection in mammograms based on characteristics of line shadows" Int J Comput Assist Radiol Surg, no.4, pp.27-36, 2009.

- [5] 山崎大輔, 松原友子, 藤田広志 他, “乳房 X 線画像における構築の乱れ領域の自動抽出法” 医用画像情報学会雑誌, no19, pp.69-72, 2002.
- [6] Hara T, Matsubara T, Fujita H et al, “Automated detection method for architectural distortion based on distribution assessment of mammary gland on mammogram” Proc. of CARS 2006, pp.333-334, 2006.
- [7] 松原友子, 原 武史, 藤田広志 他 “乳房 X 線写真における乳房の構造解析に基づく構築の乱れの自動検出法” 電子情報通信学会技術研究報告: pp.49-52, 2006.
- [8] 山崎大輔, 松原友子, 原 武史 他, “乳腺濃度評価に基づくデジタル乳房 X 線写真のコンピュータ自動分類法の改良” 医用画像情報学会雑誌, no.3, pp.161-166, 2000.
- [9] 目加田慶人, 尾坐幸一, 長谷川純一 他, “線図形における局所的集中パターンの特徴量とその応用” 電気情報通信学会論文誌 D-II, no.J77-D-ii, pp.1788-1796, 1994.