

적응적 필터링에 의한 투사영상 복원에 관한 연구

김정희*, 김광익**

*포항공과대학교 정보통신연구소, ** 포항공과대학교 수학과
(1997년 11월 2일 접수, 1998년 2월 9일 채택)

A Study on Projection Image Restoration by Adaptive Filtering

J.H. Kim*, K.I. Kim**

*POSTECH Information Research Laboratory, Pohang University of Science and Technology
** Department of Mathematics, Pohang University of Science and Technology
(Received November 2, 1997, Accepted February 9, 1998)

요약 : SPECT 장치는 감마 카메라로 촬영된 일련의 투사영상을 재조합, 재구성하여 횡단면 단층상을 생성하는데, 이때 투사 영상을 획득하는 과정에서 여러 물리적 요소들이 개입되어 투사 영상의 왜곡을 가져온다. 이들 변질 요인들 가운데서도 광자수 제한에 따른 노이즈 변질이 가장 심각한 요인이다. 때문에, 투사 영상에 대한 필터링은 노이즈 평활화(smoothing)가 가장 기본적인 방법이다. 그러나 단순한 저역통과 필터링(low-pass filtering)이 투사영상의 윤곽선이나 기타 영상 구조들을 번지게 함으로써 재구성 영상의 질을 떨어뜨린다는 사실은 이미 알려져 있다. 주요 영상 구조들을 효과적으로 유지하면서도 노이즈를 억제시키기 위한 한 접근으로 적응적 필터링 기법이 많은 연구자들의 관심을 모으고 있다.

본 논문에서는, 재구성 영상에서의 '최소 검출가능 이상조직의 검출 신뢰도 향상'이라는 관점에서 최적 필터를 설계하였던 이전 연구와 관련하여, 주어진 물리적 조건 하에서의 SPECT 이상조직 검출능에 근거된 투사 영상 복원을 위한 적응적 필터링 기법을 제안한다. 결과적으로, 제안된 필터링 알고리즘은 SPECT 영상 재구성 시 우수한 이상조직 검출능을 보였으며, 특히 다양한 대조도의 이상조직들을 포함하고 있는 모형 실험에서 보여준 본 필터링 알고리즘의 이상조직 검출능 결과는 실제 SPECT 데이터 적응 시 좋은 결과를 기대할 수 있게 하였다.

Abstract : This paper describes a filtering algorithm which employs apriori information of SPECT lesion detectability potential for the filtering of degraded projection images prior to the backprojection reconstruction. In this algorithm, we determined m minimum detectable lesion sizes(MDLSs) by assuming m object contrasts uniformly-chosen in the range of 0.0-1.0, based on a signal/noise model which provides the capability potential of SPECT in terms of physical factors. A best estimate of given projection image is attempted as a weighted combination of the subimages from m optimal filters whose design is focused on maximizing the local S/N ratios for the MDLS-lesions. These subimages show relatively larger resolution recovery effect and relatively smaller noise reduction effect with the decreased MDLS, and the weighting on each subimage was controlled by the difference between the subimage and the maximum-resolution-recovered projection image. The proposed filtering algorithm was tested on SPECT image reconstruction problems, and produced good results. Especially, this algorithm showed the adaptive effect that approximately averages the filter outputs in homogeneous areas and sensitively depends on each filter strength on contrast preserving/enhancing in textured lesion areas of the reconstructed image.

Key words : SPECT lesion detectability potential, Backprojection reconstruction, Local S/N ratio, Adaptive effect

서 론

본 연구는 1996년도 교육부 지원 기초과학연구과제비(BSRI-96-1430)에 의해 이루어졌다.
통신처자 : 김정희, (790-784) 경북 포항시 효자동 산 31 번지
Tel. (0562)279-8027, Fax. (0562)279-2799

단일광자방출 전산화 단층촬영(Single Photon Emission Computed Tomography;SPECT)은 감마카메라로부터 촬영된 일련의 2차원 투사영상으로부터 물체의 방사능 분포를 나타내는 3 차원 횡단면 단층상을 구성하는 핵의학영상 기법이다. SPECT

영상 재구성 방법으로는 algebraic reconstruction technique(ART), iterative least square technique(ILST), simultaneous iterative reconstruction technique(SIRT) 등의 반복적 방법과 여과후역투사 방법(filtered backprojection method; FBP method) 등의 분석적 방법이 있는데, 실제 의료 진단에서는 빠른 영상처리 속도라는 실용적 강점때문에 FBP 방법이 선호되고 있다. FBP 방법을 이용하여 SPECT 영상의 질을 향상시키기 위한 많은 연구가 최적 필터 설계 및 필터링 알고리즘 개발 문제에 집중되어 왔다.

SPECT 영상 재구성시 투사영상의 변질과 그 변질요인에 대해서는 이미 언급한 바 있다[1-3]. 이를 변질 요인들 가운데서도 광자수 제한에 따른 노이즈 변질이 가장 심각한 요인이기 때문에, 투사 영상에 대한 필터링은 노이즈 평활화(smoothing)가 가장 기본적인 방법이다. 그러나 단순한 저역통과 필터링(low-pass filtering)이 투사영상의 윤곽선이나 기타 영상 구조들을 번지게 함으로써 재구성 영상의 질을 떨어뜨린다는 사실은 이미 알려져 있다. 주요 영상 구조들을 효과적으로 유지하면서도 노이즈를 억제시키기 위한 한 접근으로, local statistics adaptive filtering algorithm[4,5], gradiant inverse weighted(GIW) filtering algorithm[6], multiple model kalman filtering algorithm[7], directional filtering algorithm[8] 같은 적응적(adaptive) 필터링 알고리즘이 제안되었다. 그러나 이를 알고리즘 구성시에는 주어진 영상 개개에 따른 복잡한 영상 분석 과정(image analysis stage)이 요구되므로 FBP 방법에 비해 프로세싱 효율이 크게 떨어진다.

최근 발표된 연구 결과[1]에서, 우리는 실제 의료상황에서 공통적으로 요구되는 ‘이상조직 검출능 향상’ 즉 재구성 영상에서의 이상조직들의 검출 신뢰도 향상이라는 관점을 고려하여 최소 검출가능 이상조직의 검출능에 대하여 최적화시킨 재구성 필터의 설계를 제안하였다. 필터 설계시, SPECT 이상조직 검출능을 예측하는 한 물리적 모델에 근거하여 최소 검출가능 이상조직 크기(minimum detectable lesion size; MDLS)를 결정하고, 이에 해당되는 이상조직의 국소 신호대 잡음비(local signal/noise ratio; 로컬 S/N 비)를 최대화시키는 방향으로 필터함수 구성과 필터 매개변수의 값을 결정하였다. 시뮬레이션 실험 결과, 제안된 필터는 기존의 SPECT 재구성 필터에 비하여

- 광자수, 물체 대조도, 검출 시스템 해상도 변화에 대하여, 최소 이상조직 검출시에 우세제한요인의 상쇄방향으로 빠른 적용성을 보여 주었다.

- 측정된 최소 검출가능 이상조직 크기 MDLS와 주어진 검출 시스템 해상도의 상대적 크기에 따라, MDLS가 해상도 제한 지역에 속하면 해상도 복원 특성을 나타내었고, 광자수 제한 지역에 속하면 노이즈 억제 특성을 나타내었다.

- 필터 성능은 최소 검출가능 이상조직 검출시 우세제한요인의 상대적 제한효과가 커질수록 증가하였으며, 이에 따라 낮은 광자수나 낮은 대조도의 나쁜 조건에서 좋은 결과를 보였다.

그러나 본 필터 설계 시에는 ‘내포된 이상조직들의 물체 대조도가 일정하다’는 강한 가정이 포함되어 있어서, 실제 상황에서의 필터 적용에는 제한이 따른다.

본 논문에서는, 이전 연구 결과와 관련하여, 제안된 필터의 제한성을 완화하고 실제 데이터에 적용하기 위한 투사영상 필터링 기법을 제안하였다. 이상조직들의 물체 대조도를 가능범위 0.0~1.0에서 일정 간격으로 m개 선택한다면, 주어진 물리적 조건하에서의 SPECT 이상조직 검출능이 m개의 최소 검출가능 이상조직 크기들에 의해 예측될 수 있다. 이에 따라, 각 최소 검출가능 이상조직의 로컬 S/N 비를 최대화시키는 방향으로 m개의 최적 필터를 구성할 수 있다. 각 필터는, 광자수가 높고 이상조직 물체 대조도가 높게 가정되면 보다 고주파수까지 검출 시스템 역 MTF를 따르는 강한 해상도 복원 특성을 보이며, 광자수가 낮고 이상조직 대조도가 낮게 가정되면 Gaussian low-pass filter를 따르는 강한 노이즈 억제 특성을 보인다. 따라서, 높은 광자수 경우에서는 구성된 m개 필터 대부분이 MDLS에 의존된 해상도 복원 특성을 갖는 반면, 낮은 광자수 경우에서는 이들 대부분이 MDLS에 의존된 노이즈 억제 특성을 갖는다. 본 알고리즘에서는, 투사영상 필터링 과정에서 SPECT 이상조직 검출능에 근거한 m개의 최적 필터에 의해 각기 다른 해상도 복원 및 노이즈 억제 수준의 필터영상을 만들고, 주어진 투사영상의 최적 측정치(an optimal estimate)를 이들 필터영상들의 가중합(weighted sum)으로 시도하였다. 각 필터 영상의 가중치는 그 필터 영상과 최대 해상도 복원 투사영상과의 차의 합수로 결정하였다. 주파수 영역에서, m개 필터들은 각 최소 검출가능 이상조직 크기에 의존하여 서로 다른 주파수 지역을 강조하지만, 어느 대역(frequency band) 이하나 이상의 저주파수 및 고주파수 지역에서는 거의 비슷한 필터값을 갖게 된다. 따라서 이들 필터 각각의 투사영상에서의 작용은 비적응적이라 할지라도, 알고리즘 적용후 결과된 투사영상에서의 효과는 각 화소마다 적응적인 결과를 보이게 된다. 즉, 영상의 균일 지역(homogeneous region)에서는 각 필터 결과들이 거의 평균되어 강한 노이즈 억제 효과를 보였으며, 형태가 있는 지역(textured area)에서는 각 필터의 해상도 보존/향상시키는 정도에 예민하게(sensitivity) 의존하는 효과를 보여 주었다. 결과적으로, SPECT 영상 재구성시에 제안된 필터링 알고리즘은 우수한 이상조직 검출능을 보였으며, 특히 다양한 대조도의 이상조직들을 포함하고 있는 모형 실험에서 보여준 본 필터링 알고리즘의 이상조직 검출능 결과는 실제 SPECT 데이터 적용 시 좋은 결과를 기대할 수 있게 하였다.

이론 및 방법

1. SPECT 이상조직 검출능 측정

Lim *et al.*은 SPECT의 이상조직 검출능 한계를 주요 물리적

요소 관점에서 측정할 수 있는 신호대 잡음 모델(signal/noise model)을 다음과 같이 제시하였다[2].

$$co \cdot \frac{CR(\frac{d}{FWHM_s})}{1 + \langle fs \rangle} \cdot k \cdot \frac{b \cdot (\frac{2D}{d})^{\frac{3}{2}} \cdot n(r)}{\sqrt{N_T}} \quad (1)$$

여기서, D 는 물체 전체의 크기, d 와 co 는 이상조직의 크기 및 물체 대조도, N_T 는 한 단층상에서 검출되는 광자수, b 는 조정상수(약 0.656), $\langle fs \rangle$ 는 평균 광자 산란률, $n(r)$ 은 물체 중심에서의 root mean square(rms)노이즈 수준이고, $FWHM_s$ 는 전체반값두께(full width half maximum; FWHM) 단위로 측정된 SPECT 시스템 해상도이며, 이는 검출 시스템 해상도 $FWHM_d$ 와 필터 사용에 의한 재구성 해상도 $FWHM_s$ 의 조합에 의해 $FWHM_s = \sqrt{FWHM_a^2 + FWHM_d^2}$ 의 관계를 갖는다. CR 은 주어진 해상도 때문에 생기는 대조도 감소 요소(contrast reduction factor)이다.

Lim et al. 모델에서, 크기 d 이고 물체 대조도 co 인 이상조직이 주어진 물리적 조건하에서 검출가능하려면, 재구성 영상에서의 대조도 예측치(식(1) 부등호의 좌측식)가 rms 노이즈 수준 예측치(식(1) k 의 우측식) 보다 문턱값 S/N 비(threshold S/N ratio) k 이상이 되어야 하며, k 값은

재구성 영상 중에서

$$f_p(k, d) = \text{크기 } d \text{인 이상조직과 } P\{K \geq k\} \times 100\% \\ \text{같은 면적의 개수}$$

으로 정의된 위양성을(false positive rate)이 허용 수준(tolerable level) $f_\epsilon \approx 5\sim10\%$ 이하가 되는 선에서 결정될 수 있다($P\{K \geq k\}$)는 문헌[2]의 표1 참조).

본 논문에서는 이전 필터 설계시에 포함된 이상조직 물체 대조도의 일정성에 대한 가정을 완화시키기 위하여, 이상조직들의 물체 대조도를 가능범위 0.0~1.0에서 일정 간격으로 m 개의 값을 선택함으로써, 주어진 물리적 조건하에서의 SPECT 이상조직 검출능을 m 개의 최소 검출가능 이상조직 크기 $MDLS_j$ 에 의해 다음과 같이 예측하였다.

$$co \leftarrow 1 - \frac{j}{m+1}, \quad j=1, 2, 3, \dots, m \quad (2)$$

$$k_i = \{k \mid f_p(k, d_i) = f_\epsilon\}$$

$$d_{i+1} = \text{Min}\{d \mid co \cdot \frac{CR(\frac{d}{FWHM_d})}{1 + \langle fs \rangle} \cdot k_i \cdot \frac{b \cdot (\frac{2D}{d})^{\frac{3}{2}} \cdot n(r)}{\sqrt{N_T}}\}$$

$$d_{i+1} \rightarrow MDLS_j \text{ as } j \rightarrow \infty$$

여기서, $MDLS_j$ 측정시 전처리 특성을 갖지않는 Ramp 필터에 의한 FBP 재구성을 가정하고 있기 때문에($FWHM_r = 0$), CR 함수값은 검출 시스템 해상도 $FWHM_d$ 의 Gaussian PSF과 크기 d 이고 대조도 co 인 실린더형 이상조직을 컨벌루션시킴으

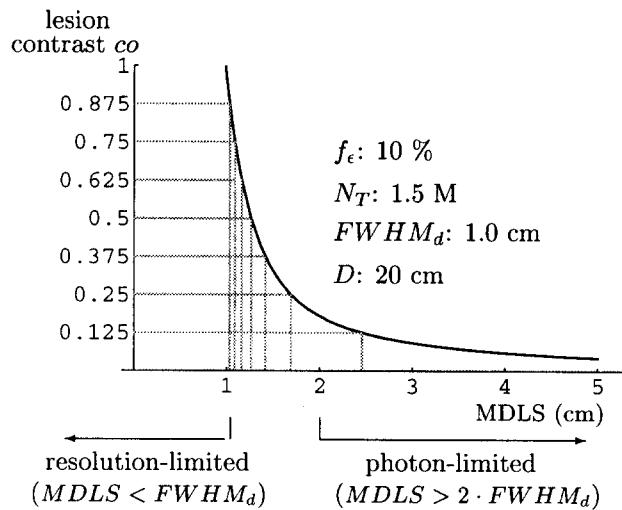


그림 1. 주어진 조건에서의 $MDLS_j$ ($j=1, 2, \dots, 7$) 결정

Fig. 1. Determination of $MDLS_j$ ($j=1, 2, \dots, 7$) for a given physical condition.

로써 계산되었다. m 개의 이상조직 물체 대조도 $\frac{m}{m+1}, \frac{m-1}{m+1}, \dots, \frac{1}{m+1}$ 이 각각 주어진다면, 허용 위양성을 f_ϵ 에 해당되는 m 개 최소 검출가능 이상조직 크기 $MDLS_1, MDLS_2, \dots, MDLS_m$ 이 식(2)로부터 결정된다.(MDLS 결정에 관한 자세한 내용은 논문[1,2]에 기술.)

그림 1은, 광자수 1.5M, 검출 시스템 해상도 1.0-cm FWHM, 물체 크기 20 cm인 조건하에서 허용 위양성을 10%에 해당되는 SPECT 이상조직 검출능을 7개의 MDLS들에 의해 예측하고 있다. 문헌[1]에서 우리는, 검출 시스템 해상도 제한효과를 포함시킨 경우와 포함시키지 않은 경우에 해당되는 두 SPECT 검출능 곡선의 비교로부터, 이상조직의 크기가 검출 시스템 해상도의 2 배보다 커지게 되면 그 이상조직 검출시 해상도 제한효과가 거의 나타나지 않음을 보았다(광자수 제한 지역). 반면 MDLS가 해상도의 2배보다 작아지면서 해상도와 광자수 요인들 다에 의해 제한받게 되고, 특히 MDLS가 해상도보다 작아지는 경우에는 해상도 제한효과가 주가 된다(해상도 제한 지역). 이상조직 물체 대조도가 높아짐에 따라 MDLS가 작아지게 되고, 이를 MDLS 크기 이상조직 검출시 해상도 제한효과가 커지는 반면, 광자수 효과는 상대적으로 작아진다. 특히 그림 1의 조건에서, 이상조직 대조도가 0.125인 경우에 대해서는 결정된 MDLS들이 광자수 제한 지역에 속하게 되므로 이를 MDLS 크기 이상조직 검출시에 해상도에 의한 제한 효과는 거의 영향력이 없을 것이다.

2. 필터 구성

하나의 MDLS 크기가 주어진다면, 그 MDLS 크기 이상조직의 로컬 S/N 비를 최대화시키는 방향으로 하나의 최적필터 $C_{proposed}$ 가 설계될 수 있다.($C_{proposed}$ 필터함수 구성 및 매개변수 값의 결정에 관해서는 문헌[1] 참조)

$$\tilde{C}_{\text{proposed}}(\xi) = \tilde{C}_{\mu, \sigma_s, \sigma_d}(\xi) \cdot B(\xi) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_{\mu, \sigma_s, \sigma_d}(\xi) = |\xi| \exp(-2\pi^2(\sigma_s^2 - \sigma_d^2)(\xi^2 - (\mu/(2\pi))^2)) \cdot \text{Heavi}(|\xi| - \mu/(2\pi)) \quad (4)$$

여기서, $\tilde{C}_{\mu, \sigma_s, \sigma_d}(\xi)$ 는 가우시안 PSF 가정하에서 광자감쇠계

수 μ 와 검출 시스템 해상도 σ_d ($\sigma_d = \frac{FWHM_d}{2\sqrt{2\ln 2}}$), 그리고 광자수

와 측정오차등의 노이즈 영향력에 대한 SPECT 시스템 해상도

$$\sigma_s(\sigma_s = \frac{FWHM_s}{2\sqrt{2\ln 2}}) \text{ 효과를 수학적으로 기술한 SPECT 영상 재}$$

구성 모델로부터 유도된 이론적 필터함수이며, $B(\xi)$ 는 이론적 필터의 ill-posed nature를 조정하기 위해 설계된 Butterworth 필터함수이다.

$\tilde{C}_{\mu, \sigma_s, \sigma_d}$ 필터 함수에서 SPECT 시스템 해상도 매개변수의 최적치 $\hat{\sigma}_s$ 를, 주어진 MDLS가 광자수 제한지역의 하한 경계에 일치하도록

$$\widehat{FWHM}_s = \frac{MDLS}{2} \text{ 또는 } \hat{\sigma}_s = \frac{MDLS}{4\sqrt{2\ln 2}} \quad (5)$$

으로 결정함으로써, 이론적 필터 $\tilde{C}_{\mu, \hat{\sigma}_s, \sigma_d}$ 는 MDLS가 해상도 제한지역에 속하면 해상도 복원 특성($\widehat{FWHM}_s < FWHM_d$), 광자수 제한지역에 속하면 노이즈 억제 특성($\widehat{FWHM}_s > FWHM_d$), 을 갖도록 조정되었다. 이때, $\tilde{C}_{\mu, \hat{\sigma}_s, \sigma_d}$ 필터함수는 검출 시스템 고유 해상도를 복원하기 위한 Inverse 필터 $[\tilde{h}_{\sigma_d}]^{-1}$ 와 최적 SPECT 시스템 해상도 σ_s 의 GAUSS필터 $C_{\mu, \hat{\sigma}_s}$ 의 2개 필터 성분으로 나뉘어지며, GAUSS필터 $C_{\mu, \hat{\sigma}_s}$ 는 롤오프점 $\frac{1}{2\pi\hat{\sigma}_s} \approx 0.75$ $MDLS$ 를 중심으로 하여 이전 주파수 대역에서는 역투사 변조 상쇄(backprojection deblur), 이후 주파수 대역에서는 노이즈 억제 특성을 보이게 된다. 이러한 $\tilde{C}_{\mu, \hat{\sigma}_s, \sigma_d}$ 구성에 근거하여, 커트오프점 $\frac{1}{2\pi\hat{\sigma}_s}$ 을 중심으로 하는 대역위에서(1) 통과대역 주파수(passband frequency) 이전 지역에서의 검출 시스템 해상도에 대한 복원,(2) 저지대역 주파수(stopband frequency) 이후 지역에서의 Inverse 필터 $[\tilde{h}_{\sigma_d}]^{-1}$ 에 대한 충분한 노이즈 억제,(3) 전이대역(transition band) 위에서의 완만한 변환이 이를수 있도록 Butterworth 필터 설계가 다음과 같이 수행되었다.

$$B(\xi) = \frac{1}{1 + (\xi/\xi_c)^{2n}},$$

$$n = \frac{\log_{10}((ep^{-1}-1)/(es^{-1}-1))}{2\log_{10}(\xi_p/\xi_s)},$$

$$\xi_c = \xi_p / (ep^{-1}-1)^{\frac{1}{2n}},$$

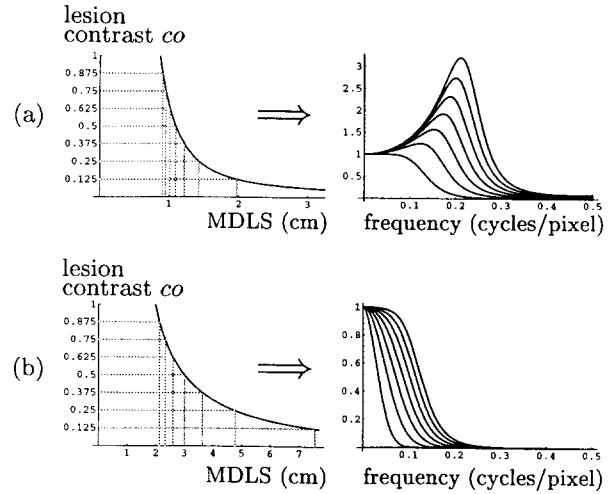


그림 2. $MDLS_j$ 결정으로부터 \tilde{C}_j 필터 구성 (a) 광자수 : 3.2M, 검출 시스템 해상도 : 1.0cm FWHM, (b) 광자수 : 50K, 검출 시스템 해상도 : 1.4cm FWHM

Fig. 2. Generation of \tilde{C}_j filters from the determination of $MDLS_j$, (a) photon counts : 3.2M, detector system resolution : 1.0cm FWHM, (b) photon counts : 50K, detector system resolution : 1.4cm FWHM

$$\xi_p = \frac{1-\varepsilon}{2\pi\hat{\sigma}_s}, \quad ep = 1 - \tilde{h}_{\sigma_s}(\xi_k)$$

$$\xi_s = \frac{1+\varepsilon}{2\pi\hat{\sigma}_s}, \quad ep = ep \cdot \tilde{h}_{\sigma_d}(\xi_s)$$

여기서, ε 값은 $\varepsilon = \{\varepsilon \mid B(\xi_k) = \tilde{h}_{\sigma_s}(\xi_k), \xi_k = \text{Min}[\xi_N, 2 \cdot \xi_s]\}$ (ξ_N 는 나이퀴스트 주파수)에 의해 결정된다.

식(2)로부터, 우리는 SPECT 이상조직 검출능을 m개의 최소 검출가능 이상조직 크기 $MDLS_j$ ($j=1, 2, \dots, m$)에 의해 결정하였다. 이에 따라 각 $MDLS_j$ 크기 이상조직의 로컬 S/N 비에 최적화시킨 \tilde{C}_j 필터를 다음과 같이 구성한다.

$$\hat{\sigma}_s \leftarrow \frac{MDLS_j}{4\sqrt{2\ln 2}}, \quad j=1, 2, \dots, m \quad (7)$$

$$\tilde{C}_j(\xi) = |\xi| \exp(-2\pi^2(\hat{\sigma}_s^2 - \sigma_d^2)(\xi^2 - (\mu/(2\pi))^2)) \cdot \text{Heavi}(|\xi| - \mu/(2\pi)) \cdot B(\xi)$$

여기서, $MDLS_j$ 와 $B(\xi)$ 매개변수들은 각각 식(2)와 식(6)으로부터 주어진다.

그림 2는, 광자수 변화에 따른 \tilde{C}_j 필터들의 원도우 특성을 보여주고 있다. 그림 2의 3.2M 광자수 경우에서는, 결정된 MDLS 모두가 주어진 검출 시스템 해상도의 2배보다 작기 때문에 이들 MDLS 크기 이상조직들의 검출시에는 해상도와 광자수 둘 다의 제한효과가 나타나게 되며, 특히 이상조직 대조도가 0.75 이상인 경우에는 해상도 제한효과가 추가 되고 있다. 따라서 이들에 의해 구성된 \tilde{C}_j 필터 모두가 해상도 복원 특성을 보였다. 반

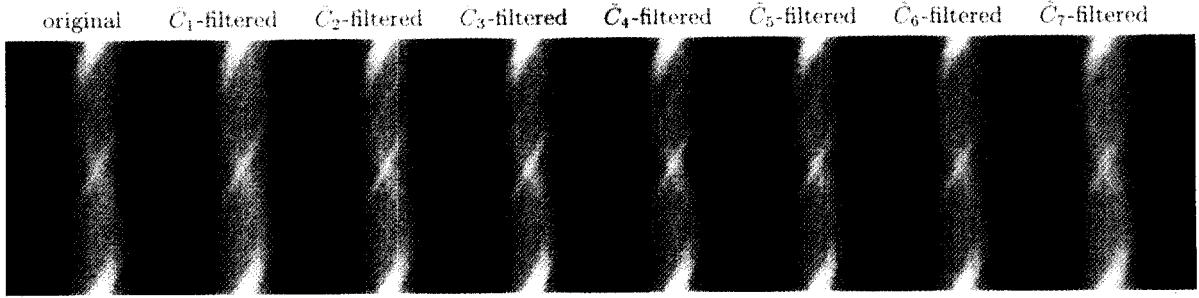


그림 3. 그림 5의 이상조직 검출능 모형으로부터 광자수 800K, 이상조직 대조도 0.75, 물체 크기 20cm, 검출 시스템 해상도 1.2-cm FWHM, 광자감쇠계수 0.15cm^{-1} 가 주어진 경우에 대하여 시뮬레이트된 투사영상과 \tilde{C}_j 필터된 결과 ($j=1, 2, \dots, 7$)

Fig. 3. Simulated projection image and its \tilde{C}_j filter images ($j=1, 2, \dots, 7$) for the case of photon count of 800K, lesion contrast of 0.75, object size of 20cm, detector system resolution of 1.2-cm FWHM, photon attenuation of 0.15cm^{-1}

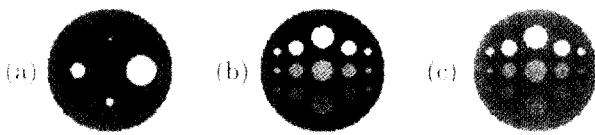


그림 4. (a) 이상조직 검출능 모형, (b) 높은 대조도 모형, (c) 낮은 대조도 모형에 대하여 시뮬레이트된 모형영상

Fig. 4. Simulated phantom image for (a) lesion detectability phantom, (b) high-contrast phantom, and (c) low-contrast phantom

면 50K의 낮은 광자수 경우에서는, 결정된 MDLS 모두가 광자수 제한지역에 속하게 되어, 구성된 7개 C_j 필터들 모두가 각 MDLS에 의존되는 수준의 노이즈 억제 특성을 나타내고 있다. 즉, 광자수가 증가되면 구성된 필터 성향에서 해상도 복원 특성이 강해지고, 광자수가 감소할수록 구성된 필터 대부분이 노이즈 억제 경향을 갖게 된다. 그러나 3.2M와 50K의 양쪽 경우 모두에서, 각 필터들은 MDLS에 의존된 서로 다른 주파수 지역을 강조하고 있는 반면, 어느 주파수 대역 이하나 이상의 저주파수 및 고주파수 지역에서는 거의 비슷한 필터값을 보이고 있다.

3. 필터링 알고리즘

본 알고리즘에서는, 역투사전에 투사영상 필터링 과정에서 SPECT 이상조직 검출능에 근거한 m 개의 최적필터 \tilde{C}_j 에 의해 각기 다른 해상도 복원 및 노이즈 억제 수준의 \tilde{C}_j 필터영상을 만들고, 주어진 투사영상 g 의 최적 측정치를 이들 \tilde{C}_j 필터영상들의 가중합으로 시도하였다.

$$g_j(t, \theta) = \sum_{j=1}^m w_j(t, \theta) \cdot g_j(t, \theta) \quad (8)$$

$$g_j(t, \theta) = \tilde{C}_j(g(t, \theta)), \quad j=1, 2, \dots, m$$

여기서, $\tilde{C}_j(\cdot)$ 는 \tilde{C}_j 필터를 이용한 필터링을 나타내고, g_j 는 \tilde{C}_j 필터영상을 나타내며, w_j 는 가중치 매개변수로써 $\sum_{j=1}^m w_j(t, \theta) = 1$ $\forall (t, \theta)$ 이다. 이때, \tilde{C}_j 필터들은 해상도 $\hat{\sigma}_s = \frac{MDLS_j}{4\sqrt{\ln 2}}$ 를 유지하

는 수준에서 최대화된 노이즈 억제 효과를 주도록 설계되었다. 즉, $MDLS_j$ 크기에 따라 각 \tilde{C}_j 필터영상의 해상도 복원 및 노이즈 억제 수준이 결정된다. 우리는 SPECT 이상조직 검출능 측정시에 이상조직의 물체 대조도를 가능 범위 0.0~1.0 사이에서 $\frac{m}{m+1} > \frac{m-1}{m+1} \dots > \frac{1}{m+1}$ 로 선택함으로써, 최소 검출가능 이상조직 크기 $MDLS_1 < MDLS_2 < \dots < MDLS_m$ 를 결정하였다. 따라서 이상조직 대조도가 1.0에 가장 근접한 \tilde{C}_1 필터영상에서 상대적으로 증가된 해상도 복원효과를 볼 수 있으며, 대조도 0.0에 가장 근접한 \tilde{C}_m 필터영상에서 가장 큰 노이즈 억제 효과를 볼 수 있다(그림 3).

각 \tilde{C}_j 필터영상에 대한 가중치(weighting)를 주기 위하여, 우리는 이상조직 물체 대조도 1.0 가정으로부터 주어진 투사영상 g 에 대한 최대 해상도 복원 영상

$$g_0(t, \theta) = \tilde{C}_0(g(t, \theta)) \quad (9)$$

를 구성하고, 각 화소(pixel)에서의 \tilde{C}_j 필터 영상과 최대 해상도 복원 영상 g_0 의 n -neighborhood average와의 차를 다음과 같이 계산하였다.

$$d_j(t, \theta) = |(g_0)_n(t, \theta) - g_j(t, \theta)| \quad (10)$$

$$(g_0)_n(t, \theta) = \frac{1}{n} \sum_{l=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} g_0(t+l, \theta), \quad n: \text{odd} \quad (11)$$

이때, 영상 구조(image structure)들을 잘 보존하기 위하여, 최대 해상도 복원 영상과의 차가 작은 C_j 필터영상에 보다 큰 가중치를 주었다. 즉, 가중치 매개변수 w_j 를 d_j 의 단순감소함수가 되도록

$$w_j(t, \theta) = \frac{[1/d_j(t, \theta)]}{\sum_{i=1}^m [1/d_i(t, \theta)]^x} \rightarrow 0 \quad (12)$$

로 결정하였다. 이때, 화소가 투사영상의 윤곽선 부근에 있다면, 알고리즘 적용후 결과된 투사영상 g_f 의 그 화소에서의 결과는

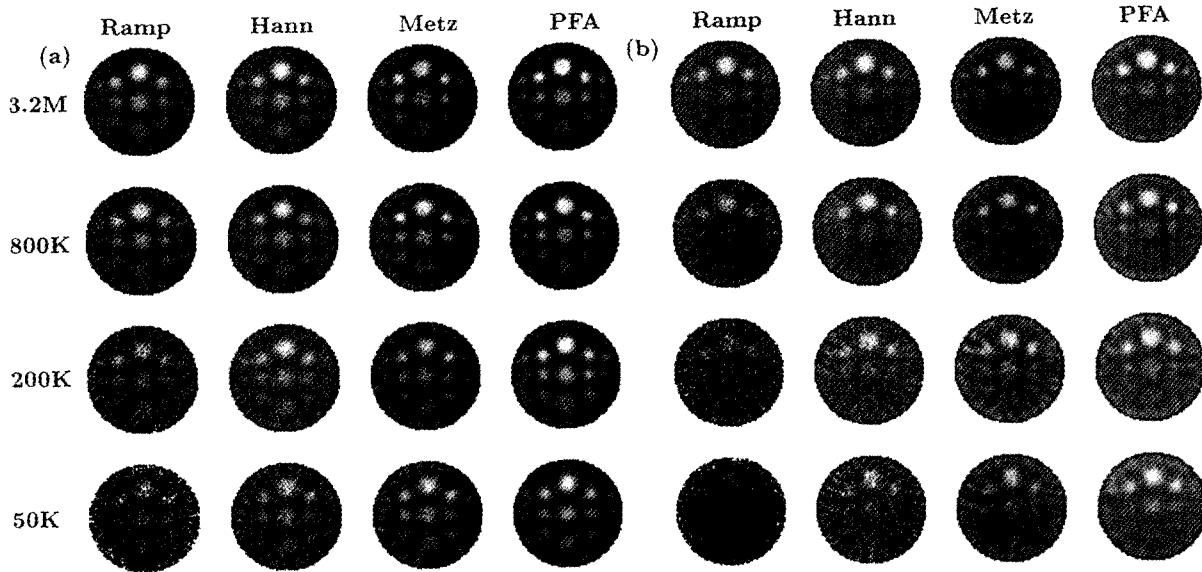


그림 5. (a) 높은 대조도 모형 및 (b) 낮은 대조도 모형에 대하여, 광자수 변화에 따른 Ramp, Hann, Metz 필터를 이용한 FBP 영상 재구성 결과와 제안된 필터링 알고리즘 (PFA)을 이용한 영상 재구성 결과 비교

Fig. 5. Comparison for the image reconstruction results of FBP algorithm using the Ramp, Hann, Metz, and those using the proposed filtering algorithm (PFA) with changes in photon counts, for (a) high-contrast phantom and (b) low-contrast phantom

특정 필터에 의한 결과에 보다 큰 가중치를 주면서 나머지 필터 영향력이 약해진다. 반면, 화소가 투사영상의 균일지역에 있다면, $d_1 \approx d_2 \dots \approx d_m$ 가 되면서 그 화소에서의 필터링 결과는 거의 $\frac{1}{m}(g_1 + g_2 + \dots + g_m)$ 이 된다. 따라서, 각 \tilde{C}_j 필터들은 LSI(linear space invariant) 필터라 할지라도, 필터 결과들의 가중합에 의해 만들어진 투사영상에서의 효과는 적응적인 효과를 줄 수 있다. 특히, 본 필터링의 성능은 가중치 매개변수 x 에 의존되는데, x 가 커질수록 구성된 m 개 C_j 필터성능에 보다 의존된다. 결정된 g_j 투사영상으로부터 SPECT 영상을 재구성하는 과정은 기존의 FBP 방법과 유사하다.

실험 및 결과

각 재구성 결과에서의 해상도 향상 및 노이즈 억제 효과를 시뮬레이트 하기 위해 3 가지 타입의 모형이 컴퓨터로 생성되었다 (그림 4) : 이상조직 검출능 모형(lesion detectability phantom)은 0.6, 1.2, 2.4, 4.8 cm 지름의 4개 이상조직들이 일정한 물체 대조도를 갖도록 광자수와 물체 대조도의 합수로 생성되었으며, 이상조직 물체 대조도 0.125, 0.25, 0.5, 1.0수준에서 각각 4개의 이상조직 검출능 모형이 만들어졌다. 높은 대조도 모형 (high-contrast phantom)과 낮은 대조도 모형(low-contrast phantom)은 1.2, 2.4, 3.6 cm 크기의 3 타입의 이상조직 15개를 포함하고 있으며, 각 이상조직들의 물체 대조도가 각각 0.5~1.0과 0.125~0.5 사이에서 일정하지 않은 값을 갖도록 광자수의 합수로 생성되었다. 광자수는 50K~3.2M 범위에서 조정되

었다. 지름 20 cm의 이들 테스트 모형들의 transversal section이 0.3cm pixel 간격을 갖도록 128×128 pixel array로 만들어졌다.

0.05~0.25cm⁻¹ 범위에서 선택된 광자감쇠계수로부터 모형들의 투사영상이 만들어지고, 0.4~1.4cm FWHM 해상도 범위에서 가우시안 겹출 시스템 PSF와 컨벌루션된 후, 광자수에 의존되는 포아손 노이즈(Poisson noise)가 더해지면서 실제에 가까운 2차원 투사영상을 시뮬레이트시켰다. 2° 간격으로, 0.3cm의 빈(bin) 간격을 가지고 각 128개의 투사영상 샘플들이 만들어졌다. 제안된 필터링 알고리즘을 이용한 SPECT 영상 재구성 결과를 FBP 방법에 의한 결과들과 비교하기 위한 스터디가 수행되었다. FBP 방법에 이용된 필터로는, Ramp 필터, Hann필터, Metz 필터, 그리고 $\tilde{C}_{proposed}$ 필터이다.

그림 5는 높은 대조도 모형과 낮은 대조도 모형에 대한 FBP 알고리즘의 Ramp, Hann, Metz 필터 결과들과 제안된 필터링 알고리즘(proposed filtering algorithm; PFA)에 의한 재구성 결과들을 비교하고 있다. 제안된 필터링 알고리즘에 의한 영상 재구성 시에 가중치 매개변수 x 는 2, n 은 3에서 실현되었다. 그림 6과 7은 각각 높은 대조도 모형과 낮은 대조도 모형에 대한 그림 5의 재구성 영상들에 대한 수평 방향 및 수직 방향의 단면을 보여주고 있다. 그림 5-7은 제안된 필터링 알고리즘에 의한 재구성 결과가 기존의 필터들에 의한 FBP 알고리즘 결과에 비해 우수한 이상조직 검출능을 나타내고 있음을 보였다. 제안된 필터링 알고리즘은, 높은 광자수가 주어진 경우에 대해서는 강한 해상도 복원 효과를 나타내었고, 이에 따라 3.2M 경우의 높

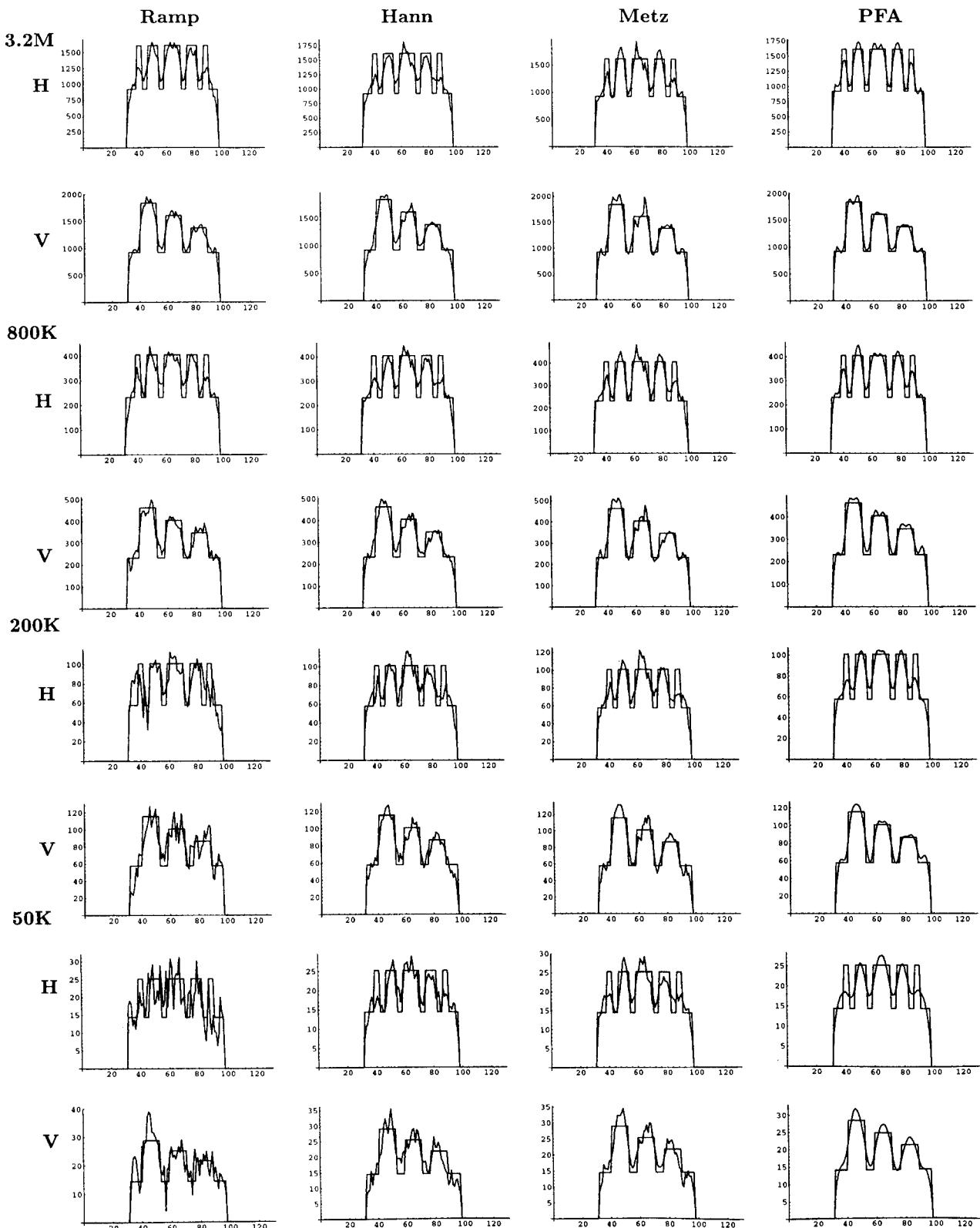


그림 6. 높은 대조도 모형에 대한 그림 5 재구성 결과의 수평 방향 (H) 과 수직 방향 (V) 단면

Fig. 6. Horizontal (H) and vertical (V) slices of the reconstruction results of Fig. 5 for the high-contrast phantom

은 대조도 모형 및 낮은 대조도 모형의 재구성 영상에서 해상도

복원 필터인 Metz 결과에 비교해 볼 때 1.2cm 이상조직의 영상

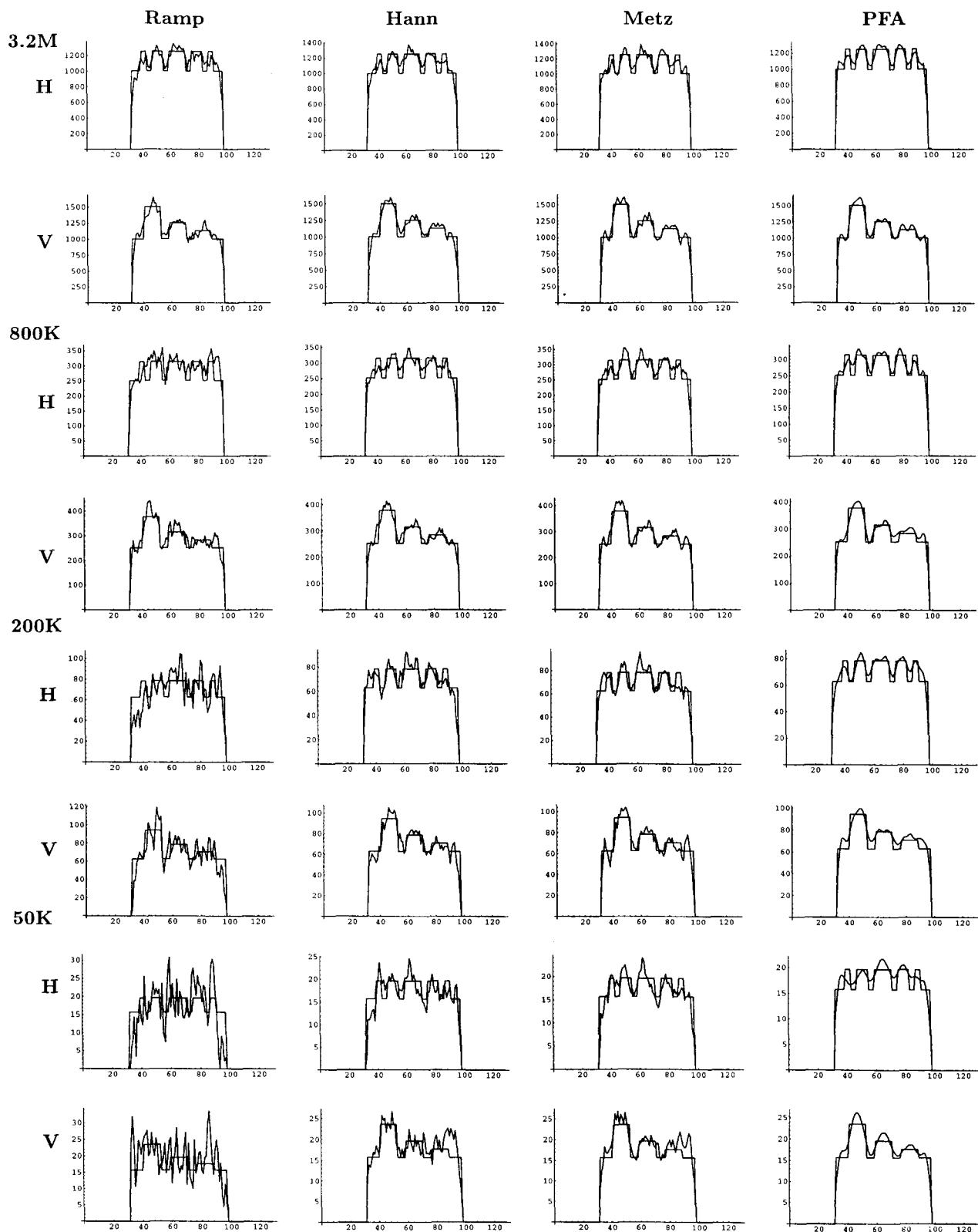


그림 7. 낮은 대조도 모형에 대한 그림 5 재구성 결과의 수평 방향 (H) 과 수직 방향 (V) 단면

Fig. 7. Horizontal (H) and vertical (V) slices of the reconstruction results of Fig. 5 for the low-contrast phantom

대조도 향상이 우수한 반면, 영상의 균일 지역(homogeneous

region)인 배경 부분이나 3.6cm 이상 조직의 균일부분에서의 우-

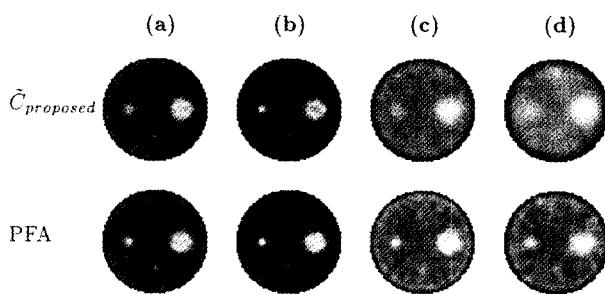


그림 8. 제안된 필터링 알고리즘 (PFA)에 의한 $\tilde{C}_{\text{proposed}}$ 필터의 잠정적 제한성 향상. 각 경우에서, 광자수 N_T , 이상조직 물체 대조도 co , 검출 시스템 해상도 $FWHM_d$ 가 다음과 같이 주어졌다 : (a) $N_T : 3.2M$, $co : 0.75$, $FWHM_d : 1.2\text{cm}$, (b) $N_T : 800K$, $co : 0.75$, $FWHM_d : 1.4\text{cm}$, (c) $N_T : 50K$, $co : 0.75$, $FWHM_d : 1.4\text{cm}$, (d) $N_T : 50K$, $co : 0.25$, $FWHM_d : 1.4\text{cm}$

Fig. 8. Potential hazard enhancement of $\tilde{C}_{\text{proposed}}$ filter by the proposed filtering algorithm (PFA). In each case, photon counts N_T , lesion contrast co , detector system resolution $FWHM_d$ were given as follows : (a) $N_T : 3.2M$, $co : 0.75$, $FWHM_d : 1.2\text{cm}$, (b) $N_T : 800K$, $co : 0.75$, $FWHM_d : 1.4\text{cm}$, (c) $N_T : 50K$, $co : 0.75$, $FWHM_d : 1.4\text{cm}$, (d) $N_T : 50K$, $co : 0.25$, $FWHM_d : 1.4\text{cm}$

수한 노이즈 억제 효과가 관찰된다(그림 6, 7의 3.2M 경우 참조). 제안된 필터링 알고리즘은, 낮은 광자수가 주어진 경우에 대해서는 강한 노이즈 억제 효과에 의해 역시 우수한 이상조직 검출능을 보이고 있는데, 그림 5의 200K와 50K의 경우에서 제안된 필터링 알고리즘에 의한 재구성 영상을 보면, 기존의 다른 필터에 의한 FBP 결과에 비해 거의 비슷하거나 약간 향상된 영상 대조도를 보이면서 균일 지역에 대해서는 훨씬 강화된 평활화 효과를 나타내었다(그림 6, 7의 200K, 50K 경우 참조). 본 필터링 알고리즘에서 구성된 필터 각각은 각 최소 검출가능 이상조직 크기에 의존하여 서로 다른 주파수 지역을 강조하지만, 어느 대역 이하나 이상의 저주파수 및 고주파수 지역에서는 거의 비슷한 필터값을 보였다(그림 2). 따라서 이들 필터 각각의 투사영상에서의 작용은 비적응적이라 할지라도, 알고리즘 적용

후 결과된 투사영상에서의 효과는 각 화소마다 적응적인 결과를 보이게 된다. 즉, 영상의 균일 지역에서는 각 필터 결과들이 거의 평균되어 강한 노이즈 억제 효과를 보였으며, 형태가 있는 지역(textured area)에서는 각 필터의 해상도 보존/향상시키는 정도에 예민하게 의존하는 효과를 보여 주었다.

그림 8과 표 1은 이상조직 검출능 모형에 대하여, 높은 광자수와 높은 물체 대조도 경우와 낮은 광자수와 낮은 물체 대조도 경우에 대한 $\tilde{C}_{\text{proposed}}$ 필터의 FBP 재구성 결과와 제안된 필터링 알고리즘에 의한 재구성 결과를 비교하고 있다. 광자수 감쇠계수는 0.15cm^{-1} 에서 실험되었다. 표 1로부터, 제안된 필터링 알고리즘은 이상조직 물체 대조도를 기지 매개변수(known parameter)로 설계된 $\tilde{C}_{\text{proposed}}$ 필터 결과들에 대하여, 높은 광자수와 높은 물체 대조도 경우에는 거의 비슷한 로컬 S/N 비 측정 결과를 제공하고 있으며 낮은 광자수와 낮은 물체 대조도 경우에는 오히려 약간 향상된 결과를 제공하고 있음을 알 수 있다. $\tilde{C}_{\text{proposed}}$ 필터의 이상조직 검출능에 대한 성능은 이미 이전 실험에서 검증된 바 있다. 그러나 비교적 나쁜 시스템 해상도(우리 실험에서, 1.2cm FWHM 이상의 해상도)가 주어졌을 때, 광자수가 높고 물체 대조도가 높은 경우나 광자수가 낮고 물체 대조도가 낮은 경우에는 각각 물방울 모양의 결집된 노이즈 현상이나 영상 대조도의 과도한 감소 현상을 보이기도 하였다[3]. 이러한 현상들은 Wiener 탑업의 다른 필터들에서도 보고되었지만, 최소 이상조직 검출시의 우세재한요인에 대하여 보다 강한 상쇄 특성을 갖는 본 필터의 결과에서는 더욱 잘 드러나고 있다. 이는 본 필터가 갖는 우세재한요인에 대한 강한 상쇄작용이, 양극단의 경우에는 비우세재한요인에 대하여 오히려 약간의 희생을 감수하게 하였기 때문이다. 제안된 필터링 알고리즘에 의한 재구성은 $\tilde{C}_{\text{proposed}}$ 필터에 의한 이러한 잠정적 제한성을 상당히 향상시키고 있다. 즉, 높은 광자수와 높은 물체 대조도 경우에서의 제안된 필터링 알고리즘에 의한 재구성 결과에서는, $\tilde{C}_{\text{proposed}}$ 필터에 의한 재구성 결과와 거의 비슷한

표 1. 그림 8의 재구성 결과에서 관심 이상조직에 대한 로컬 S/N 비, 이상조직 영상 대조도, % rms 노이즈 측정치

Table 1. Local S/N ratio, lesion contrast, % rms noise measurement focused on the lesion of interest, for the reconstruction results of Fig. 8.

			$\tilde{C}_{\text{proposed}}$			PFA		
			co	% rms	S/N ratio	co	% rms	S/N ratio
a	MDLS	1.123 cm	0.60	7.76	7.73	0.58	7.38	7.86
	<i>l.o.i.*</i>	1.2 cm						
b	MDLS	1.188 cm	0.38	4.82	7.79	0.38	4.76	7.98
	<i>l.o.i.*</i>	1.2 cm						
c	MDLS	2.806 cm	0.23	5.94	3.87	0.45	8.16	5.51
	<i>l.o.i.*</i>	2.4 cm						
d	MDLS	4.169 cm	0.25	6.20	4.03	0.48	8.21	5.84
	<i>l.o.i.*</i>	2.4 cm						

**l.o.i.*는 관심 이상조직 크기 (lesion size of interest)이다.

영상 대조도 향상 효과를 보이면서도 background 지역에서의 결집된 물방울 모양 노이즈 현상이 상당히 약해졌다. 반면, 낮은 광자수와 낮은 물체 대조도 경우에서는 *Crotozed* 필터 결과에 비해 rms 노이즈 측정치는 다소 높아졌지만 관심 이상조직의 영상 대조도가 크게 높아지면서 상대적으로 로컬 S/N 비의 향상을 보였다.

결 론

주어진 물리적 조건하에서의 SPECT 이상조직 검출능에 근거한 투사영상 필터링 알고리즘을 제안하였다. 본 알고리즘에서는 이전 필터 설계시에 포함되었던 이상조직 물체 대조도의 일정성에 관한 가정을 완화시켜서 m개의 최소 검출가능 이상조직 크기를 결정하고, 각 검출가능 한계 이상조직들의 로컬 S/N 비를 최대화시키는 방향으로 구성된 m개의 최적 필터들에 의해 각기 다른 해상도 복원 및 노이즈 억제 수준을 갖는 필터영상들을 구성하여, 주어진 투사영상의 최적 측정치를 이들 필터영상의 가중합으로 시도하였다. 제안된 필터링 알고리즘 성능이 SPECT 영상 재구성 시뮬레이션을 통해 검증되었으며, 이상조직들의 물체 대조도가 일정하지 않은 모형 실험에서의 제안된 필터링 알고리즘의 좋은 이상조직 검출능 결과는, 본 알고리즘의 실제 SPECT 데이터 적용시 좋은 결과를 기대하게 한다.

참 고 문 헌

1. 김정희, 김광익, “단일광자방출 전산화 단층 촬영상에서 재

- 구성 필터의 최적 설계에 관한 연구”, 의공학회지, 제 18권, 제 2호, pp. 113-120, 1997.
2. C. B. Lim and S. Gottschalk, “Single Photon Emission Computed Tomography: Potentials and Limitations”, Lecture Notes in Medical Informatics: Selected Topics in Image Science, New York:Springer-Verlag, pp. 128-155, 1984.
 3. J. H. Kim, K. I. Kim, and C. Kwark, “A Filter Design for Optimization of Lesion Detection in SPECT”, IEEE proceedings of the 1996 Medical Imaging Conference, pp. 1683-1687, Anaheim, CA, Nov. 6-9, 1996.
 4. J. S. Lee, “Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics”, IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., vol. PAMI-2, pp. 165-168, 1980.
 5. J. S. Lee, “Refined filtering of image noise using local statistics”, Comput. Graphics Image Process, vol. 15, pp. 380-389, 1981.
 6. X. Wang “On the gradient inverse weighted filter”, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 40, pp. 482-484, 1992.
 7. J. W. Woods, S. Dravida, and R. Mediavilla, “Image estimation using doubly stochastic Gaussian random field models”, IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., vol. PAMI-9, pp. 245-253, 1987.
 8. A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, pp. 245-247, 1989.