

研究論文

# ウェーブレット解析を用いた医用画像における 微細構造の強調

内山 良一 \* 山本 皓二 \*

**要旨** 画像のコントラストはエッジの勾配の大きさを修正することによって強調することができる。ウェーブレット解析は変換によって解像度の異なるエッジ画像を生成するため、このエッジ画像に対して適当な重みを加えて逆変換すれば特定のサイズの特徴を強調することが理論的に可能である。本論文ではあるサイズの特徴を強調するために加えるそれぞれのレベルの重みの決定の方法を与える。また、本方法の効果を確認するためにマンモグラムに対して適用することによって異なるサイズの特徴の強調を行っている。

**Key words** : medical image processing, wavelet, contrast enhancement, mammogram

## 1. まえがき

画像処理の一つに強調処理がある。これは画像のある特徴を犠牲にして別のある特徴を強調するものである。例えば、コントラストの強調、ぼけの回復、あるいは雑音の除去などがこれに含まれる。これらは画像を取り込む際に生じた画質の劣化を視覚的に良好な状態にすることを目的としている。このような画像の強調にウェーブレット解析を用いる方法がある[Laine94a, Lu94a, Lu94b, 村木 94, 阿部 96]。ウェーブレット解析を用いれば雑音成分を抑えながら画像の色々なサイズの特徴を強調することができる[Lu94b]。この方法はウェーブレット変換することで得られる解像度の異なるエッジ画像(マルチスケールエッジ)に対して適当な重みを加え逆変換することで行われる。しかし、従来、強調のための重みは経験的に与えられてきた。本論文ではこの重みの決定をテストパターン画像を用いて定量的に行う新しい方法を提案する。2章では提案する方法について述べ、3章において本方法の効果を確認するためにマンモグラムの解析に適用し、局所異常陰影の強調を行う。

## 2. 方法

### 2.1 ウェーブレット展開

波形の特徴を理解しようとするとき、波形の特徴を大まかにとらえ次第に詳しく見つめるという段階的な観測過程を行うことが多い。このような解像度の段階的な構造は多重解像度表現と呼ばれる。今、2スケール関係

$$\phi(x) = \sum_{k \in Z} h_k(2x-k) \quad (1)$$

を満たすスケーリング関数  $\phi(x)$  が与えられたとする。ここで、 $\{h_k\}$  は2スケール数列と呼ばれる。2スケール数列の多項式を正規化定数  $1/2$  を用いて  $H(z) = \frac{1}{2} \sum_k h_k z^k$  と定義すると、(1)式は周波数領域で下のように表される。

$$\hat{\phi}(\omega) = H(\omega/2) \hat{\phi}(\omega/2) \quad (2)$$

このスケーリング関数を用いてレベル  $j$  のデータ  $S_j^d f$  を次式で定義する。

$$S_j^d f = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \phi\left(\frac{t-x}{2^j}\right) dx \quad (3)$$

ここで、 $j$  は解像度を表すパラメータであり  $j$  が大きいとき解像度は小さい。このとき、(3)式を周波数領域で表せば

$$\hat{S}_j^d f = \hat{\phi}(2^j \omega) \hat{f}(\omega) \quad (4)$$

$$= H(2^{j-1} \omega) \hat{S}_{j-1}^d f \quad (5)$$

となる。(5)式は空間  $S_j^d f$  が空間  $S_{j-1}^d f$  に  $H(2^{j-1} \cdot)$  で与えられるフィルタを掛けて得られることを意味している。即ち  $S_j^d f = S_{j-1}^d f$  である。逆に、空間  $S_{j-1}^d f$  には空間  $S_j^d f$  で表現できない空間が存在する。これを  $W_j^d f$  と表現しよう。 $S_{j-1}^d f$  も  $S_j^d f$  も2スケール関係を満たしているので、 $W_j^d f$  も2スケール関係を満足していなければならない。そこで、 $W_j^d f$  を2スケール関係  $(x) = \sum_k g_k(2x-k)$  を満たすウェーブレット  $\psi(x)$  が張る空間として定義する。ここで、係数  $\{g_k\}$  に対してユニークな決定方法はないが、もしも  $H(2^j \cdot)$  がローパスフィルタならば  $\{g_k\}$  で構成されるフィルタはハイパスとなるように決められることが多い。

$$W_j^d f = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \left(\frac{t-x}{2^j}\right) dx$$

周波数領域では

$$\hat{W}_j^d f = G(2^{j-1} \omega) \hat{S}_{j-1}^d f$$

ここで、 $G(z) = \frac{1}{2} \sum_k g_k z^k$  である。一方、 $\hat{S}_j^d f$  と  $\hat{W}_j^d f$  より  $S_{j-1}^d f$  の再構成は、各々に逆フィルタを掛けその和として得られる。ここで、 $H(2^j \cdot)$  の逆フィルタ  $\overline{H(2^j \cdot)}$ 、 $G(2^j \cdot)$  の逆フィルタを  $K(2^j \cdot)$  とすると

$$\begin{aligned} \hat{S}_{j-1}^d f &= \overline{H(2^{j-1} \omega)} \hat{S}_j^d f + K(2^{j-1} \omega) \hat{W}_j^d f \\ &= \{\overline{H(2^{j-1} \omega)} H(2^{j-1} \omega) + K(2^{j-1} \omega) G(2^{j-1} \omega)\} \hat{S}_{j-1}^d f \end{aligned}$$

であるから、完全に再構成するための条件としては

$$\overline{H(2^{j-1} \omega)} H(2^{j-1} \omega) + K(2^{j-1} \omega) G(2^{j-1} \omega) = 1 \quad (6)$$

が成立するように分析フィルタ  $H(2^j \cdot)$ 、 $\overline{H(2^j \cdot)}$  と合成フィルタ  $K(2^j \cdot)$ 、 $G(2^j \cdot)$  を設計しなければならない。このとき、 $H(2^j \cdot)$  をハイパスフィルタ、 $G(2^j \cdot)$  をローパスフィルタとして与えると、このシステムはレート変換を

\*1 宮崎大学工学部情報工学科 (〒 889-2192 宮崎市学園木花台西1丁目1番地)

投稿受付: 1998年2月18日

最終稿受付: 1998年4月9日

採用決定日: 1998年4月20日

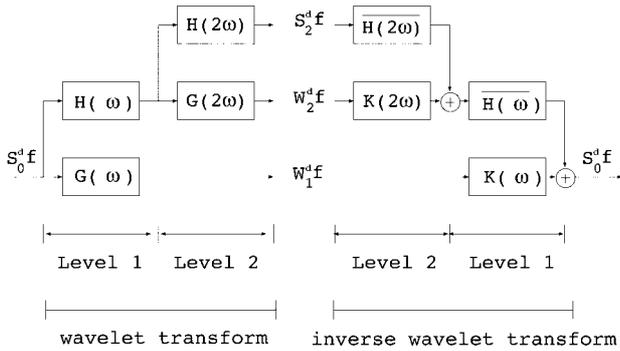


Fig.1 One-dimensional dyadic wavelet transform

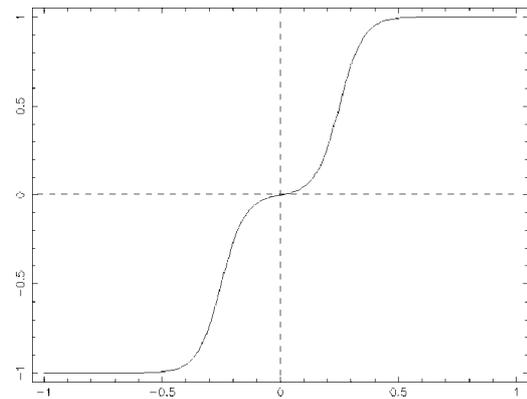


Fig.2 Non-linear filter ( b=0.25, c=20.0 )

	C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	C <sub>6</sub>	C <sub>7</sub>	C <sub>8</sub>	C <sub>9</sub>
3	0.20	0.26	0.25	0.14	0.08	0.04	0.02	0.01	0.00
5	0.13	0.12	0.27	0.23	0.13	0.07	0.03	0.02	0.01
10	0.07	0.06	0.11	0.27	0.24	0.14	0.07	0.04	0.02

Table 1 Weights at each level

伴わない帯域 2 分割のサブバンドフィルタバンクとなる [貴家 95]。

本論文ではスケーリング関数として原点を中心とした 2 階のスプライン関数を、ウェーブレットとして 4 階のスプライン関数の 2 階微分を用いた [Laine94b, Mallat92]。

$$\hat{\phi}(\omega) = \left[ \frac{\sin(\omega/2)}{\omega/2} \right]^2 \quad \hat{\psi}(\omega) = -\omega^2 \frac{1}{4} \left[ \frac{\sin(\omega/4)}{\omega/4} \right]^4$$

このとき、2 スケール関係から分析フィルタ  $H(\cdot)$ 、 $G(\cdot)$  はそれぞれ

$$H(\omega) = \cos^2(\omega/2) \quad G(\omega) = -4\sin^2(\omega/2)$$

であり、(6)式を満たすように  $K(\cdot)$  を決定すると

$$K(\omega) = -\frac{1}{4} \{1 + \cos^2(\omega/2)\}$$

である。

### 2.2 特定幅の線の強調

この節では特定幅の線を強調するためにそれぞれのレベルの分解画像に対して加える重みの計算の方法を与える。前節で見たように各レベルの分解画像はレベルが上がるごとに幅が 2 のべき乗になるような分析フィルタ  $H(\cdot)$ 、 $G(\cdot)$  をそのレベルに相当する回数加えることによって得られる。一方、再構成はその分解画像に対して合成フィルタ  $\overline{H}(\cdot)$ 、 $\overline{K}(\cdot)$  を加えたのちそれらの加算で行われるが、ここで各レベルに加える重みとは再構成する際の分解画像の寄与度を変化させることに相当している。したがって、特定幅の線の強調のためには強調のための各レベルの寄与度が計算できれば良い。特定幅の線はその分解画像を再構成することによって得られるから、特定幅の線の画像(テストパターン)を作りその画像から得られた各レベルの分解データ  $W_j f(x)$  の寄与を各レベルに加える重み  $C_j$  として与れば、その幅に相当するサイズの特徴を強調することができる。

$$C_j = \frac{\int \{W_j f(x)\}^2 dx}{\sum_{j=1}^9 \int \{W_j f(x)\}^2 dx} \quad (7)$$

Table 1 は線幅 3 画素、5 画素、10 画素の強調に用いた各レベルの重み  $C_j$  を表している。

### 2.3 CRT のダイナミックレンジの調整

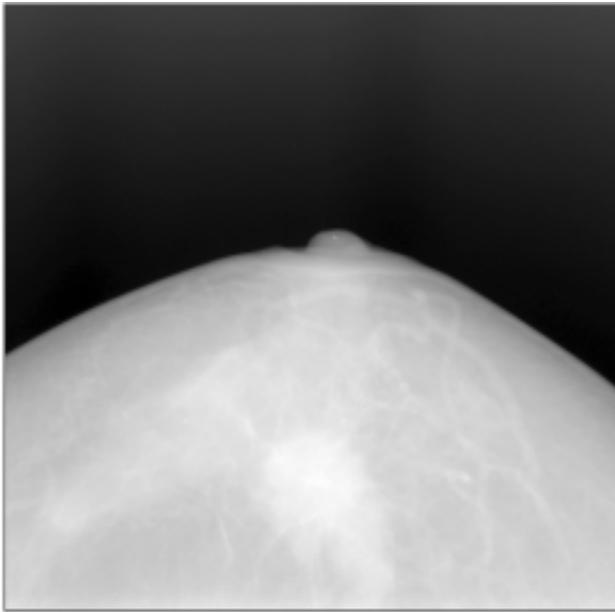
(7)式で決定した重みを各レベルの分解画像に対して加え逆変換することによって特定幅の線は強調されるが、もしその画像の中に局部的に強く明るい点が含まれている時にはその明るい点に濃度階調が奪われてしまい画像全体のコントラストは強調されない。そこで、次式の非線形フィルタ [Laine94a] をそれぞれのレベルの分解画像に加えることによって、分解画像の局部的に大きな変動とノイズと思われる小さな変動を抑えてから決定された重みを加え逆変換する。

$$T(x) = \frac{\frac{1}{1 + e^{-c(x-b)}} - \frac{1}{1 + e^{c(x+b)}}}{\frac{1}{1 + e^{-c(1-b)}} - \frac{1}{1 + e^{c(1+b)}}}$$

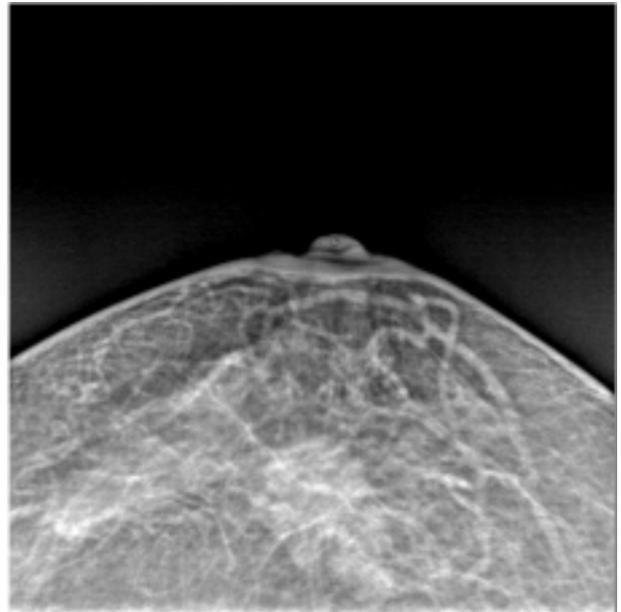
ここで、パラメータ  $b$  は閾値であり、 $c$  は強調の割合を表すパラメータである。

### 3. 実験結果

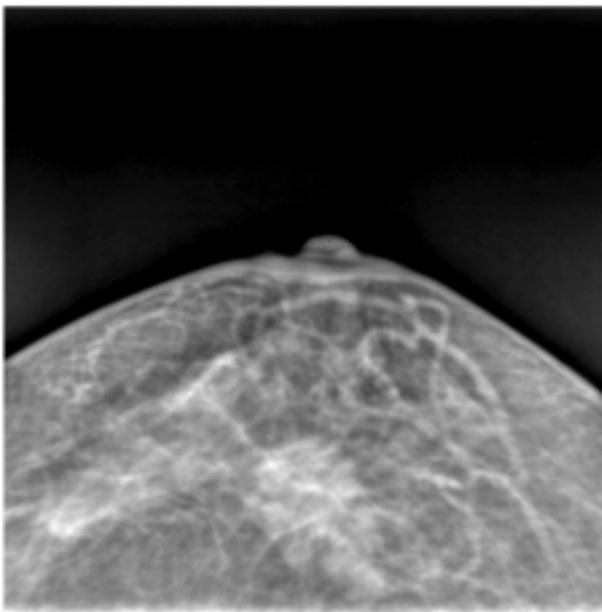
前章で示した方法に基づき画像の特定幅の線の強調をマンモグラフィデータベース [データベース95] の画像に対して行った。Fig.3 は特定幅の線の強調の結果である。Fig.3 (a)は原画像、Fig.3(b)は線幅 3 画素の強調、Fig.3(c)は線幅 5 画素の強調、Fig.3(d)は線幅 10 画素の強調をそれぞれ表している。線幅 3 の強調では細かな線が強調されているが、線幅 10 では腫瘍影の部分が主に強調されている。次に石灰化影を含む画像に対して線幅 3 画素の強調を行った。Fig.4 はその結果である。Fig.4(a)は原画像、Fig.4(c)は原画



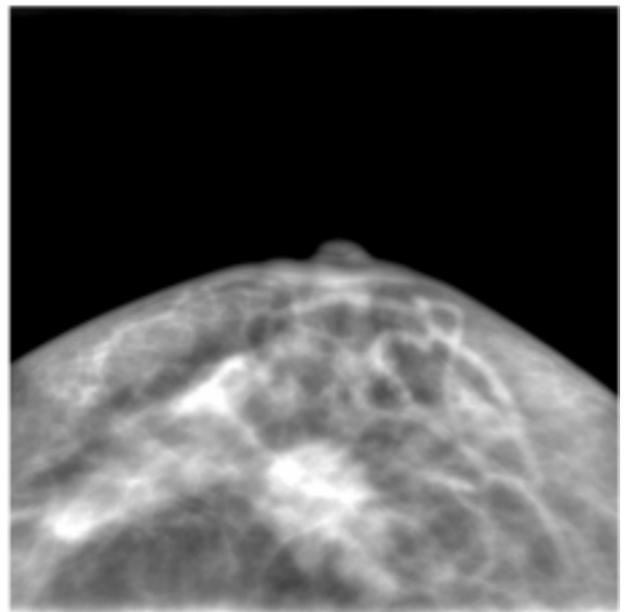
(a)Original image



(b) Enhanced image  
( 3-pixel size is enhanced )

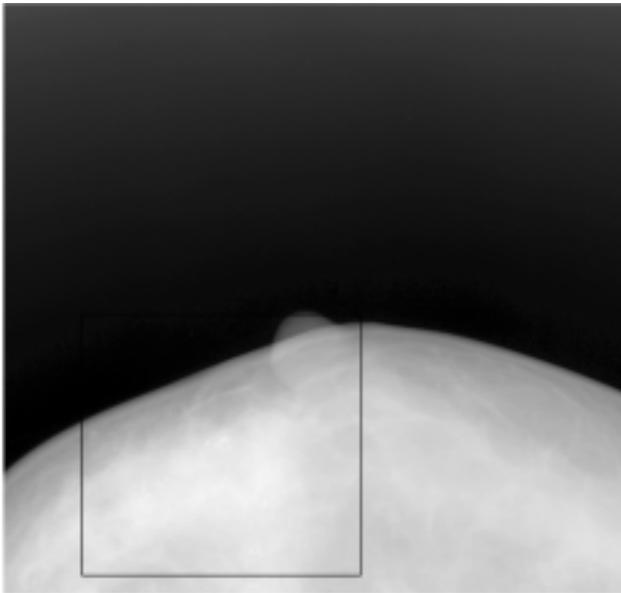


(c) Enhanced image  
( 5 pixels )

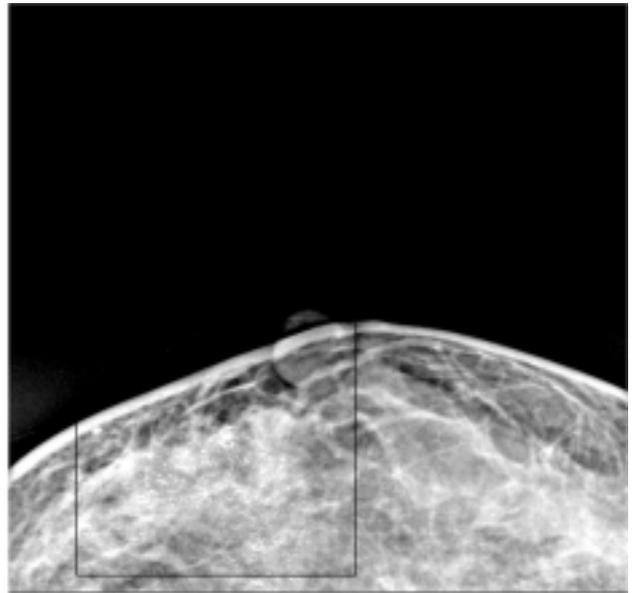


(d) Enhanced image  
( 10 pixels )

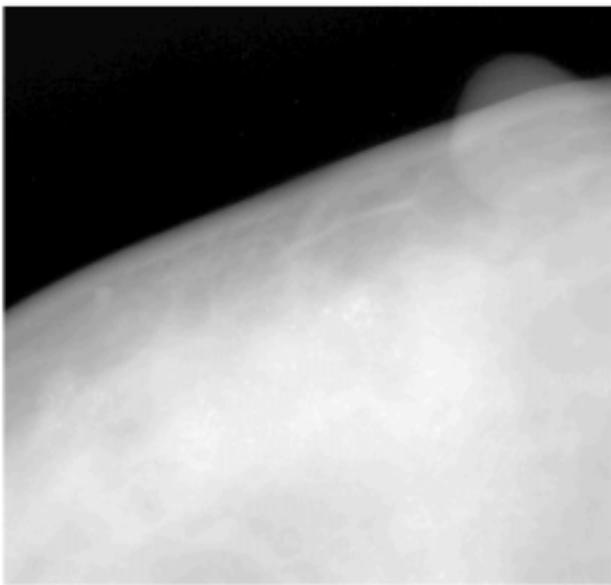
Fig.3 Enhancement of fine lines of a fixed width



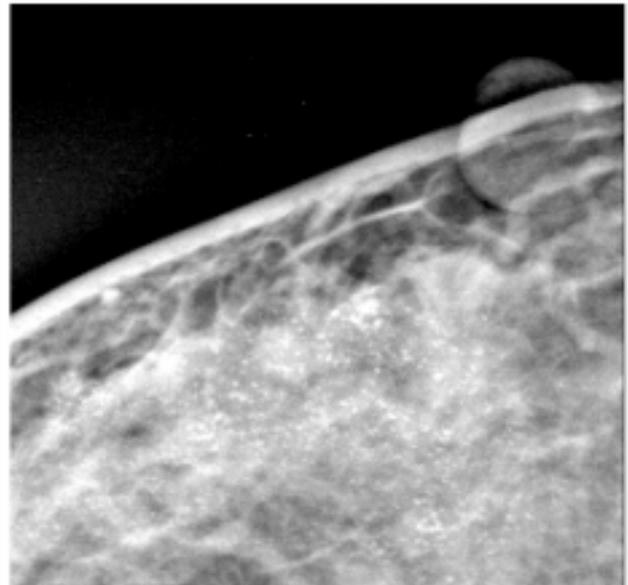
(a) Original image



(b) Enhanced image  
( 3-pixel size is enhanced )



(c) Magnification of original image



(d) Magnification of enhanced image

Fig.4 Enhancement of micro-calcification

像の拡大、Fig.4(b)は強調画像、Fig.4(d)は強調画像の拡大をそれぞれ表している。Fig.4から石灰化影も強調されていることが分かる。

4. 考察

4.1 帯域分割特性

ウェーブレット変換はオクターブ分割と呼ばれる低域側のみを引き続き分割する処理である。具体的には分解のレベルが上がるごとに帯域を徐々に2のべき乗に分割している。実際、Fig.1の一次元ウェーブレット変換を並列表現で表すとFig.5のようになり各レベルの分解画像を得るために加えられている分析フィルタを知ることができる。

Fig.6に各レベルの分解に用いられている分析フィルタの局所的周波数特性を示す。Table 1から線幅3画素の強調にはレベル2と3の分解データに加える重みが大いことが分かる。したがって線幅3画素の強調ではレベル2と3の分析フィルタの周波数に相当するところが局所的に強調されている。

4.2 レート変換比

画像の情報圧縮などの応用にウェーブレット解析を用いるときにはデータ量を低減するために分析フィルタを加えたあとに、信号をM個間隔で間引く処理(ダウンサンブラ)を行う[太田93, Mallat89]。これは基底関数の時間シフト $t$ に対応している。しかし、画像の強調などの応用に対してウェーブレット解析を用いる時にはデータ量を必ずしも低減する必要はなく、むしろ詳細な情報の確保のためには間引きは行わないほうが良い。本稿では間引きを行わない、つまりレート変換を伴わないウェーブレットを採用した。Fig.7はレート変換比が2であるウェーブレット(Haarウェーブレットなど)との違いを示す。レート変換比が2の場合、分解のレベルが進むごとに分解データの量は半減していくが、レート変換比が1の場合はレベルが進んでも分解データのデータ量は変わらない。

5. むすび

本論文ではウェーブレット解析を用いて画像の特定幅の線を強調するために、各レベルの分解画像に対して加える重みを決定する方法を開発した。また、本方法で決定された重みをマンモグラムに対して用いることで画像の色々なサイズの特徴が強調できることを確認した。

参考文献

[Laine 94a] A.Laine, S.Schuler, J.Fan et al.: Mammographic Feature Enhancement by Multiscale Analysis. IEEE Trans. on Medical Imaging. Vol.13(4): 725-740, 1994  
 [Laine 94b] A.Laine, S.Schuler, and J.Fan: A framework for contrast enhancement by dyadic wavelet analysis. in Digital Mammography, Proceedings of the 2nd International Workshop on Digital Mammography: 91-100, 1994  
 [Lu 94a] J.Lu and D.M.Healy,Jr: Contrast enhancement via multiscale gradient transformations. Proc. of the First IEEE Intl. Conf. on Image Proc. Vol.11: 482-486, Austin, TX, Nov. 1994  
 [Lu 94b] J.Lu, D.M.Healy,Jr and J.B.Weaver: Contrast enhancement of medical images using multiscale edge representation. Optical Engineering, special issue on Adaptive Wavelet Transform: 1251-1261, 1994  
 [村木 94] 村木茂; 球対称非直交ウェーブレットによるボリューム表現. 日本医用画像工学会誌 Vol.12(1): 28-36, 1994

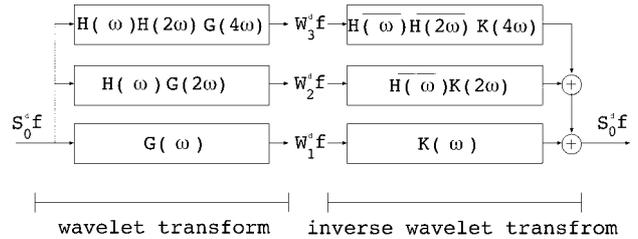


Fig.5 Parallel representation Frequency

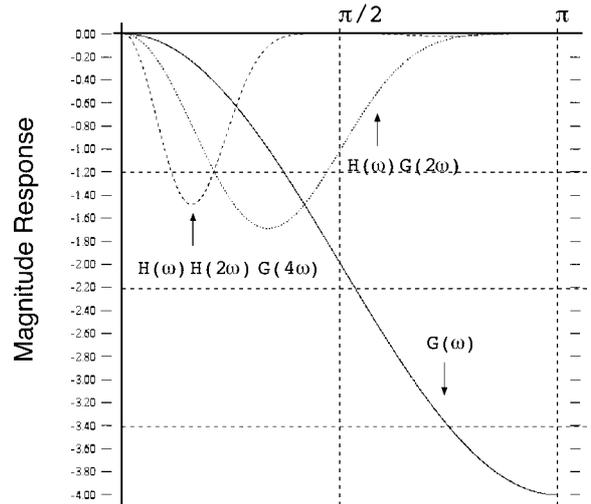
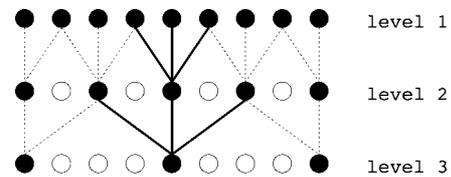
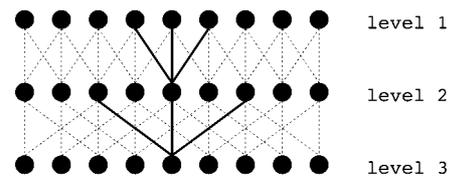


Fig.6 Frequency response of analysis filter



(a) sampling rate is 2



(b) sampling rate is 1

Fig.7 The difference between the sampling rate

[阿部 96] 阿部淑人、菊地久和、佐々木重信、他: 多重解像度ベクトル量子化を用いた画像輪郭強調. 電子情報通信学会論文誌 J7 9-A(5): 1032-1040, 1996  
 [貴家 95] 貴家仁志著: マルチレート信号処理, 昭晃堂, 東京, 1995  
 [Mallat 92] S.Mallat and S.Zhong: Characterization of Signal from Multiscale Edges. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, Vol.14(7): 710-732, 1992  
 [データベース 95] マンモグラフィデータベース: コンピュータ支援画像診断学会, 1995  
 [太田 93] 太田睦: ウェーブレットの画像符号化への応用. システム/制御/情報 Vol.37(7): 402-409,1993  
 [Mallat 89] S.Mallat: A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE Trans.Pattern Anal.and Machine Intell.,Vol.PAMI-11: 674-693, 1989

著者紹介



内山 良一(うちやま よしかず)  
1995年宮崎大学工学部情報工卒,現在,同大学院博士後期課程に在学,医用画像処理に関する研究に従事



山本 皓二(やまもと こうじ)  
宮崎大学工学部情報工学科教授,高知医科大学にて総合医療情報システムの開発に従事したのち,医療情報技術者育成の為,鈴鹿医療科学技術大学の設立に参画,その後宮崎大学に移る.  
医用情報セキュリティ,医用画像処理に関する研究に従事

## Enhancement of Fine Structure in Medical Image Using Wavelet Analysis

Yoshikazu UCHIYAMA and Koji YAMAMOTO

Department of Computer Science and Systems Engineering, Miyazaki University

### Abstract

Experience shows that the contrast of an image can be enhanced by amplifying the magnitude of the edge gradient. Wavelets provide multiscale edge gradient images. And there is a possibility that fine structures of a certain size can be amplified by modifying the modulus of the gradient images with suitable weights. In this paper, we propose a method of determining the optimal weights to enhance fine structures of a certain size. By applying this method to a mammogram, we demonstrate its ability to selectively enhance fine structure of a certain size.