

論文2001-38SP-4-1

맘모그램에서 마이크로칼시피케이션을 검출하기 위한 웨이블릿 검출기의 구현

(Implementation of Wavelet-based detector of Microcalcifications in Mammogram)

韓 熙 — *

(Hee-il Hahn)

요 약

본 논문에서는 웨이블릿 변환을 멀티스케일 매치 필터의 관점에서 해석하고, 이를 위하여 마르코프 랜덤 필드에 묻혀있는 가우시안 형태의 작은 물체를 검출하는 이론적 근거를 제시하며, 이의 응용으로 맘모그램에 존재하는 마이크로칼시피케이션을 검출하는 알고리즘을 제안한다. 검출하고자 하는 물체가 가우시안 형태이고 그 스케일이 웨이블릿 변환에 의해 계산된 것과 일치하며, 그 주변의 잡영이 마르코프 프로세스이면, LoG(Laplacian of Gaussian) 웨이블릿은 멀티스케일 매치 필터로 작용하며, 적절한 디테일 이미지를 단순히 이진화함으로써 최적의 검출기를 구현할 수 있다. 그런데, 마이크로칼시피케이션은 정확한 가우시안 형태를 갖지 않고, 게다가 맘모그램의 배경이미지도 마르코프 프로세스라는 가정에서 벗어난다. 이러한 불일치를 해결하기 위하여, 본 논문에서는 멀티스케일 웨이블릿 계수에서 추출한 특징벡터를 Hotelling observer에 입력하여 처리함으로써 이를 보상하고자 하였다.

Abstract

It is shown that the multiscale prewhitening matched filter for detecting Gaussian objects in Markov noise can be implemented by the undecimated wavelet transform with a biorthogonal spline wavelet. If the object to be detected is Gaussian shaped and its scale coincides with one of those computed by the wavelet transform, and if the background noise is truly Markov, then optimum detection is realized by thresholding the appropriate details image. Our detection algorithm is applied to the digitized mammograms for detecting microcalcifications. However, microcalcifications are not exactly Gaussian shaped and its background noise may not be Markov. In order to compensate for these discrepancy, Hotelling observer is employed, which is applied to feature vectors comprised of 3-octave wavelet coefficients.

I. 서 론

* 正會員, 韓國外國語大學校

(Dept. of Information and Communications Eng., Hankuk University of Foreign Studies)

※ 이 논문은 1999년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음(KRF-1999-003-E00245)

接受日字:2001年2月28日, 수정완료일:2001年6月12日

현재, 서구에서는 여성 사망률 1위가 유방암에 의한 것으로 이의 예방과 치료 등에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 국내에서도 생활패턴이 서구화되어 감에 따라 유방암 발생률이 크게 증가하고 있어, 이의 대책과 연구가 절실히 요구되고 있다. 유방암의 원인과 예방법은 현재까지 정확하게 알려져 있지 않아서, 조기에

발견하는 것만이 유일한 해결책으로 인식되고 있다. 유방암을 조기에 진단할 수 있는 가장 확실한 방법은 X레이사진의 일종인 맘모그램을 촬영하여 검진하는 것이다. 맘모그램으로 유방암을 검진하는 경우에, 암의 초기 증상으로 마이크로캘시피케이션이 검출될 확률은 30%에서 50%에 이르는 것으로 발표된 바 있다.^[11] 마이크로캘시피케이션은 지름이 0.05-1mm 정도의 크기로서 모래알 같은 형태를 띠는데, 이들이 클러스터를 형성하면 매우 위험한 것으로 알려져 있다.

영상처리 기술을 이용하여 마이크로캘시피케이션을 검출하고자 하는 연구가 서구를 중심으로 많은 연구가 진행되고 있다.^[12,13] 맘모그램과 같이 복잡한 촬영 환경에서는 찾고자하는 신호가 그 주위의 배경보다 더 밝다고 가정할 수 없으므로, 촬영에 묻혀 있는 물체를 검출하기 위하여 단순히 문턱치로 영상을 이진화하는 것만으로는 충분하지 않다. 검출하고자 하는 신호가 deterministic 이고 잡음이 wide-sense stationary 이면, 매치 필터는 검출시점에서 신호대잡음비를 최대화한다는 점에서 최적의 검출기로 알려져 있다. 그러나, 일반적으로 물체는 그 크기가 고정되어 있지 않고 장면과 카메라 사이의 거리와 각도 등에 따라 스케일과 방향성이 변할 수 있다. 이러한 상황에서는 물체의 각 모양, 크기 방향 등에 따라 매치 필터를 각각 구해야 하는 어려움이 있어서, 매치 필터를 이용한 검출에는 상당히 단순한 물체에 국한되는 경우가 많다. 이러한 문제는 이미지를 멀티 스케일의 디테일 이미지로 분리함으로써 해결할 수 있다. 여기서 디테일 이미지란 이미지를 두 개의 다른 해상도로 표현하였을 때, 두 정보의 차를 말한다. 해상도가 낮은 디테일 이미지는 물체의 윤곽 등 큰 구조에 대한 정보를 포함하는 반면, 해상도가 높은 디테일 이미지는 작은 물체나 보다 세밀한 정보를 지니고 있다. 이 논문에서는 이미지를 여러 해상도로 분리하기 위해서 웨이블릿 변환을 이용하였다.

여러 해상도로 이미지를 처리하는 패턴인식 알고리즘을 개발하기 위한 연구가 최근에 많이 진행되고 있다. Yu *et al.*^[11]은 랜덤 이미지 필드를 웨이블릿 변환하여 얻은 목표물의 스펙트럼, 방향성, 스케일 등의 특징 벡터를 결합함으로써 잘 보이지 않는 광학 목표물 패턴을 검출하기 위한 adaptive generalized maximum likelihood ratio test를 개발하였고, Casasent *et al.*^[2]는 이차원 장면에서 특정지역을 검출하기 위하여 웨이블릿 변환과 게이버 변환을 이용하여 자외선 이미지에

서 탱크나 트럭 등을 검출하는 알고리즘을 개발하였다. Laine *et al.*^[3]은 웨이블릿 변환이 멀티 스케일에서의 unsharp masking의 역할을 한다는 사실을 수학적으로 증명하였고, 이를 이용하여 이미지의 화질을 보다 더 개선하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 특별한 형태의 웨이블릿은 마르코프 잡영 속에 묻혀 있는 가우시안 형태의 물체를 검출하기 위한 매치필터에 근사적으로 접근한다는 사실과, 웨이블릿 변환은 결국 다양한 크기의 물체를 동시에 검출할 수 있는 검출기로 작용한다는 사실을 수학적으로 증명하고 가상의 실험 이미지를 만들어서 모의실험을 통하여 실험적으로 확인한 다음^[7], 이를 맘모그램에 적용하여 마이크로캘시피케이션을 검출하고자 하였다.

II절에서는 웨이블릿 변환과 웨이블릿 디테일 필터에 대하여 간단히 설명하고, 이러한 디테일 필터는 분리형과 비분리형 마르코프 잡영 속에 있는 가우시안 물체를 검출하기 위한 매치필터와 동일하다는 사실을 3절에서 수학적으로 증명하였다. IV절에서는 검출하고자 하는 물체가 멀티스케일로 나타나거나 신호와 잡영 모델에서 벗어날 경우, 검출기의 출력신호를 결합함으로써 성능을 향상시키는 최적의 분류기를 제시하였다. 본 논문에서 제안한 웨이블릿 알고리즘을 응용한 실험결과와 결론은 각각 V절, VI절에 제시하였다.

II. 웨이블릿 변환과 디테일 필터

웨이블릿 변환은 기본적으로 필터뱅크를 이용한 신호의 부대역 분할이라고 말할 수 있고, 각 부대역은 그에 해당하는 레지듀얼 성분을 나타낸다. 그리고 동일한 필터를 이용하여 각 부대역을 업샘플링하고 필터링함으로써 원 신호를 완벽하게 재생할 수 있다.^[4] 본 논문에서 선택한 웨이블릿은 Cohen, *et al.*^[5]이 제안한 B-spline 함수인데, 이것은 LoG 웨이블릿의 형태를 지니고 있다. 웨이블릿 변환을 계산할 때에 다운샘플링과 업샘플링을 기본적으로 수행하지만, 물체 검출이나 패턴인식 등에서는 다음과 같은 이유에서 모든 디테일 이미지를 입력 이미지와 동일한 크기로 유지하는 것이 유리하다. 첫째로는 특징벡터를 쉽게 찾을 수 있고, 검출하고자 하는 물체가 작으면 다운샘플링 과정에서 물체의 모양을 변형시킬 수 있기 때문이며, 둘째는 shift-invariant 한 알고리즘을 개발할 수 있기 때문이다. 이차원 스케일링 함수와 그에 관련된 웨이블릿을 다음과

같이 정의하면,

$$\begin{aligned} \Phi(x, y) &= \phi(x)\phi(y) \\ \Psi^1(x, y) &= \phi(x)\psi(y) \\ \Psi^2(x, y) &= \psi(x)\phi(y) \\ \Psi^3(x, y) &= \psi(x)\psi(y) \end{aligned} \quad (1)$$

입력 이미지의 각 행을 그 웨이블릿에 관련된 저역 필터와 고역필터로 필터링한 다음, 같은 방법으로 각 열에 대하여 필터링하면, 원 이미지의 저역필터 버전인 s_{LL} 과 3 개의 디테일 이미지 d_{LH} , d_{HL} , d_{HH} 를 얻을 수 있다.^[4] 여기서 d_{LH} 디테일 이미지는 각 행을 저역필터링하고 각 열을 고역필터링함으로써 구해지는데, 수평 방향의 특징에 민감하다. 같은 방법으로, d_{HL} 은 수직 방향의 구조를 포함하고, d_{HH} 는 대각선 방향의 구조를 포함한다. s_{LL} 은 그 다음 옥타브로 넘겨져 또 다른 부대역 분할이 가능하다. j번째 옥타브에서, 위의 4 개의 부대역 이미지에 대한 전달 함수는 다음과 같이 표현할 수 있는데,

$$\begin{aligned} P_{LL}^j(\omega_x, \omega_y) &= H_{\phi}^j(\omega_x)H_{\phi}^j(\omega_y) \\ P_{LH}^j(\omega_x, \omega_y) &= H_{\phi}^j(\omega_x)H_{\psi}^j(\omega_y) \\ P_{HL}^j(\omega_x, \omega_y) &= H_{\psi}^j(\omega_x)H_{\phi}^j(\omega_y) \\ P_{HH}^j(\omega_x, \omega_y) &= H_{\psi}^j(\omega_x)H_{\psi}^j(\omega_y) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 $H_{\phi}^j(\omega)$ 와 $H_{\psi}^j(\omega)$ 는 각각 다음과 같이 구할 수 있다.

$$H_{\phi}^j(\omega) = \frac{\Phi(2^j\omega)}{\Phi(\omega)} \quad H_{\psi}^j(\omega) = \frac{\Psi(2^j\omega)}{\Phi(\omega)} \quad (3)$$

III. 멀티스케일 웨이블릿 매치필터

1. 매치필터의 원리

검출하고자 하는 물체 $f(x, y)$ 가 (x_0, y_0) 에 위치해 있고 그 주변의 잡음을 $n(x, y)$ 이라고 가정하면 관찰된 이미지 $I(x, y) = f(x - x_0, y - y_0) + n(x, y)$ 를 얻을 수 있다. 이론적으로 물체의 위치 x_0 와 y_0 는 찾고자 하는 기준신호와 $I(x, y)$ 의 상호 상관관계를 계산하여 그 값이 최대가 되는 위치를 찾아냄으로써 구할 수 있다. 이때, 잡음 $n(x, y)$ 가 백색이면 기준신호는 $f(-x, -y)$ 이냐, 그렇지 않으면 잡음을 백색화하여야 한다. 즉, 유색

잡영에서의 기준신호는 그 주파수 특성이 $F^*(\omega_x, \omega_y) / P_n(\omega_x, \omega_y)$ 으로 주어진다. 여기서, $F^*(\omega_x, \omega_y)$ 는 $f(-x, -y)$ 의 푸리에 변환을, $P_n(\omega_x, \omega_y)$ 는 $n(x, y)$ 의 전력 스펙트럼을 각각 나타낸다. 이 절에서는 검출하고자 하는 물체 $f(x, y)$ 를 이차원 가우시안 함수로, 잡영 $n(x, y)$ 를 마르코프 프로세스라고 가정하면 LoG 웨이블릿은 멀티스케일 매치 필터로 작용한다는 사실을 수학적으로 증명하기로 한다.

2. 물체와 노이즈의 모델

검출하고자 하는 신호를 다음과 같이 이차원 가우시안 함수라고 가정한다. 가우시안 함수는 의료영상에서 초기단계에 있는 종양이나 마이크로칼슘피케이션을 모델링하는데 특히 적절하다.^[10]

$$f(x, y, ; \sigma) = e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma}} \quad (4)$$

[6]에 의하면, nonstationary 한 이미지는 nonstationary 한 평균 이미지와 stationary 한 레지듀얼 이미지의 합으로 모델링할 수 있다. 여기서 후자는 원 이미지에서 그의 저역필터 버전을 빼줌으로써 얻을 수 있는데, 자기상관함수가 $r_{SEP}(m, n) = \sigma_n^2 e^{-\alpha_x|m| - \alpha_y|n|}$ 인 분리형(separable) 마르코프 프로세스이거나 자기상관함수가 $r_{NONSEP}(m, n) = \sigma_n^2 e^{-\sqrt{\alpha_x^2 m^2 + \alpha_y^2 n^2}}$ 인 비분리형(nonseparable) 마르코프 프로세스로 모델링될 수 있다. 여기서, σ_n^2 는 잡영의 분산(variance)을, $\rho_m = e^{-\alpha_x}$, $\rho_n = e^{-\alpha_y}$ 는 행과 열 방향의 한 단계 상관관계를 각각 나타낸다. 그리고 분리형 마르코프 잡영과 비분리형 마르코프 잡영의 전력 스펙트럼은 다음과 같이 $r_{SEP}(m, n)$ 과 $r_{NONSEP}(m, n)$ 을 각각 푸리에 변환함으로써 구할 수 있다.

$$S_{SEP}(\omega_x, \omega_y) = \frac{4\alpha_x\alpha_y\sigma_n^2}{(\alpha_x^2 + \omega_x^2)(\alpha_y^2 + \omega_y^2)} \quad (5)$$

$$S_{NONSEP}(\omega_x, \omega_y) = \frac{2\sigma_n^2}{\alpha_x\alpha_y(1 + \frac{\omega_x^2}{\alpha_x^2} + \frac{\omega_y^2}{\alpha_y^2})}$$

그러면, 식 (4)와 식 (5)로부터, 잡영의 상관관계(correlation)가 증가함에 따라 즉, α_x 와 α_y 가 0에 접근함에 따라 분리형 마르코프 잡영에 존재하는 가우시안 물체를 찾기 위한 매치필터의 전달함수는 다음과 같이 주어진다.

$$H_{SEP}(\omega_x, \omega_y) = H_m(\omega_x)H_m(\omega_y) \quad (6)$$

$$\text{여기서, } H_m(\omega) = \frac{\sigma\sqrt{\pi}\omega^2}{\sqrt{2\alpha\sigma_n}} e^{-\frac{\sigma^2\omega^2}{2}} \quad (7)$$

이다.

같은 방법으로, 비분리형 마르코프 잡영에서의 매치 필터의 전달함수는 다음과 같이 구할 수 있다.^[9]

$$H_{NONSEP}(\omega_x, \omega_y) = \frac{\pi\sigma^2}{\sigma_n^2} (\omega_x^2 + \omega_y^2) e^{-\frac{\sigma^2(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{2}} \quad (8)$$

3. 웨이블릿을 이용한 멀티스케일 매치필터

LoG 함수와 형태가 유사한 웨이블릿인 경우에 디테일 필터는 다음과 같은 함수의 형태로 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} P_{LH}(x, y) &= -\frac{\partial^2}{\partial y^2} G(x, y) \\ P_{HL}(x, y) &= -\frac{\partial^2}{\partial x^2} G(x, y) \\ P_{HH}(x, y) &= \frac{\partial^2}{\partial x^2 \partial y^2} G(x, y) \end{aligned} \quad (9)$$

여기서, $G(x, y) = e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$ 이고 σ 는 옥타브 j 에 따라 변한다.

디테일 이미지 d_{HH} 에 해당하는 전달함수 $P_{HH}(\omega_x, \omega_y)$ 와 $d_{LH} + d_{HL}$ 의 전달함수 $P_{LH}(\omega_x, \omega_y) + P_{HL}(\omega_x, \omega_y)$ 는 각각 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} P_{HH}(\omega_x, \omega_y) &= \omega_x^2 \omega_y^2 e^{-\frac{\sigma^2(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{2}} \\ P_{LH}(\omega_x, \omega_y) + P_{HL}(\omega_x, \omega_y) &= (\omega_x^2 + \omega_y^2) e^{-\frac{\sigma^2(\omega_x^2 + \omega_y^2)}{2}} \end{aligned} \quad (10)$$

마르코프 잡영의 상관관계가 커짐에 따라 즉, α_x 와 α_y 가 0에 접근함에 따라 위의 디테일 필터는 식 (6)과 식 (8)에서 구한 분리형과 비분리형 매치필터와 같은 형태를 취하고 있음을 알 수 있다. 이와 같은 마르코프 잡영 환경 하에서 LoG 웨이블릿으로 이미지를 멀티스케일로 분리하면 여러 스케일의 매치필터를 적용한 것과 동일한 일련의 d_{HH} 와 $d_{LH} + d_{HL}$ 디테일 이미지를 얻을 수 있다. 따라서, 작은 물체는 낮은 옥타브의 디테일 이미지에서, 좀더 큰 물체는 보다 높은 옥타브에서 검출이 가능하다.

IV. Hotelling 변환에 의한 검출 알고리즘

검출이론에서 가장 기본적인 상황은 랜덤 변수 X 의 한 이벤트 x 가 주어졌을 때, 두 개의 가정 H 와 K 사이를 판정하는 것이다. 여기서, H 는 이벤트 x 가 잡음만으로 구성되었을 경우를, K 는 검출하고자 하는 신호가 있을 때를 각각 나타낸다. 이벤트 x 가 주어졌을 때, x 가 H 또는 K 에 속하는지를 판정해야 하는데, 이를 위해서는 판별식이 필요하고, 이를 이용하여 두 개의 확률분포 $p(\lambda/H)$ 와 $p(\lambda/K)$ 를 효율적으로 분리할 수 있어야 한다. 검출정도라고 부르는 파라미터 d 를 다음과 같이 정의하면, 두 확률분포 사이의 분리정도를 정량적으로 표현할 수 있다.

$$d = \frac{\langle \lambda/K \rangle - \langle \lambda/H \rangle}{\sqrt{p(H)\sigma_H^2 + p(K)\sigma_K^2}} \quad (11)$$

여기서, $\langle \lambda/H \rangle$ 와 σ_H^2 는 가정 H 하에서 실험 측정치 λ 의 평균과 분산을 각각 나타낸다.

Hotelling observer는 검출정도 d 를 최대화한다는 점에서 최적의 검출기로 알려져 있다. 마르코프 잡영 하에서 가우시안 물체를 검출하는데 Hotelling observer를 적용하기 위해서는 특징벡터를 정의하여야 하는데, 본 논문에서는 특징벡터 $v(x, y) = (v_1(x, y), v_2(x, y), \dots, v_{2N+1}(x, y))$ 를 다음과 같이 정의하였다.

$$\begin{aligned} v_{2j-1}(x, y) &= d_{LH}^j(x, y) + d_{HL}^j(x, y) \\ v_{2j}(x, y) &= d_{HH}^j(x, y) \quad 1 \leq j \leq N \\ v_{2N+1}(x, y) &= S_{LL}^N(x, y) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서, $s_{LL}^j(x, y)$ 와 $d_{LH}^j(x, y)$ 는 각각 좌표 (x, y) 에서 j 번째 옥타브의 웨이블릿 계수를 나타낸다. 우선, 신호가 존재하는 벡터 V_1 과 신호가 없는 벡터 V_2 를 동일한 개수만큼 구하여 학습데이터를 구성하게 되는데, V_1 는 물체가 존재하는 지점에서 구하고 V_2 는 배경영상에서 구하였다. 본 논문에서는 V_1 과 V_2 를 각각 200개씩 구하였으며, 이러한 학습데이터로부터 Hotelling observer를 다음과 같은 방법으로 구하였다. 우선 V_1 과 V_2 의 평균 벡터 \bar{V}_1 , \bar{V}_2 와 이들의 차 벡터 $\Delta V = \bar{V}_1 - \bar{V}_2$ 를 각각 구한다. 그런 다음, V_1 과 V_2 의

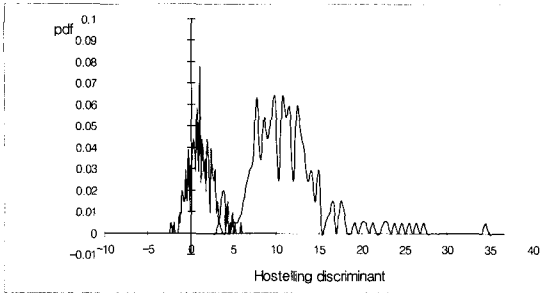


그림 1. 배경(왼쪽)과 신호가 존재하는 위치(오른쪽)에서 각각 구한 Hotelling 측정치의 확률분포
 Fig. 1. Probability density functions estimated from the feature vectors obtained from the background(Left) and signals (Right).

상호상관관계 행렬에 해당하는 S를 다음과 같이 구한다.

$$S = \frac{1}{2} \langle (V_1 - \bar{V}_1)(V_1 - \bar{V}_1)^T \rangle + \frac{1}{2} \langle (V_2 - \bar{V}_2)(V_2 - \bar{V}_2)^T \rangle \quad (13)$$

여기서, $\langle \rangle$ 는 평균을 의미한다. 위 식으로부터 Hotelling observer의 계수 $(\Delta V)^T \cdot S^{-1}$ 를 구하게 되는데, 이와 같이 Hotelling observer가 주어지면, Hotelling 측정치 $\lambda(x, y)$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\lambda(x, y) = (\Delta V)^T \cdot S^{-1} \cdot V(x, y) \quad (14)$$

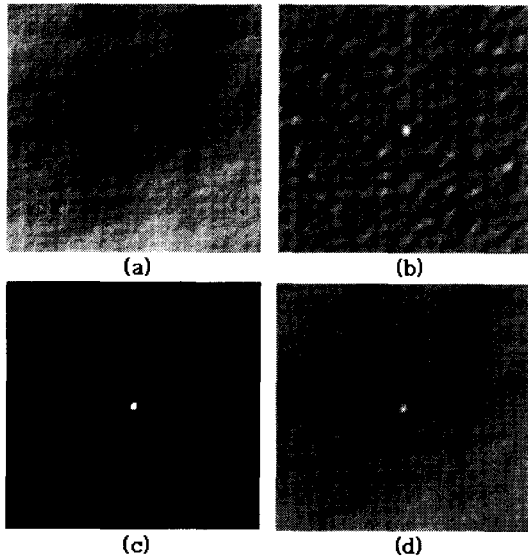
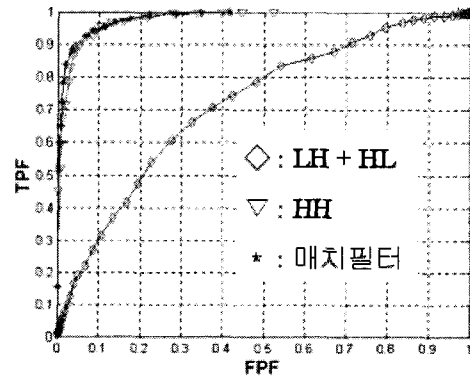
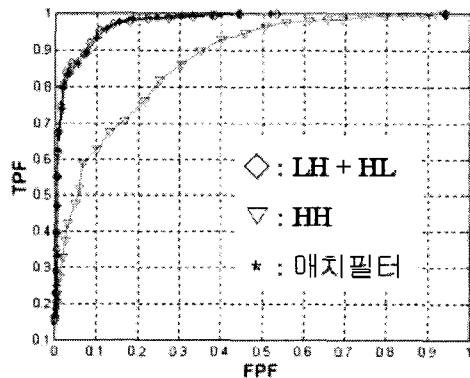


그림 2. Hotelling observer를 이용한 물체 검출
 (a) 분리형과 비분리형 마르코프 노이즈가 혼재된 배경이미지에 묻혀있는 가우시안 물체
 (b) 웨이블릿 변환후 계산된 Hotelling 측정치 $\lambda(x, y)$. (c) $\lambda(x, y)$ 를 쓰레숄딩함으로써 검출된 물체 (d) 검출된 물체에 해당하는 웨이블릿 계수를 강조한 다음 역 웨이블릿 변환하여 얻은 결과 이미지

Fig. 2. Object detection using Hotelling observer. (a) Gaussian object buried in the mixture of separable and nonseparable Markov noise. (b) Hotelling discriminant $\lambda(x, y)$ computed from the wavelet coefficients. (c) Object detected by thresholding $\lambda(x, y)$. (d) Output image obtained through inverse wavelet transform after emphasizing the wavelet coefficients corresponding to the detected object.



(a)



(b)

그림 3. (a) 분리형 마르코프 잡영에서의 ROC 특성곡선, (b) 비분리형 마르코프 잡영에서의 ROC 특성곡선

Fig. 3. ROC performance of matched filter, HH, LH+HL details filters. Test were performed on the detection of Gaussian objects in simulated (a) separable, (b)nonseparable Markov noise.

윗 식에서, $V(x,y)$ 와 S^{-1} 의 내적은 선백색화 (prewhitening) 기능을 수행하고, 선백색화된 $V(x,y)$ 와 ΔV 의 내적은 매치필터링과 동일하다. 따라서, Hotelling observer는 선백색화 매치필터라고 해석할 수 있다.

Hotelling observer의 성능을 확인하기 위해 위에서 설명한 분리형과 비분리형 마르코프 잡영을 동일한 비율로 혼합하여 생성한 배경 이미지에 가우시안 물체를 더하여 이를 실험 이미지로 이용하였다. Hotelling observer를 학습데이터에 적용시켰을 때, Hotelling 측정치의 확률분포는 그림 1에 제시한 바와 같고, 그림 2는 마르코프 잡영 속에 묻혀있는 가우시안 물체에 적용했을 때의 결과를 보여주고 있다. 그림 2-(c)로부터 알 수 있듯이, 실험 측정치 $\lambda(x,y)$ 를 단순히 문턱치로 이진화함으로써 물체를 쉽게 검출할 수 있다. 그리고, 검출된 물체의 위치에 해당하는 웨이블릿 계수를 적절히 강조한 다음 역웨이블릿 변환을 수행하면 그림 2-(d)와 같이 배경이미지에 물체가 확연히 드러나 보이도록 할 수도 있는데, 이 과정은 웨이블릿 영역에서의 unsharp masking 알고리즘이라고 해석할 수 있다.

V. 실험 및 결과

우선, 간단한 실험을 통하여 웨이블릿 디테일 필터가 매치필터의 역할을 수행할 수 있음을 실험적으로 증명한 다음, 이를 맘모그램에서 마이크로칼시피케이션을 검출하는데 적용하기로 한다.

1. 가우시안 물체의 검출

인위적으로 분리형과 비분리형 마르코프 잡영을 만들고 그 위에 임의의 크기의 가우시안 물체를 더한다. 이 이미지에 매치필터와 웨이블릿 변환을 각각 적용하여 ROC(receiver operating characteristic)를 통하여 두 방식의 성능을 비교분석한 결과, 그림 3에 제시한 바와 같이, d_{HH} 와 $d_{LH} + d_{HL}$ 디테일 이미지의 결과는 각각 문턱치로 이진화하면 마이크로칼시피케이션의 존재유무와 그 위치 등을 알 수 있다.

알고리즘의 설명을 위하여, 그림 4에 제시한 바와 같이 512×512 의 크기로 발체하여 실험하였다. 그림 5와 그림 6은 발체된 맘모그램에 대하여 웨이블릿 변환을 수행한 다음 Hotelling observer로 처리하였을 때의 실험 분리형과 비분리형 마르코프 잡영 하에서의 매치필터

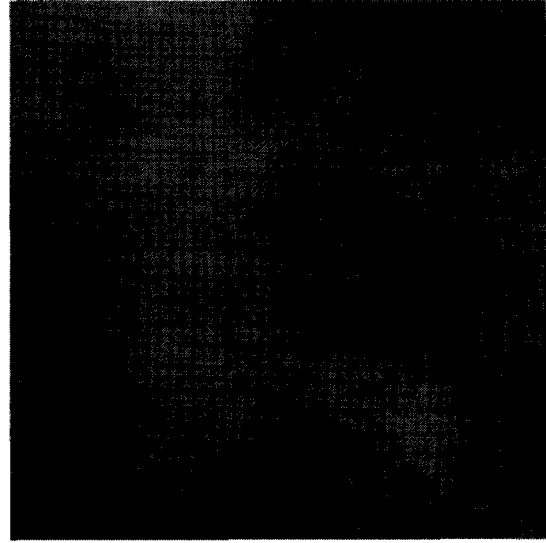


그림 4. 발체된 맘모그램

Fig. 4. Mammogram example.

와 성능이 거의 일치하였다. 따라서, LoG 웨이블릿을 이용한 이미지 분할은 두가지의 일반적인 마르코프 잡영 하에서 가우시안 물체를 검출하기 위한 일련의 매치필터로서의 기능을 지니고 있음을 확인하였다.

2. 맘모그램에서 마이크로칼시피케이션의 검출

본 논문에서는 표본화 구간을 $100\mu\text{m}$ 로 하여 2048×2048 로 표본화한 맘모그램을 이용하여 실험하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 우선, 주어진 맘모그램에 대하여 이차원 웨이블릿 변환을 수행하여 d_{HH} 와 $d_{LH} + d_{HL}$ 등의 웨이블릿 계수로부터 특징벡터를 추출한다. 추출된 특징벡터를 Hotelling observer에 입력함으로써 실험 측정치 $\lambda(x,y)$ 를 구한 다음 이를 적절한 문턱 측정치 $\lambda(x,y)$ 와 이를 적절한 문턱치를 적용하여 이진화한 결과 이미지를 각각 보여주고 있다. 여기서, 문턱치는 $\lambda(x,y)$ 에서 구한 히스토그램을 이용하여 특정한 히스토그램 값에 대응하는 픽셀값에 해당된다. 그림 6에서 볼 수 있는 바와 같이 여러 개의 마이크로칼시피케이션이 검출되었는데, 그 중에는 마이크로칼시피케이션과 스케일이 유사한 핏줄 등도 함께 검출되는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 이러한 false alarm을 줄이기 위하여 그림 6에서 검출한 물체에 대하여 그 0 형태정보를 분석하였다.

LH + HL 디테일 필터는 기본적으로 가우시안의 2차 미분 (Laplacian of Gaussian) 이므로 검출된 물체

주위에서 영교차 (zero-crossing) 점들을 찾아냄으로써 물체의 윤곽을 파악할 수 있다. 이 윤곽이 닫힌 형태의 원형이면 true positive로 간주하고, 그렇지 않으면 Hough 변환을 통하여 원형성 (circularity)을 측정하여 원형이 아닌 막대형태의 물체를 제거하게 된다.

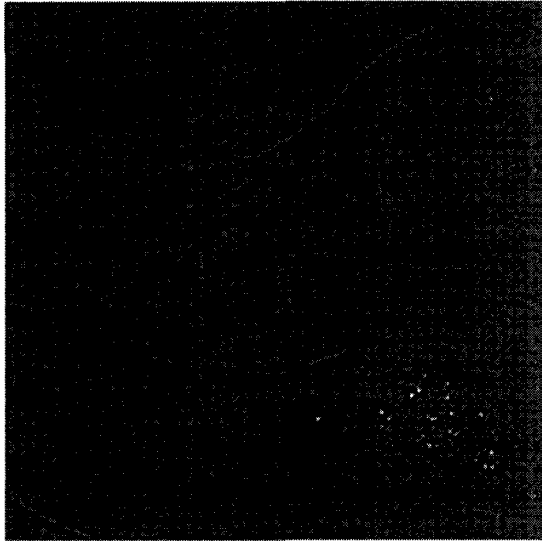


그림 5. 그림 4에 제시한 맘모그램을 웨이블릿 변환한 후에 계산된 Hotelling 측정치
 Fig 5. Hotelling discriminant computed from the wavelet coefficients obtained by wavelet transforming Fig. 4.



그림 6. 그림 5를 적절히 이진화한 결과 이미지
 Fig. 6. The image obtained by thresholding the Hotelling discriminant given in Fig. 5.

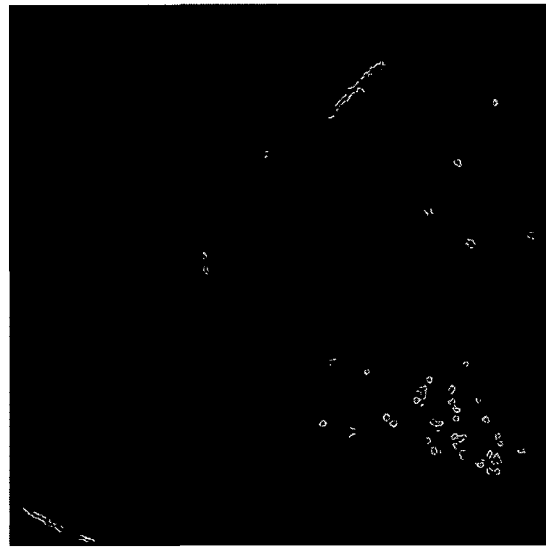


그림 7. LH+HL 디테일 이미지에서 영교차 점들을 찾아냄으로써 구한 에지 이미지
 Fig. 7. The edge image obtained by finding zero-crossing points of LH+HL details image.



그림 8. 그림 7에서 구한 폐곡선과 Hough 변환을 통해 구한 원형을 더한 이미지
 Fig. 8. This image includes closed curves and circular shapes obtained through Hough transform.

그림 7과 그림 8은 검출된 물체의 주위에서 구한 에지 정보와 Hough 변환결과를 각각 나타내고 있다. 이를 통하여 얻은 최종결과 이미지는 그림 8에 제시한 바와

같이 그림 6에서 얻은 검출결과에 비하여 false alarm 이 감소하였음을 보여주고 있다. 그림 9와 그림 10은 다른 맘모그램에 대하여 제안된 알고리즘을 적용하였을 때의 결과 이미지를 각각 보여주고 있다. 위와 같은 방법으로 40개의 맘모그램에 대하여 제안된 알고리즘

을 적용한 결과를 FROC (free-response receiver operating characteristic)로 표현하여 그림 11에 제시하였다. 여기서, FROC는 각 이미지에서 잘못 검출된 false positive 클러스터의 수에 대한 true-positive의 비율을 나타낸다.



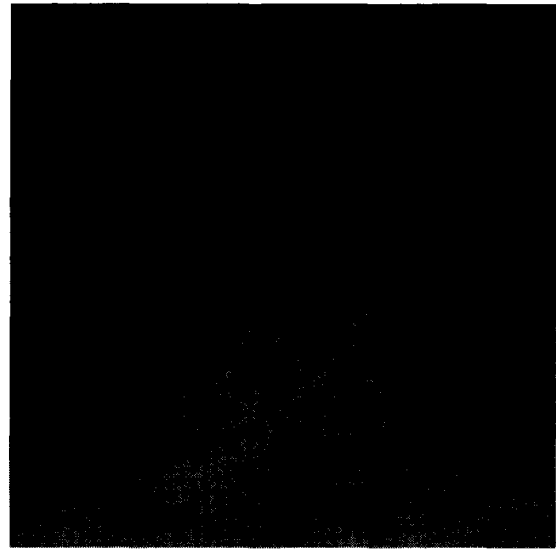
(a)



(b)

그림 9. (a) 맘모그램, (b) 검출된 마이크로칼시피케이션 클러스터

Fig. 9. (a) The original mammogram section, (b) the detected microcalcification cluster.



(a)



(b)

그림 10. (a) 맘모그램, (b) 검출된 마이크로칼시피케이션 클러스터

Fig. 10. (a) Another mammogram section, (b) the detected microcalcification cluster.

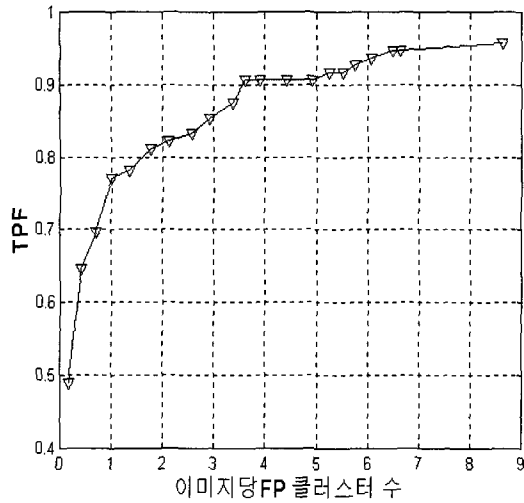


그림 11. FROC 특성곡선
Fig. 11. FROC detection performance.

VI. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿을 적절히 선택하면 잡영 속에 있는 물체를 검출하는데 웨이블릿 변환을 직접 이용할 수 있음을 보여 주었다. 한 예로, 가우시안 형태를 띤 물체가 상관관계가 높은 마르코프 잡영에 묻혀 있을 때, 이를 검출하기 위해서 LoG 웨이블릿을 선택하면 웨이블릿 변환 그 자체가 결국은 멀티스케일 매치 필터로 작용한다는 사실을 수학적으로 유도하고 간단한 실험을 통하여 성능을 분석함으로써 이를 증명하였다. 또한, 이에 대한 응용으로 맘모그램 상에 있는 마이크로칼시피케이션을 검출하는데 직접 적용한 다음, Hotelling observer, 에지검출, Hough 변환 등의 후처리 과정을 추가함으로써 물체가 가우시안 형태를 띠지 않더라도 매우 우수한 검출 성능을 보여주고 있음을 확인하였다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 그림 11에서 알 수 있는 바와 같이, 기존의 알고리즘이 맘모그램 당 한 개의 false positive가 검출될 때까지 true positive가 70% 이하인데 반하여,^[12,13] 제안한 알고리즘은 77% 이상을 검출할 수 있음을 보여 주었다. 또한, 본 알고리즘은 마이크로칼시피케이션의 위치뿐만 아니라 그 모양까지도 검출할 수 있으므로 방사선과 의사가 마이크로칼시피케이션의 진위여부를 판정하는데 큰 도움을 줄 것으로 기대하고 있다.

참 고 문 헌

- [1] X. Yu, I. S. Reed, W. Kraske, and A. D. Stocker, "A robust adaptive multispectral object detection by using wavelet transform", *ICASSP-92*, V-141-144, 1992.
- [2] D.P. Casasent, J. S. Smokelin, and A. Ye, "Wavelet and gabor transforms for detection", *Optical Engineering*, 31(9):1893-1898, September, 1992.
- [3] A. Laine, J. Fan, and S. Schuler, "A framework for contrast enhancement by dyadic wavelet analysis", *proc. Second Int. Workshop on Digital Mammography (Elsevier, Amsterdam)*, A. G. Gale et al., Editors, York, UK, pp. 91~100, 1994.
- [4] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation", *IEEE Trans. PAMI*, vol. 11, no. 7, pp. 674~693, July, 1989.
- [5] A. Cohen, I. Daubechies, and J. C. Feauveau, "Biorthogonal bases of compactly supported wavelets", *AT&T Bell Lab., Tech. Rep.*, TM 11217-900529-07, 1990.
- [6] B. R. Hunt and T. M. Cannon, "Nonstationary assumptions for Gaussian models of images", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-6, pp. 876~882, Dec. 1976.
- [7] 한희일, "Wavelet theory applied to detecting objects buried in complex backgrounds", *한국의국어대학교 정보산업공학논문집*, pp. 63~75, 1999. 2.
- [8] R. N. Strickland and H. I. Hahn, "Wavelet transform methods for object detection and recovery", *IEEE Trans. Image Processing*, pp. 724~735, May, 1997.
- [9] 한희일, "맘모그램에서 마이크로칼시피케이션을 검출하기 위한 웨이블릿 알고리즘", 제13회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵, pp. 11~14, 2001년

- 1월
- [10] R. N. Strickland and H. I. Hahn, "Wavelet transforms for detecting microcalcifications in mammogram", *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 15, pp. 218~229, Apr. 1996.
- [11] L. W. Bassett, "Mammographic analysis of calcifications", *Radiol. Clin. No. Amer.*, vol. 30, pp. 93~105, 1992.
- [12] H. P. Chan, K. Doi, C. J. Vyborny, K. L. Lam, and R. A. Schmidt, "Computer-aided detection . of microcalcifications in mammograms: Methodology and preliminary clinical study", *Investigat. Radiol.* vol. 23, pp. 664~671, 1988.
- [13] K. S. Woods, J. L. Solka, C. E. Priebe, W. P. Kegelmeyer, C. C. Doss and K. W. Bowyer, "Comparative evaluation of pattern recognition techniques for detection of microcalcifications in mammography", *Int. J. Pattern Recognition Artificial Intell.*, vol. 7, Dec. 1993

 저 자 소 개



韓熙一(正會員)

1984년 서울대학교 제어계측공학과 학사. 1986년 서울대학교 제어계측공학과 석사. 1995년 아리조나대학교 전기및컴퓨터공학과 박사. 1987년 1월~1998년 2월 한국전자통신연구원 재직. 1998년 3월~현재 한

국외국어대학교 정보통신공학과 재직