

# Top-hat 変換とウェーブレット変換の新混合フィルタを用いたマンモグラフィーにおける微小石灰化像検出

## Computer-aided detection of microcalcifications in mammography by using a new hybrid filter of top-hat and wavelet transformations

後藤翔太郎\*, 本間経康\*, 川住祐介\*, 石橋忠司\*, 吉澤誠\*

Shotaro Goto\*, Noriyasu Homma\*, Yusuke Kawazumi\*,  
Tadashi Ishibashi\*, Makoto Yoshizawa\*

\*東北大学

\*Tohoku University

キーワード: マンモグラフィー (mammography), コンピュータ支援診断 (CAD:computer aided diagnosis, computer aided detection), 微小石灰化 (microcalcifications), モルフォロジー (morphology), ウェーブレット変換 (wavelet transformation)

連絡先: 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05 電気系内  
東北大学 サイバーサイエンスセンター先端情報技術研究部 吉澤・本間研究室  
後藤翔太郎, Tel.: (022)795-7130, E-mail: s-goto@yoshizawa.ecei.tohoku.ac.jp

### 1. はじめに

乳がんの早期発見, 早期治療の重要性が認識されつつある現在, マンモグラフィー (乳房 X 線撮影) 検診の受診者が増加している. そのため検診で生じる多くのマンモグラム (乳房 X 線写真) の画像診断を行う読影医の負担は増大している. 負担増大は疲労を蓄積させ誤診につながる可能性も否定できない. このような問題の対策として, コンピュータが診断を行い「第 2 の意見」として医師に呈示するコンピュータ支援診断 (CAD:computer aided diagnosis もしくは computer aided detection) の開発が行われている<sup>1-3</sup>. 乳がんの主な画像所見には (1) 微小石灰化 (2) 腫瘍 (3) 構築の乱れなどがあるが, このうち腫瘍, 構築の乱れについては医

師が見れば容易に検出・診断できるとされている<sup>4</sup>). しかし微小石灰化については大きさが約 1[mm] 以下ととても小さく, 読影とくに検出には細心の注意を払うことが必要である. Fig 1 にマンモグラフィーの画像例と, 微小石灰化部の拡大図を示す. 微小石灰化は白い斑点のように写りとても小さいことが分かる. このような微細な対象を検出・診断するには, 非常に高価で高コントラストな専用モニターが要求されるなど, 医療費の面でも問題がある. 石灰化は, がんや炎症により細胞が死んだ部分によく見られる, カルシウム成分が溜まったものをいう. このうち微細で, 数が多い (現在の CAD では 1[cm<sup>2</sup>] 内に 5 個以上などとされる), 分布形状に特徴がある, 形にばらつきがある, などの場合には

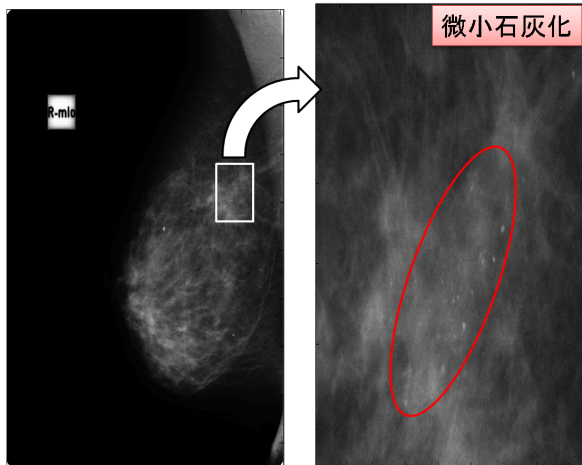


Fig. 1 微小石灰化の例． (a) 全体像 (b) 微小石灰化部の拡大図（悪性が疑われる例）．

悪性の石灰化とされ、乳がんが疑われる<sup>5)</sup>。

マンモグラフィーにおける微小石灰化検出のためのCADは、これまでもさまざまな研究がなされている．たとえば、微小石灰化が画像上で周辺よりも白く写る、つまり画素値が局所的に高いということに着目して検出を行う、top-hat変換を用いた方法<sup>1,2)</sup>や、石灰化像の大きさに着目して検出を行う、ウェーブレット変換を用いた方法<sup>3)</sup>などがある．しかし、画素値が局所的に高い陰影の中には良性のものも多く、これらが悪性候補として検出されることで、CADの特異度を悪化させる原因となっている．このような良性陰影には、比較的大きな石灰化、単独で孤立的に存在する微小石灰化、乳腺組織などがある (Fig 2) ．

top-hat変換を用いた方法では、乳腺や血管などの正常組織上の一部の画素値が局所的に高くなっている場合にはその部分が検出されてしまうことが問題である．検出の段階で非石灰化像が多く残ったまま、検出結果からさらに悪性の石灰化だけを分類することは困難であるため、検出段階では非石灰化像をできるだけ削減しておく必要がある．ただし、top-hat変換を用いた場合に検出される乳腺や血管の一部は、微小石

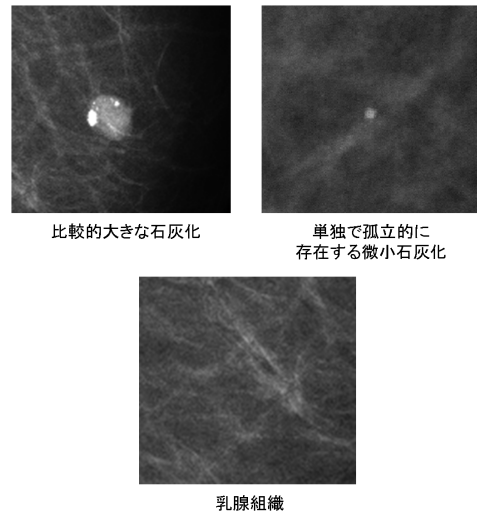


Fig. 2 画素値が高い良性陰影の例．

灰化に比べて大きさは小さいものがほとんどであるため、ウェーブレット変換によって大きさをフィルタリングすることで、正常組織を誤検出することなく微小石灰化を検出することが可能になると考えられた．

そこで本研究では、top-hat変換とウェーブレット変換を用いた新しい混合フィルタを提案する．また、臨床データを用いた実験により、提案手法が従来法に比べて有用であることを示す．

## 2. 方法

### 2.1 opening処理とtop-hat変換

opening処理は、形態学的処理の一種で、構造要素という関数を用いて行う平滑化処理である．opening処理の直感的なイメージを示すため、Fig 3に1次元濃淡画像 $f$ に対して構造要素 $g$ でopening処理( $f_g$ と表す)を行う様子を示す． $f_g$ はFig 3(上)のように $g$ を $f$ の内側に接するように動かしたときに $g$ が覆うことのできる領域 (Fig 3(下))となる．このようにopening処理は構造要素よりも小さなパルス状の部分を除去し滑らかにする．

top-hat変換は、原画像 $f$ に対してopening処理した画像 $f_g$ を原画像から差し引くことで行わ

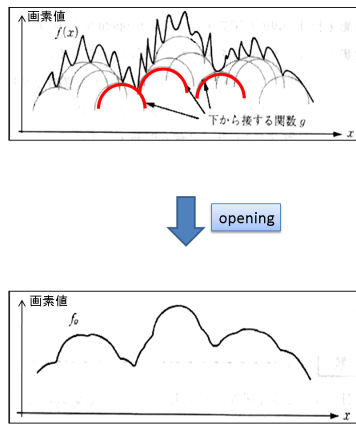


Fig. 3 関数  $f$  に構造要素  $g$  で opening を行う様子（上）とその結果（下）<sup>6)</sup> .

れ、式 (1) で表される .

$$y = f - f_g \quad (1)$$

ゆえに top-hat 変換後の  $y$  は、opening 処理で除去された小さなパルス状部分となる . 一般的に石灰化領域は局所的に高濃度を持つため、top-hat 変換を行うことで検出できると考えられる .

今回、構造要素は Fig 4 のような角度の異なる 8 種類の直線構造要素を用いた<sup>1)</sup> . 複数の構造要素を用いる理由は top-hat 変換により原画像から細長い陰影（血管や乳腺支持組織）を除去し誤検出を防ぐためである . つまり仮に単一の直線構造要素を用いて top-hat 変換を行った場合、構造要素と同じ方向をもつ細長い陰影は除去されるが、異なる方向をもつ細長い陰影は top-hat 変換後も残ってしまう . しかし複数の構造要素を用いれば、あらゆる方向の細長い陰影が除去されると考えられる .

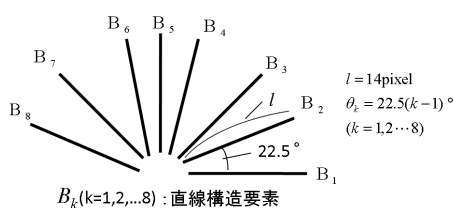


Fig. 4 直線構造要素 .

Fig 5 に、石灰化を含む画像と乳腺部分の画像にそれぞれ top-hat 変換を行った例を示す . Fig 5(a),(b) にそれぞれ top-hat 変換を行うと、Fig 5(c),(d) が得られる . Fig 5(c),(d) を見ると、石灰化がうまく検出され、乳腺の線状構造は除去されているように見える . ここで、Fig 5(c),(d) の赤線上のプロファイルを示す . Fig 5(e),(f) に示す . Fig 5(e) より確かに石灰化がうまく検出されているが、Fig 5(f) を見ると乳腺の画素値が局所的に高くなった部分も、石灰化と同程度の画素値を持って検出されてしまっていることが分かる . このことが top-hat 変換の問題となっている . ここで、Fig 6 に Fig 5(e),(f) の拡大図を示す . Fig 6(a),(b) の石灰化と乳腺の部分の幅を比較すると、石灰化の幅のほうが大きくなっている . したがって、top-hat 変換後に石灰化と乳腺の面積の違いを利用した処理を行えば、乳腺のような非石灰化像を検出することなく石灰化を検出することができると考えられる .

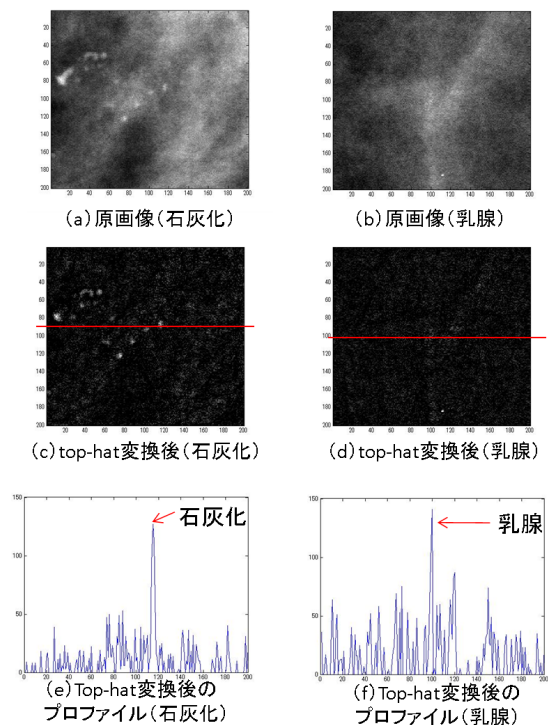


Fig. 5 石灰化を含む画像と乳腺部分の画像に top-hat 変換を行った例 .

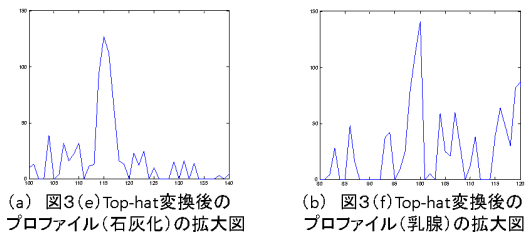


Fig. 6 Fig 3 (e) top-hat 変換後のプロファイル (石灰化), (f) top-hat 変換後のプロファイル (乳腺) の拡大図 .

## 2.2 top-hat 変換とウェーブレット変換の新混合フィルタ

2.1 節で述べた, 乳腺の画素値が局所的に高くなった部分を検出してしまおうという top-hat 変換の問題点をウェーブレット変換により克服する. ウェーブレット変換 (ウェーブレット係数) は, 信号とウェーブレット関数の畳み込みで表される<sup>7)</sup>. ウェーブレット関数は, ウェーブレット関数の基本形である, 局所的に値を持ったマザーウェーブレットを, 拡大・縮小, 平行移動したものである. つまり, ウェーブレット変換は様々な幅, 位置を持つウェーブレット関数と信号との相関を求めることになり, ウェーブレット関数の幅と信号が似た形であればその部分が強調される. さらに, ウェーブレット関数と対応するスケール関数, ウェーブレット係数に対応する近似係数を用いると, 原信号から信号の幅 (レベル, スケール) に関するウェーブレット係数・近似係数への分解が行える. 分解されたウェーブレット係数・近似係数を用いると原信号の再構成も可能である. 2次元ウェーブレット変換の分解では, あるレベルの近似係数 (原画像とする) が与えられれば1つレベルを上げた近似係数とウェーブレット係数 (水平ウェーブレット係数, 垂直ウェーブレット係数, 対角ウェーブレット係数) が求められ, 得られたウェーブレット係数・近似係数から原画像の

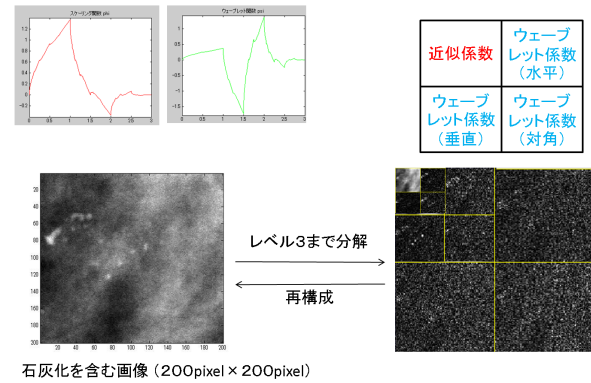


Fig. 7 石灰化を含む画像への2次元ウェーブレット変換の適用例 .

再構成も可能となる .

Fig 7 に石灰化を含む画像に対してウェーブレット変換を適用した例を示す . Fig 7 のスケール関数とウェーブレット関数 (symlet2) を用いた場合, 石灰化を含む画像をレベル3まで分解を行うと, 近似係数とウェーブレット係数はそれぞれ Fig 7 のようになる . 各レベルのウェーブレット係数には, レベル1 のとき画像の細かいノイズのようなものが現れ, レベルが上がるにつれて, だいたい空間的広がり (大きさ) が大きい情報が含まれていることが分かる . この性質を利用して, 分解で得られたウェーブレット係数のうち一定レベルのウェーブレット係数だけを用いて (近似係数とその他のレベルのウェーブレット係数は0にする) 再構成を行うことで一定の幅や面積を持つものを検出できる .

すなわち, 一定レベルのウェーブレット係数を用いた再構成を, top-hat 変換後の画像に行えば乳腺を抑制し, 石灰化をうまく検出できると考えられる . 以下に, top-hat 変換後どのレベルのウェーブレット係数を用いて再構成を行うのが適しているのかを調べたものを示す . Fig 8 に Fig 5(c) をウェーブレット分解し, 各 level1,2,3,4 のウェーブレット係数のみで再構成した画像を示す . また, Fig 9 に Fig 5(d) をウェーブレット分解し, 各 level1,2,3,4 のウェーブレット係数のみで再構成した画像を示す .

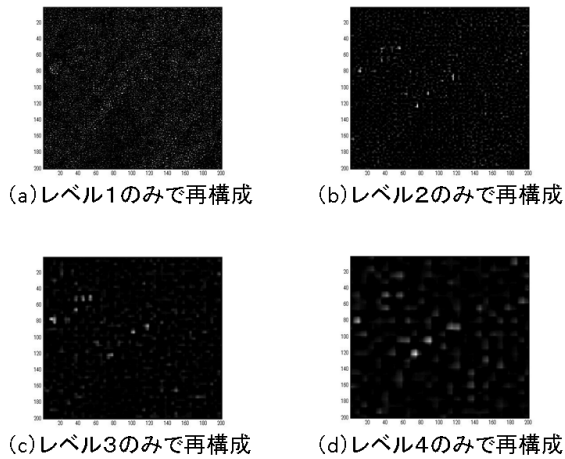


Fig. 8 Fig 5(c) をウェーブレット分解し、各 level1,2,3,4 のウェーブレット係数のみで再構成した画像。

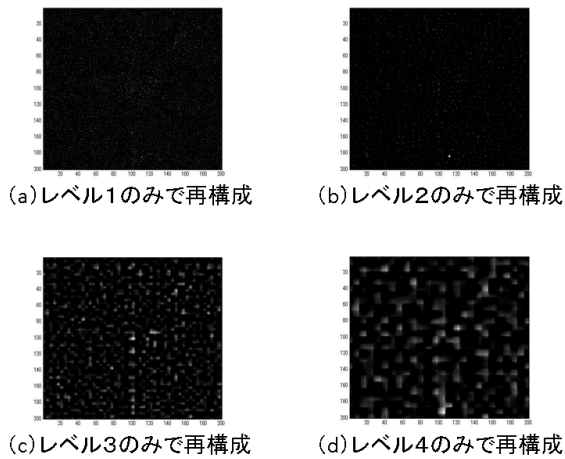


Fig. 9 Fig 5(d) をウェーブレット分解し、各 level1,2,3,4 のウェーブレット係数のみで再構成した画像。

Fig 8, 9 よりレベルが上がるにつれて石灰化、乳腺部分に含まれるサイズの大きい情報が現れていることが分かる。

画像では小さなものが見えにくいため、さらに、Fig 8, 9 の、Fig 5(c),(d) の赤線部分に対応するプロファイルを示す。Fig 10, 11 の各 level の再構成したプロファイルにおいて、Fig 5(e),(f) で画素値が高くなっていった石灰化と乳腺部分に対応する部分をそれぞれ赤丸、青丸

で囲んである。赤丸で囲んだ石灰化、青丸で囲んだ乳腺部分をそれぞれ対応する各 level で比較すると、石灰化部分は level2,3,4 で乳腺部分より大きく、乳腺部分は level1 で石灰化より大きく現れていることが分かる。

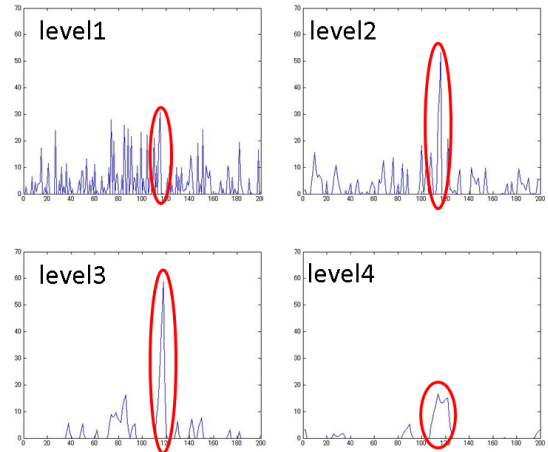


Fig. 10 Fig 5(c) Top-hat 変換後（石灰化）の単一 level ウェーブレット再構成（level1,2,3,4）画像のプロファイル。

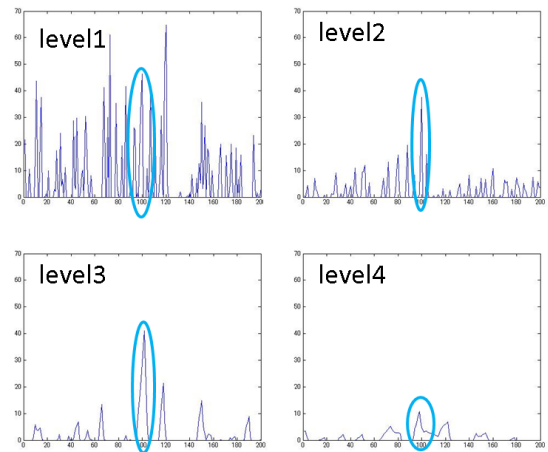


Fig. 11 Fig 5(d) Top-hat 変換後（乳腺）の単一 level ウェーブレット再構成（level1,2,3,4）画像のプロファイル。

そこで、top-hat 変換後、level2,3,4 のウェーブレット係数を用いて再構成すれば乳腺を抑制しつつ石灰化を検出できると考えられる。その結果得られる再構成画像と、Fig 5(c),(d) の赤線部分に

対応するプロファイルを Fig 12 に示す . Fig 5(e) と Fig 12(c) を比較すると Fig 12(c) では石灰化がある程度維持されている . また , Fig 5(f) と Fig 12(d) を比較すると乳腺が抑制されていることが分かる . つまり , top-hat 変換と level2,3,4 のウェーブレット再構成を組み合わせることによって , top-hat 変換後に残る石灰化は維持され , 乳腺は抑制される .

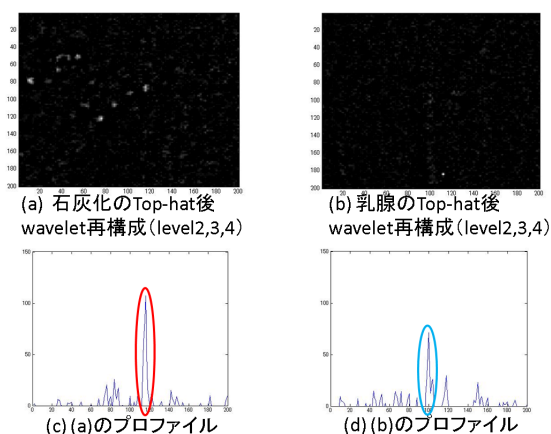


Fig. 12 Fig 5(c),(d) をウェーブレット再構成 (level2,3,4) した画像とそのプロファイル .

### 2.3 提案検出法

Fig 13 に提案する検出方法の手順を示す . まず原画像に対して , 処理領域を乳房領域に限定する前処理を行う . 次に , top-hat 変換後に level2,3,4 のウェーブレット係数を用いたウェーブレット再構成を行う . このウェーブレット再構成は , top-hat 変換後の画像に対して  $200 \times 200$  画素 ( $1\text{[cm]} \times 1\text{[cm]}$ ) の ROI(region of interest) を設定し各 ROI に対して行う . 各 ROI は 100 画素ずつ移動しながら画像全体を走査させ , ROI が重なる部分については石灰化がより大きな画素値を持って残るようにするため , ウェーブレット再構成後の ROI の重なった部分の値を比較し大きいほうの値を選択する . ウェーブレット再構成を行った段階ではまだ非石灰化像が多く含まれるため , さらに画素値が一定画素値より小さいもの , 面積の小さいものを削除する . また ,

分布密度によるノイズ処理を行い検出結果を得る . さらに , この段階で得られた検出点をニューラルネットワークにより石灰化・非石灰化の分類を行う .

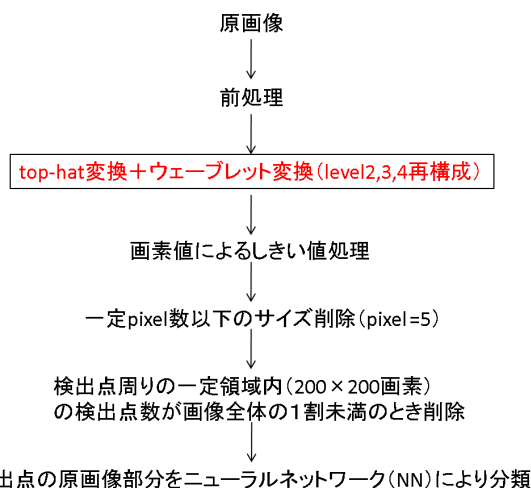


Fig. 13 検出方法の全体の流れ .

### 2.4 ニューラルネットワークによる検出結果の分類

分布密度によるノイズ処理までで得られた検出結果をニューラルネットワークにより石灰化・非石灰化像に分類する . 用いるニューラルネットワークの構造は入力層 256 , 中間層 20 , 出力層 1 の 3 層ニューラルネットワークとする . 入力には , 検出点を中心とする原画像部分の  $16 \times 16$  画素の ROI を用いる . 学習に用いるデータとテストデータの個数は全 ROI からランダムに選択し同数になるようにする . この学習を 10 回を行い , 平均したもので評価を行う .

## 3. 検出結果

左右 69 組の乳房 X 線画像 138 枚 (うち微小石灰化像領域 19ヶ所を含む画像 14 枚) を用いて石灰化の検出実験を行った . また , top-hat 変換だけを用いた方法との比較を行うため , Fig 13 において「top-hat 変換 + ウェーブレット変換

(level2,3,4 再構成)」の部分で「top-hat 変換」として同様な検出実験を行い結果を比較した。

X 線画像は CR ( computed radiography ) 画像 ( FCR , 富士写真フィルム ) であり , 空間分解能 0.05mm , サイズ 4740 × 3540 画素 , 濃度分解能 10 ビット / 画素である . ニューラルネットワークの入力の ROI は , top-hat 変換後にウェーブレット再構成を行った場合 , ROI は 228 個 ( 石灰化 164 個 , 非石灰化 64 個 ) であり , top-hat 変換だけを用了場合は ROI は 299 個 ( 石灰化 190 個 , 非石灰化 109 個 ) だった . Fig 14 に , 提案法を用いることによってニューラルネットワークによる分類がうまくできた ROI の例を示す .

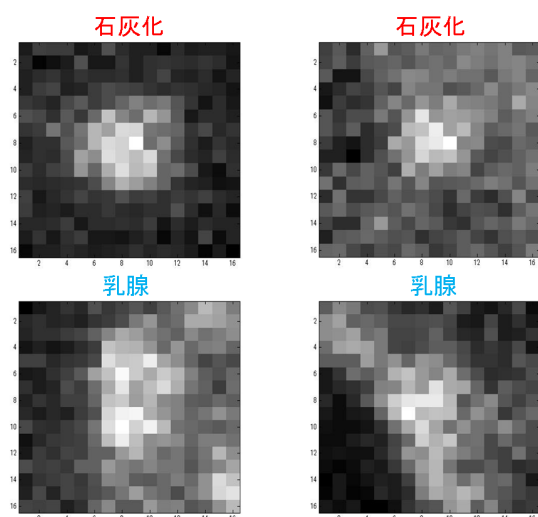


Fig. 14 提案法により分類がうまくできた ROI の例 .

表 1 に top-hat 変換と , top-hat 変換後にウェーブレット再構成を行った場合のニューラルネットワークによる分類結果を示す . ここで , TP はニューラルネットワークのテストデータのすべての良悪性石灰化のうちニューラルネットワークが正しく石灰化を指摘した個数の割合 , FP はニューラルネットワークが非石灰化像を誤って石灰化と指摘した個数であり , TP,FP とともに 10 回の分類の平均値である . 表 1 より top-hat 変換後に level2,3,4 のウェーブレット再構成を行う

ことによって top-hat 変換だけを行う場合よりも TP,FP とともに良い結果が得られていることが分かる . つまり top-hat 変換後に level2,3,4 のウェーブレット再構成を行うことによって非石灰化像を削減でき , さらにニューラルネットワークによる学習もうまく行えたことが分かる . また , 現在 , 微小石灰化の検出精度は高性能 CAD で TP=90 % 以上 , FP=0.1 ~ 0.2 個 / 枚程度となっている . したがって提案手法はこれよりも若干高性能であり , 有用であることが示唆された .

Table 1 ニューラルネットワークによる分類結果

|                   |         |       |
|-------------------|---------|-------|
| top-hat + wavelet | TP[%]   | 97.18 |
|                   | FP[個/枚] | 0.13  |
| top-hat           | TP[%]   | 93.02 |
|                   | FP[個/枚] | 0.18  |

#### 4. おわりに

top-hat 変換とウェーブレット変換を組み合わせることにより , 非石灰化像を削減し石灰化像検出の精度を向上した . 今後の課題は , さらに非石灰化像の削減を行い , 石灰化の形や分布の情報を用いた良悪性鑑別を行うことや , 多くの臨床データによる性能評価を行うことである .

#### 参考文献

- 1) 金華栄 , 小畑秀文 : 多重構造要素を用いたモルフォロジーフィルタによる微小石灰化像の抽出 , 電子情報通信学会論文誌 , J75-D-II-7 , 1170/1176 (1992)
- 2) 奥野健一 , 小畑秀文 , 縄野繁 , 中島延淑 , 武尾英哉 : 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 , MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY , 14-6 , (1996)
- 3) 内山良一 , 中山良平 , 笠井聡 , 山本皓二 , 原武史 , 藤田広志 : 乳房 X 線写真における微小石灰化クラスタのコンピュータ検出支援システムの高度化 フィルタバンクを用いた偽陽性削除 , 生体医工学 , 43-3 , 406/415 (2005)

- 4) マンモグラフィガイドライン第2版<増補版> ,  
日本医学放射線学会, (2007)
- 5) Stephen A. Feig, MD, IRVINE, CALIF: 2005  
Syllabus Breast Imaging Categorical Course  
in Diagnostic Radiology, the Radiological So-  
ciety of North America, (2005)
- 6) 小畑秀文:モルフォロジー , コロナ社, (1996)
- 7) 新誠一, 中野和司: 図説ウェーブレット変換ハ  
ンドブック, 朝倉書店, (2005)