

Wavelet 변환을 이용한 Mammographic Image 개선에 관한 연구

윤정현¹, 김선일², 노용만¹

1. 한국정보통신대학원, 멀티미디어 정보통신 그룹, 비디오/영상 시스템 연구실
2. 한양대학교 의용생체공학과

Mammographic Image Contrast Enhancement using Wavelet Transform

Jeong-Hyun Yoon¹, Sun il. Kim², Yong Man Ro¹

1. Information and Communications University, 2. Hanyang University
- E-mail : sine@icu.ac.kr

Abstract

In spite of advances in image resolution and film contrast, check screen/film mammography remains one of diagnostic imaging modality where the image interpretation is very difficult. For the enhancement of film mammography, in this paper, dyadic wavelet transform is introduced. An unsharp masking technique is proposed and performed in wavelet domain. In addition, simple nonlinear enhancement and a denosing stage that preserves edges using wavelet shrinkage are computed into this technique. In this paper, we propose a new method for the gain setting of nonlinear enhancement and show result and comparison.

1. 서론

해상도와 film contrast 기술이 진보했지만 유방암을 조기 발견하기 위한 film mammography는 영상 해석이 매우 어려운 진료 영상 양식이다. 기존의 일반적인 image contrast enhancement 방법들은 악성 병변들의 증상 발견에 좋은 효과를 기대하기 힘들다. 그 이유는 정상적인 선조적과 악성 선조적간의 x-ray 감쇠의 차이가 작기 때문으로 이는 작은 악성 mass를 검출하는 것을 어렵게 한다. 또한 calcification(석회침전물)들은 높은 고유의 감쇠성을 갖지만 그들의 크기가 작기 때문에 contrast가 낮다. 그래서 이러한 병변들의 가시성이 mammography에서 항상 문제가 되어왔다.

본 논문에서는 이러한 병변들의 검출을 위해 wavelet analysis를 기반으로 한 unsharp masking, nonlinear enhancement, denosing technique을 이용한 contrast enhancement에 대해 알아본다. 또한 이 논문에서

nonlinear enhancement에 사용되는 파라미터들을 결정하기 위해 homomorphic filtering 개념을 응용한 새로운 방법을 제안하며 그 결과를 비교해본다.

2. 본론

2.1 Discrete Dyadic Wavelet Transform (DDWT)

1-D discrete dyadic wavelet transform (DDWT)을 계산하기 위한 알고리즘을 그림 1에 보인다. 왼쪽은 decomposition 구조이며 오른쪽은 reconstruction 구조이다. N-channel 구조에 대해 N-1 high-pass 또는 band-pass channel과 하나의 low-pass channel이 있다 이렇게 signal의 decomposition은 N-1개의 wavelet 계수와 하나의 course signal을 낳는다.

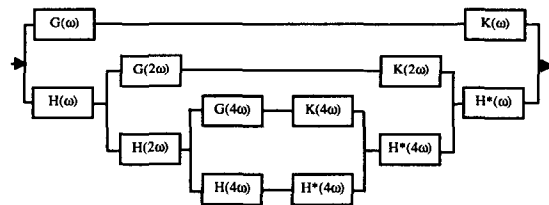


그림 1. 1-D DDWT (3 level)

2.2 Linear Enhancement와 Unsharp Masking

다음의 식은 unsharp masking의 원형식이다.

$$\tilde{s} = s(x, y) - k\Delta s(x, y)$$

$$\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$$

이 original 식은 가장 좋은 resolution 의 단계를 처리한 것이고 더 응용성 있는 식은 다음에 기술되는 바와 같다. 이 original 공식을 확장하는 방법은 Laplacian operator 이면에 averaging 개념을 이용하는 것에 기반을 둔다. Laplacian operator 의 discrete form 은 다음과 같이 나타내진다.

$$\Delta s = [s(i+1) - 2s(i, j) + s(i-1, j)] + [s(i, j+1) - 2s(i, j) + s(i, j-1)]$$

$$= -5[s(i, j) - \frac{1}{5}[s(i+1, j) + s(i-1, j) + s(i, j) + s(i, j+1) + s(i, j-1)]]$$

이 식은 discrete Laplacian operator 가 중심 point 의 값으로부터 그 neighborhood 와의 평균을 뺀으로써 이행될 수 있다는 것을 보여준다. 이렇게 확장된 식은 다음과 같이 나타내진다.

$$\tilde{s}(i, j) = s(i, j) + k[s(i, j) - s(i, j) * h(i, j)] \quad (1)$$

여기서 $h(i, j)$ 는 discrete averaging filter 이다.

다음 linear enhancement 의 특별한 경우를 고려함으로써 Gaussian lowpass filter 를 가진 unsharp masking 이 enhancement 를 위한 dyadic wavelet framework 에 포함될 수 있다는 것을 증명한다. $0 \leq m \leq N-1$ 인 channel 들의 transform 계수들이 $G_m = G_0 > 1$ 인 같은 gain 들로 enhancement 되었을 때 system frequency response 는 다음과 같다.

$$V(\omega) = \sum_{m=0}^{N-1} G_m C_m(\omega) + C_N(\omega)$$

$$= G_0 \sum_{m=0}^N C_m(\omega) - (G_0 - 1) C_N(\omega)$$

$$= G_0 - (G_0 - 1) C_N(\omega)$$

$$= 1 + (G_0 - 1)[1 - C_N(\omega)] \quad (2)$$

이 때 system 의 input-output 관계는 다음과 같다.

$$\tilde{s}[i] = s[i] + (G_0 - 1)[s[i] - s[i] * c_N[i]] \quad (3)$$

(1)식과 (3)식을 비교해 보면 같은 form 임을 알 수 있다. 그러므로 unsharp masking 이 dyadic wavelet framework 에 포함됨을 확인할 수 있다.

2.3 Nonlinear Enhancement

그런데 linear enhancement 는 strong edge 들만을 강화하는 경향이 있으며 이로 인해 display screen 상에서 dynamic range 의 사용이 비효율적으로 된다. 이것은 mammography 에서 중요한 미세 feature 들의 검출을 보다 어렵게 만든다. 그래서 이 문제를 해결하기 위해 nonlinear method 를 사용한다. linear enhancement 는 linear 함수 $E_m(x) = G_m \cdot x$ 에 의한 wavelet 계수들의 mapping 이다. linear enhancement 로부터 직접적인 확장은 다음에 기술되는 것처럼 nonlinear mapping 함수를 이용하는 것이다.

linear enhancement 의 경우, filter $G(\omega)$, $K(\omega)$ 의 선택은 거의 차이를 만들지 않는다. 그러나 nonlinear enhancement 의 경우, filter 의 선택이 결정적인 요소가 된다. 여기서 filter $G(\omega)$ 로 discrete Laplacian operator 를 선택한다. discrete Laplacian operator 는 다음 filter 에

의해 이행될 수 있다.

$$G(\omega) = -4[\sin(\frac{\omega}{2})]^2, g[n] = (1, -2, 1)$$

$$H(\omega) = [\cos(\frac{\omega}{2})]^{2n}, K(\omega) = \frac{1 - \|H(\omega)\|^2}{G(\omega)} = -\frac{1}{4} \sum_{l=0}^{2n-1} [\cos(\frac{\omega}{2})]^{2l}$$

Nonlinear enhancement 함수를 구성하기 위한 지침은 다음과 같다.

low contrast 의 영역이 high contrast 의 영역보다 enhancement 되어야 한다. 즉 $\omega_m[i]$ 의 작은 값들에 더 큰 gain 들이 지정되어야 한다. 또한 sharp edge 는 blur 되어서는 안된다. 이에 더하여 enhancement 함수에 다음의 제약이 따른다.

1. 부분적인 극점의 위치를 변화시키지도 않고 새로운 극점을 만들지도 않기 위한 단조성

2. phase polarity 를 보존하기 위한 antisymmetry,

$$E(-x) = -E(x)$$

이 조건들을 만족시키는 간단한 구분적 linear 함수가 아래에 있다.

$$E(x) = \begin{cases} x - (k-1)T & \text{if } x < -T \\ Kx & \text{if } |x| \leq T \\ x + (k-1)T & \text{if } x > T \end{cases}$$

T 이하인 $\max\{|\omega[n]|\}$ 에 대해서 각 wavelet 계수는 gain K_0 가 곱해진다.

다음으로 nonlinear enhancement 에서 중요한 두 가지 파라미터를 결정하기 위한 방법은 아래와 같다.

각 level m 에서 enhancement operator E_m 은 두 가지 파라미터 threshold T_m 과 gain K_m 을 갖는다. 기존의 실험에서 gain 을 level 들에 대해 같은 값으로 설정하는데, 여기서는 gain 을 설정함에 있어서 homomorphic filtering 개념을 도입하여 결정하는 방법을 제안한다. homomorphic filter 함수의 단면도는 그림 2 와 같다.

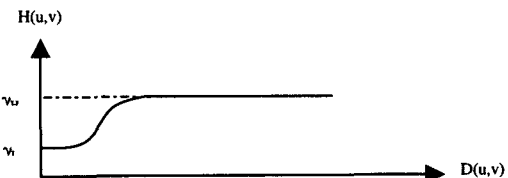


그림 2. homomorphic filtering 처리에 사용하기 위한 filter 함수의 단면도. $D(u,v)$ 는 원점으로부터의 거리

homomorphic filter 함수는 저주파 성분을 감소시키고 고주파 성분을 증폭시키는 경향이 있으며 이의 장점은 dynamic range 의 compression 과 contrast enhancement 이다. 그러므로 이러한 filter 함수의 특성에 따라 각 channel 의 wavelet 계수와 관련된 gain 을 결정한다. 고주파의 channel 에 대해 더 높은 gain 을 부여하여 homomorphic filtering 의 효과를 얻는다.

T_m 은 다음과 같은 방법으로 설정된다. weak feature 들을 enhancement 하기 위해 threshold T_m 을 $t \times \max\{|\omega[n]|\}$ 로 설정하는데 여기서 t 는 0 과 1 사이의 범위의 값으로 결정한다. Level 들을 통해 작은 t 값을 설정함으로써 개개의 scale 들에서 미세 feature 들이 효과적으로 enhancement 된다.

이렇게 t 값을 설정할 때 모든 level 에 대해 같은 값으로 설정할 경우 enhancement 되는 계수들이 하위 level(저주파)로 갈수록 훨씬 많아진다. 그리하여 원하지 않는 blur 효과가 크게 나타난다. 이러한 부정적 효과를 막기 위해 t 값을 주파수에 따라 적응적으로 설정한다. 즉 저주파에 해당하는 channel 계수들에 대해 더 작은 t 값을 설정함으로써 저주파 성분이 크게 강화되는 것을 막아 전체 image 에서 blur 효과를 줄이고, 고주파의 channel 계수들에 대해 보다 큰 t 값을 설정하여 edge 를 enhancement 한다.

2.4 Enhancement 에 Denoising 단계 삽입

Low-pass filtering 과 등가인 denoising 의 간단한 방법은 dyadic wavelet framework 에 자연스럽게 포함된다. 이는 단순히 high spatial frequency 의 몇몇 channel 들을 제외하고 lower frequency 의 channel 들을 enhancement 하는 것이다. 이 linear denoising approach 와 결부된 문제는 edge 들이 상당히 blur 되어 contrast enhancement 에 부적당하게 되는 것이다. edge 를 보존하는 denoising 을 수행하기 위해서 wavelet analysis 에 기반한 방법 중에 nonlinear wavelet shrinkage 를 사용하는데, 이 알고리즘은 level-dependent threshold 를 기준으로 하여 wavelet 계수값들을 zero 방향으로 감소시키는 것이다.

Wavelet shrinkage 에 기반한 denoising 단계는 지금까지의 enhancement 알고리즘에 합쳐질 수 있다. nonlinear enhancement 가 Laplacian 계수에 대해 수행되어야 하므로 denoising 을 위의 enhancement 알고리즘에 합치기 위해서 Laplacian operator 를 두 개의 cascaded gradient operator 로 분리한다.

$$G_m(\omega) = -4[\sin(2^{m-1}\omega)]^2$$

$$= [e^{-j\omega/2} G_d(\frac{\omega}{2})][e^{j\omega/2} G_d(\frac{\omega}{2})] \quad \text{if } m=0$$

$$= [G_d(2^{m-1}\omega)]^2 \quad \text{otherwise}$$

여기서 $G_d(\omega)=2j\sin(\omega)$

wavelet shrinkage 에 의한 denoising 은 그림 3 에 나타난 것처럼 이 구조에 포함될 수 있다.

$$C(x) = \text{sign}(x) \cdot \{|x| - T_n\} \quad \text{if } |x| > T_n$$

$$= 0 \quad \text{otherwise}$$

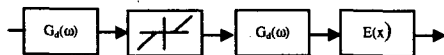


그림 3. enhancement framework 에 wavelet shrinkage 결합

이렇게 구분적 linear 함수와 단조 증가함수인 shrinking operator 를 선택함으로써 위에서 언급한 문제를 피할 수 있다.

2.5 Two Dimension 확장

digital mammogram 을 처리할 때 1-D 구조에서

단순히 2-D 로 확장된다. 여기서 Mallat[3]에 의해 제안된 방법을 채택했는데 그림 4 에 나타낸다. 그런데 단순히 독립적으로 두 방향성의 wavelet 계수를 변형하면 방향왜곡이 나타나게 된다. 잠재적으로 좋지않은 이 효과들은 gradient 계수의 크기에 denoising operation 을 적용하고 그리고 나서 그림 5 에서 보이는 것처럼 Laplacian 계수들의 합에 nonlinear enhancement operation 을 적용함으로써 피할 수 있다.

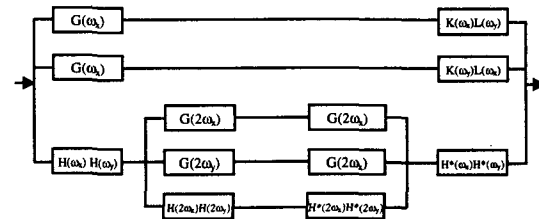


그림 4. 2-D dyadic wavelet transform (2 level)

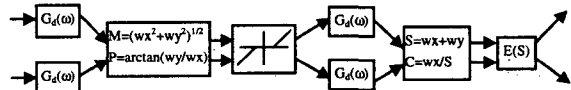


그림 5. 2-D 경우의 Denoising 과 enhancement (level 1)

두 방향성의 gradient 계수인 wx_1 과 wy_1 을 사용하여 magnitude M 과 phase P 는 각각 $M = (wx_1^2 + wy_1^2)^{1/2}$, $P = \arctan(wx_1/wy_1)$ 식으로 계산된다. 그때 denoising operation 이 M 에 적용되고 M'을 얻는다. Denoised 계수들은 각각 $wx_1' = M' \cdot \cos(P)$, $wy_1' = M' \cdot \sin(P)$ 식으로 복원된다. enhancement operation 에서 두 Laplacian 요소들의 합이 등방성이므로 $S = wx_1 + wy_1$, $C = wx_1/S$ 식으로서 두 Laplacian 요소들의 합을 계산할 수 있다. nonlinear enhancement operator 는 그때 단지 S 에 적용되며 S' 을 낳는다. 이렇게 두 복원된 요소들은 $wx_2' = S' \cdot C$, $wy_2' = S' \cdot (1-C)$ 이 된다.

3. 실험 및 결과

실험에 사용한 유방의 film radiograph 는 MIAS database 에서 선택한 256x256, 8bit quantized image 이다.

그림 6 은 침상체의 병변(image 내의 우측 하단에 위치)을 포함하는 digital mammogram 을 보인다.

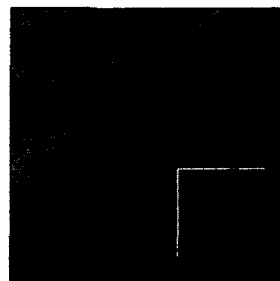


그림 6. 침상체 병변을 포함한 mammogram

그림 7 의 왼쪽은 침상체의 병변을 포함하는 original mammogram 을 보인다. 그림 7 의 오른쪽은 기존의 nonlinear enhancement 방식을 수행한 결과를 보인다. 병변의 구조가 enhancement 되었으나 전체적 image 는 blur 된 형태로 보인다.

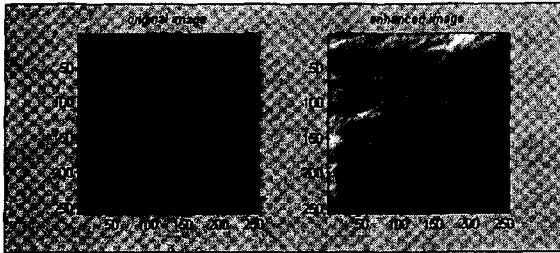


그림 7. original mammogram 과 기존의 방법으로 개선된 image

그림 8 은 그림 7 과 같은 image 에 대해 제안된 방법에 의한 nonlinear enhancement 를 수행한 결과를 보인다. 오른쪽의 enhancement 된 image 는 기존의 방식에서 homomorphic filtering 개념에 의하여 제안된 방식에서 gain 파라미터를 설정한 것으로 병변들의 구조와 경계들의 윤곽이 (혈관, 선 조직)이 한층 더 개선되었음을 확인할 수 있다.

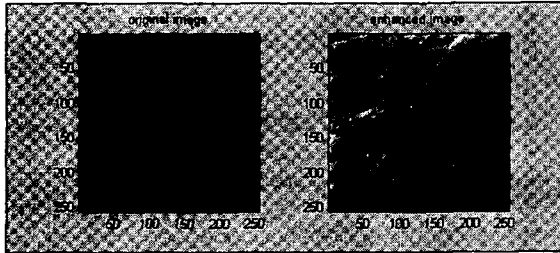


그림 8. original mammogram 과 제안된 방법으로 개선된 image

contrast enhancement 의 정량적 측정은 contrast improvement index(CII)에 의해 이행될 수 있다. $CII = C_{processed} / C_{original}$ 여기서 $C_{processed}$ 와 $C_{original}$ 은 각각 처리된 image 와 original image 에서 관심있는 영역에서의 contrast 값들이다. 여기서 contrast 값은 Morrow[6]에 의해 도입된 contrast 의 정의를 사용하며 이는 $(f-b)/(f+b)$ 로 정의된다. 여기서 f 는 image 에서 개별적인 object (foreground)의 평균 gray-level 값이고 b 는 배경영역(background)의 평균 gray-level 값이다.

다음의 표 1 은 그림 6 의 original mammogram 에 대해 기존의 방식과 제안된 방식으로 처리한 것에 대한 성능을 나타낸 것이다.

표 1. contrast 개선의 정량적 측정

	Original	Old	Proposed
Contrast 값	0.0627	0.1615	0.1942
CII	•	2.5754	3.0976

original : original mammogram
 old : 기존 방식으로 개선된 image
 proposed : 제안된 방식으로 개선된 image
 CII : contrast improvement index

표 1 의 결과에서도 알 수 있는 바와 같이 제안된 방법에 의한 결과가 기존의 방법에 의한 것보다 우수함을 알 수 있다.

4. 결론

wavelet analysis 를 이용한 multiresolution 표현으로 mammography 에서 중요한 feature 의 local enhancement 를 수행했다. 지금까지 수행한 multiscale image processing 알고리즘에 의한 image contrast 의 enhancement 는 기존의 알고리즘을 사용한 것보다 더 우수하다. 또한 이러한 nonlinear enhancement method 에 비해 새로이 제안된 방식에 의해 파라미터를 결정하는 방법이 더욱 enhancement 효과가 우수함을 확인할 수 있다.

궁극적으로 mammographic image processing 의 목적은 임상적으로 중요한 feature 의 가시성을 증가시키는 것이다. 따라서 이러한 알고리즘들의 성능평가를 위해 임상적 평가가 이루어져야 하며 또한 다른 알고리즘들과 결합하여 보다 우수한 enhancement 및 병변 검출 능력을 가질 수 있도록 하는 연구가 뒤따라야 할 것이다.

참고문헌

- [1] M.vetterli and J.Kovacevic, "Wavelets and Subband Coding.", Prentice Hall, 1995.
- [2] C.Gonzalez and E.woods, "Digital Image Processing.", Addison Wesley, pp.195-197,213-218, 1992.
- [3] S.Mallat and S.Zhong, "characterization of signals from multiscale edges.", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-14, pp.710-732, 1992.
- [4] A.Laine, J.Fan and W.Yang, "Wavelets for Contrast Enhancement of Digital Mammography.", IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Vol.145, pp. 536-550, sept.-oct. 1995.
- [5] A.Laine, S.Schuler, J.Fan, W.Huda, "Mammographic feature enhancement by multiscale analysis.", IEEE Trans. on Medical Imaging, Vol.13, No.14, pp.725-740, Dec. 1994.
- [6] W.M.Morrow, R.B.Paranjape, R.M.Rangayyan, J.E.L.Desautels. "Region-based contrast enhancement of mammograms.", IEEE Transactions on Medical Imaging. Vol. 11(3): 392-406, 1992.
- [7] S. Mallat. "a theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation." IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-11, pp.674-693, 1989