반복적 연산으로 얻은 Sparse-view CT 영상에 대한 정량적 평가

김혜선 · Gao Jie · 조민형 · 이수열

경희대학교 생체의공학과

Quantitative Evaluation of Sparse-view CT Images Obtained with Iterative Image Reconstruction Methods

H. S. Kim, J. Gao, M.H. Cho and S.Y. Lee

Dept. of Biomedical Engineering, Kyung Hee University, Korea

(Received April 13, 2011. Accepted May 27, 2011)

Abstract: Sparse-view CT imaging is considered to be a solution to reduce x-ray dose of CT. Sparse-view CT imaging may have severe streak artifacts that could compromise the image qualities. We have compared quality of sparse-view images reconstructed with two representative iterative reconstruction techniques, SIRT and TV-minimization, in terms of image error and edge preservation. In the comparison study, we have used the Shepp-Logan phantom image and real CT images obtained with a micro-CT. In both phantom image and real CT image tests, TV-minimization technique shows the best performance in error reduction and preserving edges. However, the excessive computation time of TV-minimization is a technical challenge for the practical use.

257

Key words: CT, image evaluation, iterative image reconstruction, SIRT, TV-minimization, FBP

1. 서 론

CT는 엑스선 영상기기 중 엑스선량이 제일 큰 영상기기로 알려져 있다. 엑스선이 인체에 해로운 영향을 주는 것은 널리 알려진 사실이지만 최근 엑스선 영상기기, 특히 CT의 인체에 대한 부정적 영향이 부각됨에 따라 CT의 엑스선량을 줄이는 연구가 활발히 진행되고 있다[1,2,3]. CT의 엑스선량을 줄이는 여러 방법 중 투영데이터를 얻는 view 수를 줄이는 것이 제일 직접적인 방법이다. CT의 엑스선량은 view 수에 선형적으로 비례하기 때문이다. 그러나 CT의 view 수를 줄이는 데는 한계가 있다. CT의 view 수는 일반적으로 360° 회전각 내에서 500-1000회 정도인데 이 정도의 수로 투영데이터를 표본화해야 aliasing 아티팩트(artifact)의 일종인

streak 아티팩트를 줄일 수 있기 때문이다[4]. streak 아티팩트는 영상의 해상도를 떨어뜨릴 뿐만 아니라 실제로는 없는 가공의 형태를 영상에 보여주기 때문에 영상의 판독에 큰 장애를 일으킨다.

최근 view 수를 줄인 CT, 즉 sparse-view CT를 위한 여러 영상재구성법이 소개되었다. CT 영상재구성에는 일반적으로 필터재투영법(filtered back-projection: FBP)이 사용된다. 필터재투영법은 고해상도의 영상을 잘 재현할 뿐만 아니라 상대적으로 연산량이 적어 고속 영상재구성이 가능하기 때문이다. 그러나 필터재투영법은 streak 아티팩트에 매우 취약한 문제가 있다[4,5]. Streak 아티팩트에 강인한 영상재구성법으로 반복적 연산법이 부각되고 있다. 특히 영상의 total variation(TV)을 최소화 하는 기법(TV-minimization: TVM)은 sparse-view CT에 매우 유용한 것으로 알려져 있다[6,7,8].

본 논문에서는 반복적 영상재구성법 중 가장 널리 알려진 simultaneous iterative reconstruction technique(SIRT)와 TVM을 필터재투영법과 정량적으로 비교하였다. 영상 화질의 정량적인 비교를 위해 영상오차와 엣지(edge) 보존성에

Corresponding Author : 이수열

경희대학교 생체의공학과

TEL: +82-31-201-2980, FAX: +82-31-201-3666

E-mail: sylee01@khu.ac.kr

이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(2009-0078310).

대한 지수를 설정하였고 여러 조건의 영상들에 대해 지수를 계산하였다. 모의영상에 대한 비교 평가와 함께 micro-CT로 얻은 실제 영상에 대해 비교 평가한 결과를 제시하였다.

II. 방 법

1. 영상재구성법

단면 영상을 재구성하기 위해 필터재투영법, SIRT, 그리고 TVM을 사용하였다. 이들에 대해 간단히 설명하였다. 여러 방향에서 얻어진 피사체의 일차원적 데이터, 즉 X-선원에서 피사체에 투영된 물리량의 분포를 이차원적 영상으로 재생하는 것을 영상재구성이라고 한다. 피사체를 투과해서 얻어진 투영데이터 값을 역방향으로 투영하고 모든 방향의 투영을 정확하게 겹쳐보면 원위치의 감약계수를 추정할 수 있는데 이를 역투영(backprojection)이라고 한다. 실제 투영데이터에 역투영을 실행하면 저주파 성분의 강화로 인해 영상이 뿌옇게 보이는 현상이 있다. 이를 해소하기 위해 투영데이터를 역투영하기 전에 고역통과필터를 거치고 그 후 역투영을 수행하는 방법을 FBP이라고 하며, 본 연구에서는 고역통과필터로 가장 흔히 사용되는 Ram-Lak 필터를 사용하였다. 재구성하는 영상의 j 번째 화소의 감약계수를 x_j 라 하고, n 번째 투영 각도에서 j 번째 화소를 통과하는 i 번째 X-선의 길이를 $a_{ij,n}$ 이라고 정의한다. 또한, 피사체를 통과하는 i 번째 X-선의 길이를 l_i 라 할 경우, FBP로 재구성된 영상 x_j 는[5]

$$\hat{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^M a_{ij}(y_i/l_i)}{\sum_{i=1}^M a_{ij}}, \quad i=1,2,\dots,M \quad (1)$$

라 표현할 수 있다. 위의 식에서 y_i 는 고역통과필터를 거친 투영데이터를 가리킨다.

SIRT는 CT영상 재구성에서 대표적으로 사용되는 반복적 연산에 의한 재구성 알고리즘이다. 측정된 투영데이터와 추정된 투영데이터 값의 차이를 역투영 과정을 거쳐 전 단계의 반복 연산과정에서 추정된 영상에 더함으로써 그 차이를 줄여나가는 방법이다. SIRT는 연산속도가 빠르고 간단하다는 장점을 가지고 있다. 일반적인 SIRT 식은 아래와 같이 표현된다[9].

$$x_j^{(k+1)} = x_j^{(k)} + \frac{\sum_i [a_{ij}(b_i - \sum_h a_{ih} x_h^{(k)}) / \sum_h a_{ih}]}{\sum_i a_{ij}} \quad (2)$$

여기서 x_j 는 벡터로 표시된 영상의 j 번째 픽셀이고, k 는 반복연산의 횟수이며, b 는 측정된 투영데이터이다. 그리고 a_{ij} 는 j 번째 픽셀이 i 번째 투영데이터에 기여하는 정도를 나타내는 가중치이다.

본 논문에서는 여러 형태의 TVM 중 conjugate gradient TV-penalized(CG-TV) 알고리즘을 사용하였다[10]. CG-TV는 기본적으로 추정 영상의 L_1 -norm의 최소화에 그 목적이 있다. 하지만 영상의 오차도 함께 최소화해야 하므로 L_2 -norm에 L_1 -norm의 합을 최소화 하는 방법이 일반적으로 사용된다. 즉, CG-TV의 연산과정은

$$\arg \min_x \|Ax - y\|_2^2 + \lambda \|x\|_{TV} \quad (3)$$

로 표현할 수 있다. 식(3)에서 x 는 추정 영상을, A 는 순방향 투영을 나타내는 연산자, y 는 측정된 투영데이터를 나타낸다. Ψ 는 추정영상을 희박화(sparcify) 하는 변환자로 Ψx 의 L_1 -norm은 추정 영상의 TV로 생각할 수 있다. 식(3)의 최소화를 구하기 위해서 먼저 목적함수를

$$f(x) = \|Ax - y\|_2^2 + \lambda \|x\|_{TV} \quad (4)$$

로 두고, 위 식을 x 에 관해서 미분하면,

$$\nabla f(x) = 2A^T(Ax - y) + \lambda \nabla \|x\|_{TV} \quad (5)$$

이 된다. 이때, $\|x\|_{TV}$ 는 영상의 total variation이다. 즉,

$$\|x\|_{TV} = \sum_i \sum_j \sqrt{(x_{i+1,j} - x_{i,j})^2 + (x_{i,j} - x_{i,j+1})^2} \quad (6)$$

이다. 위의 식에서 i, j 는 각기 수평 및 수직 방향으로의 화소의 위치를 나타낸다. 식(5)에 나와있는 $\|x\|_{TV}$ 의 미분은 아래의 근사식으로 대체할 수 있다[11].

$$\begin{aligned} \nabla TV &\approx \frac{2(x_{i,j} - x_{i-1,j}) + 2(x_{i,j} - x_{i,j-1})}{\sqrt{\epsilon + (x_{i,j} - x_{i-1,j})^2 + (x_{i,j} - x_{i,j-1})^2}} \\ &\quad - \frac{2(x_{i+1,j} - x_{i,j})}{\sqrt{\epsilon + (x_{i+1,j} - x_{i,j})^2 + (x_{i+1,j} - x_{i,j+1})^2}} \\ &\quad - \frac{2(x_{i,j+1} - x_{i,j})}{\sqrt{\epsilon + (x_{i,j+1} - x_{i,j})^2 + (x_{i,j+1} - x_{i-1,j+1})^2}} \end{aligned} \quad (7)$$

2. 영상의 화질 평가

결과 영상의 화질을 평가하기 위해 엣지보존성 지수로 β -metric 그리고 NMSE(Normalized Mean Square Error)의 두 가지 방법을 사용하였다. β -metric은 원본 영상의 엣지와 비교 영상의 엣지가 얼마나 유사한지를 판별하는 지수이다. 이를 계산하는 식은,

$$\begin{aligned} \beta &= \frac{D(\Delta I_n - \overline{\Delta I_n}, \Delta I_f - \overline{\Delta I_f})}{\sqrt{D(\Delta I_n - \overline{\Delta I_n}, \Delta I_n - \overline{\Delta I_n}) \cdot D(\Delta I_f - \overline{\Delta I_f}, \Delta I_f - \overline{\Delta I_f})}} \\ D(s_1, s_2) &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N s_1(i, j) \cdot s_2(i, j) \end{aligned} \quad (8)$$

이다[12]. 이때, I_n 는 비교 대상인 sparse-view 영상, I_f 는 충분한 view 수로 얻은 기준 영상을 의미한다. ΔI_n , ΔI_f 는 각 영상의 엣지 영상을 의미하는데 이 엣지 영상은 원 영상에 라플라시안 연산을 사용해 구한다. $\overline{\Delta I_n}, \overline{\Delta I_f}$ 는 영상의 평균 값을 의미한다. 이 값이 1에 가까워질수록 비교 영상과 기준 영상의 엣지가 비슷하다는 것을 의미한다.

NMSE는 비교 영상과 기준 영상 사이에 얼마나 오차가 있느냐를 의미하는 수치이다. 구하는 식은

$$NMSE = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_n \sum_m [y(n,m) - \hat{y}(n,m)]^2} \quad (9)$$

이다. N 은 1차원 투영데이터의 표본화 수를, M 은 투영데이터의 view 수를, y 는 기준 영상의 투영데이터 집합(sinogram)을, 그리고 $\hat{y}$ 는 비교 영상의 투영데이터 집합을 나타낸다.

3. 모의영상을 이용한 실험

Sparse-view 영상재구성 알고리즘 비교를 위해 먼저 팬텀 영상에 대해 모의실험을 하였다. 모의실험의 피사체로 잘 알려진 Shepp-Logan 팬텀 영상을 사용하였다. 모의실험 알고리즘은 앞서 설명한 세 가지, 즉, FBP, SIRT 및 CG-TV 방법을 사용하였다. Sparse-view 영상을 재구성하기 위해서 사용된 투영데이터의 view 수는 31, 61 그리고 301이다. 영상의 재구성에서 잡음이 끼치는 영향을 알아보기 위해 위와 동일한 조건에서 잡음을 추가한 영상을 재구성 하였다. 잡음이 있는 투영데이터를 얻기 위해 sinogram 최대값의 1%, 3%, 5%의 값에 해당하는 표준편차를 가진 2차원 가우시안 백색잡음 영상을 만든 뒤 이 백색잡음 영상을 잡음이 없는 sinogram에 더하였다.

4. Micro-CT 영상을 이용한 실험

반복적 영상재구성법을 실제 CT로 얻은 투영데이터로 확인하기 위해 micro-CT를 이용해 투영데이터를 얻었다. Micro-CT는 5-50 μm 크기의 스폿 크기를 가진 X-선관(L8121-03, 하마마츠, 일본)과 2240 $\times$ 2240 행렬구조를 가진 평판디텍터(C7942, 하마마츠, 일본)로 이루어져 있다[13]. Micro-CT에서는 cone-beam 형태의 3차원 스캔을 하므로 3차원 영상을 얻을 수 있으나, 본 연구에서는 반복연산재구성에 있어 연산의 복잡성 때문에 평판디텍터 중앙선에 위치한 디텍터 소자가 취득하는 1차원 투영데이터의 집합으로부터 2차원 영상을 얻는 것으로 실험의 범위를 국한하였다. Micro-CT로 획득된 쥐의 복부를 관전압 60 kV와 관전류 340 μA 의 조건으로 촬영하였다. 평판디텍터 픽셀의 크기는 약 50 μm 로 2 $\times$ 2 binning 모드로 촬영하였다. 따라서 투영데이터는 1120 픽셀로 이루어져있다. 회전방향으로 총 894개의 투영데이터를 얻었으며 이 투영데이터에 FBP를 적용해 기준영

상을 얻었다. Micro-CT를 이용한 쥐 실험에서는 모의 실험에서 보다 많은 감쇠계수의 해가 존재하고 뼈 주위에서는 streak artifact가 발생할 확률이 많다는 점을 감안하여 894개의 투영데이터 집합으로 얻은 영상을 기준 영상으로 사용하였다. 그리고 894개의 투영데이터 집합에서 등간격으로 데시메이션(decimation)하여 301-view, 201-view, 101-view 투영데이터 집합을 만들어 영상재구성 실험에 사용하였다.

III. 결 과

Shepp-Logan 수학적 팬텀으로부터 301-view, 61-view, 31-view 투영데이터 집합을 등각 표본화하여 얻었다. 이들 투영데이터 집합을 가지고 Ram-Lak 고역통과필터를 사용한 FBP, SIRT, 그리고 CG-TV 방법으로 영상을 재구성하였다. 재구성 영상의 크기는 256 $\times$ 256이며 SIRT와 CG-TV의 재반복 연산 횟수는 300으로 하였다.

301-view 투영데이터로부터 얻은 영상들을 그림 1에 나타내었다. 이 정도의 view 수에서는 영상재구성 세 방법 모두 streak 아티팩트가 매우 적은 수준임을 알 수 있다. 다만 SIRT와 CG-TV로 얻은 결과 영상과 FBP로 얻은 결과 영상을 비교해 보면, SIRT와 CG-TV로 얻은 영상의 대조도가 FBP로 얻은 영상의 대조도 보다 좋은 것을 볼 수 있다. 잡음이 증가함에 따라서 FBP의 결과 영상은 대조도가 감소하는 것을 볼 수 있다. 반면에 SIRT와 CG-TV의 경우, FBP보다 결과 영상의 대조도 감소 효과가 적은 것을 볼 수 있다.

61-view 투영데이터를 가지고 영상을 재구성 한 결과를 그

그림 1. FBP, SIRT, CG-TV로 재구성한 301-view 영상
Fig. 1. 301-view phantom images reconstructed by FBP, SIRT, and CG-TV

그림 2. FBP, SIRT, CG-TV로 재구성한 61-view 영상
Fig. 2. 61-view phantom images reconstructed by FBP, SIRT, and CG-TV

그림 3. FBP, SIRT, CG-TV로 재구성한 31-view 영상
Fig. 3. 31-view phantom images reconstructed by FBP, SIRT, and CG-TV

림 2에 보였다. View 수가 줄어들어 따라 streak 아티팩트가 나타남을 볼 수 있다. Streak 아티팩트는 FBP로 얻은 영상에서 제일 심하게 나타나며, SIRT와 CG-TV로 얻은 영상에서의 streak 아티팩트는 육안으로 보았을 때 비슷한 수준이다. 영상의 잡음 수준이 증가하면서 streak 아티팩트는 덜 현저하게 보이지만 FBP로 얻은 영상의 경우 streak 아티팩트는 모든 잡음 수준에서 육안으로 쉽게 식별된다.

표 1. View 수에 따른 팬텀 영상의 NMSE 변화

Table 1. NMSEs of the phantom images with respect to the number of views

	No-noise	1%-noise	3%-noise	5%-noise
31-views-FBP	2.58	2.60	2.66	2.69
31views-SIRT	0.68	0.85	1.74	2.77
31views-CG-TV	0.38	0.65	1.64	2.72
61-views-FBP	2.57	2.58	2.61	2.75
61views-SIRT	0.39	0.55	1.24	1.99
61views-CG-TV	0.22	0.44	1.18	1.95
301-views-FBP	2.60	2.60	2.64	2.67
301views-SIRT	0.18	0.26	0.59	0.95
301views-CG-TV	0.11	0.21	0.57	0.93

표 2. 잡음 및 view 수에 따른 팬텀 영상 β -metric 변화

Table 2. β -metrics of the phantom images with respect to the noise level and the number of views

	No-noise	1%-noise	3%-noise	5%-noise
31views-FBP	0.25	0.24	0.21	0.18
31views-SIRT	0.53	0.49	0.33	0.24
31views-CG-TV	0.64	0.57	0.37	0.26
61views-FBP	0.34	0.33	0.29	0.24
61views-SIRT	0.62	0.57	0.44	0.31
61views-CG-TV	0.74	0.68	0.48	0.34
301views-FBP	0.54	0.53	0.50	0.44
301views-SIRT	0.69	0.68	0.60	0.49
301views-CG-TV	0.84	0.81	0.69	0.55

31-view 투영데이터로 얻은 영상을 그림 3에 보였다. 이 경우 모든 영상재구성법에 있어 streak 아티팩트는 61-view로 얻은 영상에 비해 더욱 현저하게 나타남을 볼 수 있다. 31-view의 경우에 있어서도 streak 아티팩트는 FBP로 얻은 영상에서 제일 심하게 나타나며 SIRT와 CG-TV로 얻은 영상에서의 streak 아티팩트는 육안으로 보았을 때 비슷한 수준이다.

위에서 보인 영상들에 NMSE와 β -지수를 구하였다. 이 계산에서 기준 영상으로 원래의 Shepp-Logan 팬텀 영상을 사용하였다. 구한 NMSE 결과를 표 1에 나타내었다. NMSE의 경우 사용한 세 가지 영상재구성법에 있어 모두 301-view 투영데이터를 가지고 재구성한 결과가 제일 낮았다. 이는 앞서 영상에서 관찰된 것과 같이 streak 아티팩트가 감소하고, 회전 방향으로 표본화 개수가 늘어나 해상도가 개선된 것에 기인한 결과라고 할 수 있다. View 수가 적어지면 NMSE는 증가함을 볼 수 있으며, 같은 view 수의 영상에서는 잡음이 증가할수록 NMSE도 증가하는 것을 알 수 있다. 같은 수준의 잡음이 첨가되었을 경우에는 SIRT보다 CG-TV로 얻은 영상의 NMSE가 더 적은 것을 볼 수 있다. 모든 view 수에 있어 CG-TV가 NMSE 측면에서 가장 우월함을 볼 수 있다.

그림 4. 894-view FBP로 얻은 쥐 단면 영상
Fig. 4. A 894-view rat image reconstructed by FBP

그림 5. 301-view 및 101-view 로 얻은 쥐 단면 영상들
Fig. 5. 301-view and 101-view rat images reconstructed by FBP, SIRT and CG-TV

그림 6. View 수에 따른 쥐 단면 영상의 NMSE 변화
Fig. 6. NMSEs of the rat images with respect to the number of views

영상의 엣지 보존도를 나타내주는 β -지수를 표 2에 보였다. 모든 경우에서 CG-TV의 β -지수 값들이 다른 두 개의 재구성 영상에 비해서 좋은 것을 알 수 있다.

그림 4에 micro-CT로 얻은 894-view 쥐 복부 영상을 보

그림 7. View 수에 따른 쥐 단면 영상의 β -metric 변화
Fig. 7. β -metrics of the rat images with respect to the number of views

그림 8. 101 view 에서의 각 알고리즘별 윤곽선 이미지
Fig. 8. The edge images derived from the 101-view images

였다. 이 영상을 NMSE와 β -지수를 얻을 때 기준 영상으로 활용하였다. 그림 5에 FBP, SIRT, CG-TV로 재구성한 301-view, 101-view 영상을 보였다. 301-view 영상은 894-view 영상과 비교하여 미세한 차이가 있으나 101-view 영상은 큰 차이가 있음을 볼 수 있다. 그림 6과 그림 7에 쥐 영상으로부터 얻은 NMSE와 β -지수를 각기 보였다. 그림 8에서는 101-view 에서 β -지수를 구하기 위해 정해진 ROI내의 윤곽선 영상을 보였다. 쥐 영상의 경우 NMSE에서는 팬텀영상 모의실험과 비슷한 양상을 볼 수 있다. View 수가 적어질수록 NMSE 값이 증가하는 것을 볼 수 있으며, CG-TV방식이 가장 적은 NMSE값을 보이는 것을 볼 수 있다. β -지수의 경우에 있어도 view수가 적은 경우 CG-TV가 SIRT와 FBP에 비해 우월함을 볼 수 있다. 이는 윤곽선 영상에서도 확인할 수 있는데, FBP영상에서는 streak artifact로 인해

윤곽선의 상당 부분이 사라져 버린 것을 볼 수 있으며, SIRT의 영상에서는 영상이 흐려져서 윤곽선이 잘 나타나지 않은 것을 볼 수 있다. 반면에 CG-TV의 윤곽선 영상에서는 FBP에 비해 잡음은 줄어들고 SIRT에 비해 윤곽선은 뚜렷해 진 것을 볼 수 있다.

IV. 토론 및 결론

팬텀 영상의 경우 view 수가 적어지면 SIRT 및 CG-TV는 잡음 수준에 상관없이 FBP에 비해 더 좋은 결과를 보였다. 특히 CG-TV는 엣지의 보존성을 나타내는 β -지수에서 우월한 성능을 보였다. 팬텀의 경우 그 구조가 단순하여 영상의 희박성(sparcity)이 높기 때문에 TV 최소화에 기반한 CG-TV 방법이 β -지수 측면에서 우월한 성능을 보인 것으로 생각된다[14,15].

동물 영상에 있어서는 다소 복잡한 양상이 나타났다. NMSE 측면에서 CG-TV는 view 수에 상관없이 FBP보다 우월한 특성을 보였으나, SIRT는 FBP에 비해 view 수가 적은 경우에만 우월성을 보였다. 그리고 β -지수 측면에서는 view 수가 큰 경우 FBP와 CG-TV가 비슷한 수준으로 SIRT에 비해 우수하였지만 view 수가 매우 적은 경우에는 CG-TV가 제일 우수하였다. FBP는 투영데이터를 고역통과필터를 거친 후 역투영을 하기 때문에 엣지 성분을 비교적 잘 보존하는 것으로 파악된다. 그러나 FBP는 엣지 성분의 보존과 함께 streak 아티팩트를 강하게 발생시켜 view 수가 적은 경우 NMSE 뿐만 아니라 엣지 성분의 보존 측면에서도 매우 취약한 성질을 나타낸 것으로 보인다.

저선량 CT에서와 같이 view 수가 제한되는 경우 FBP 보다는 SIRT나 CG-TV와 같은 반복적 연산법이 보다 정확한 영상을 만들어 내는 것으로 판단된다. Shepp-Logan 팬텀과 같이 비교적 단순한 구조의 영상에 대해서는 CG-TV와 같은 TV 최소화 알고리즘이 우수한 성능을 보이는 것으로 보고되고 있으나 실제 인체 CT 영상에 있어서의 객관적인 비교는 아직 심층적으로 이루어지고 있지 않다. 본 연구에서는 인체 CT 영상데이터가 아닌 micro-CT 영상데이터를 이용한 한계가 있었으나 본 연구 결과는 TV 최소화 알고리즘의 우월한 성능을 보여준 하나의 사례라고 생각한다. 그러나 TV 최소화 알고리즘의 실용적인 활용을 위해서는 영상재구성법의 고속화가 선행되어야 할 것이다. 반복적 영상재구성법은 FBP에 비해 연산 시간이 적어도 수 백배 이상이 소요되기 때문이다. 최근 GPU 기반 고속 영상재구성법에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있어 반복적 영상재구성법의 CT에서의 활용은 향후 활발히 이루어질 것으로 전망된다[16,17].

결론적으로 TV 최소화에 기반한 반복적 영상재구성법은

FBP에 비해 영상오차와 엣지 보존성 측면에서 우월한 특성을 보였다. 반복적 영상재구성법의 고속화가 실현된다면 반복적 영상재구성법은 저선량 CT 구현에 크게 활용될 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] B.E. Nett, R. Brauweiler, W. Kalender, H. Rowley and G.H. Chen, "Perfusion measurements by micro-CT using prior image constrained compressed sensing(PICCS) : Initial phantom results," Phys. Med. Biol., vol. 55, pp. 2333-2350, 2010.
- [2] G.H. Chen, J. Tang and S. Leng, "Prior image constrained compressed sensing(PICCS) : A method to accurately reconstruct dynamic CT images from highly undersampled projection data sets," Med. Phys., vol. 35, no. 2, pp. 660-663, 2008.
- [3] M.H. Li, H.Q. Yang and H. Kudo, "An accurate iterative reconstruction algorithm for sparse objects: application to 3D blood vessel reconstruction from a limited number of projections," Phys. Med. Biol., vol. 47, pp. 2599-2609, 2002.
- [4] J. Brian, J.H. Siewerdsen, X. Han, E.Y. Sidky, J.L. Prince, C.A. Pelizzari and X. Pan, "Evaluation of sparse-view reconstruction from flat-panel-detector cone-beam CT," Phys. Med. Biol., vol. 55, pp. 6575-6599, 2010.
- [5] Y. Zhang, H.P. Chan, B. Shainer, J. Wei, M.M. Goodsitt, L.M. Hadjiiski, J. Ge and C. Zhou, "A comparative study of limited-angle cone-beam reconstruction methods for breast tomosynthesis," Med. Phys. vol. 33, pp. 3781-95, 2006.
- [6] E.Y. Sidky and X. Pan, "Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained, total-variation," Phys. Med. Biol., vol. 53, pp.165-178, 2008.
- [7] H. Yu and G. Wang, "A soft-threshold filtering approach for reconstruction from a limited number of projections," Phys. Med. Biol., vol. 55, pp. 3905-3916, 2010.
- [8] J. Velikina, S. Leng and G.H. Chan, "Limited view angle tomographic image reconstruction via total variation minimization," In Proc. Medical Imaging 2009: Physics of Medical Imaging, Florida, USA, Feb. 2009, vol. 7258, 725826.
- [9] J. Gregor and T. Benson, "Computational analysis and improvement of SIRT," IEEE. Trans. Med. Imag, vol. 27, no. 7, pp. 918-924, 2008.
- [10] M. Lustig, D. Donoho, and J.M. Pauly, "Sparse MRI : The Application of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging," Mag. Reson. Med., vol. 58 , pp. 1182-1195, 2007.
- [11] E.Y. Sidky, C.M. Kao, and X. Pan, "Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT," J. X-ray Sci. Techno., vol. 14, pp. 119-139, 2009.
- [12] D. Mittal, V. Kumar, S.C. Saxena, N. Khandelwal, N. Kalra, "Enhancement of the ultrasound images by modified anisotropic diffusion method," Med. Biol. Eng. Comput., vol. 48, pp. 1281-1291, 2010.
- [13] I.K. Chun, M.H. Cho, S.C. Lee, M.H. Cho and S.Y. Lee, "X-ray micro-tomography system for small-animal imaging with zoom-in imaging capability," Phys. Med. Biol., vol. 49, pp. 3889-3902, 2004.
- [14] D.L. Donoho, "Compressed Sensing," IEEE Transactions on information theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, 2006.

- [15] J. Tang, B. Nett and G.H. Chen, "Performance comparison between compressed sensing and statistical iterative reconstruction algorithms," In Proc. Medical Imaging 2009: Physics of Medical Imaging, Florida, USA, Feb. 2009, vol. 7258, 725826.
- [16] A.C. Kak, M. Slaney, Principles of Computerized Tomographic Imaging, IEEE Press, 1999, pp. 275-295
- [17] X. Jia, Y. Lou, W.Y. Song and S.B. Jiang, "GPU-based fast cone beam CT reconstruction from undersampled and noisy projection data via total variation," Med. Phys., vol. 37, pp. 1757-1760, 2010.