

Sparse 표현을 이용한 X선 흡수 영상 개선

김형일[†], 엄원용^{**}, 노용만^{***}

요 약

대사성 골 질환인 골다공증(Osteoporosis)의 조기 진단을 위해 X 선 영상에서 골 밀도를 측정하는 방법이 최근 연구되고 있다. 골 밀도는 X 선 영상에서 뼈가 분리되고, 분리된 영역에서의 픽셀에 의해 BMD가 측정되는데, 개선된 영상에서의 정밀한 뼈 추출이 주요한 요소이므로 X 선 영상의 개선은 골다공증의 조기 진단을 위해 필수적이다. 본 논문에서는 sparse 표현을 도입하여 다중(multiple) 잡음을 갖는 X 선 영상을 개선시키는 방법을 제안한다. 실험을 통해 제안한 방법의 결과가 기존의 방법인 웨이블릿 BayesShrink 잡음 제거 방법 및 일반적 sparse 표현 모델의 잡음 제거 방법의 결과에 비해 개선됨을 CNR(Contrast to Noise Ratio) 및 cut-view 를 통해 확인하였다.

X-ray Absorptiometry Image Enhancement using Sparse Representation

Hyungil Kim[†], Wonyong Eom^{**}, Yong Man Ro^{***}

ABSTRACT

Recently, the evaluating method of the bone mineral density (BMD) in X-ray absorptiometry image has been studied for the early diagnosis of osteoporosis which is known as a metabolic disease. The BMD, in general, is evaluated by calculating pixel intensity in the bone segmented regions. Accurate bone region extraction is extremely crucial for the BMD evaluation. So, a X-Ray image enhancement is needed to get precise bone segmentation. In this paper, we propose an image enhancement method of X-ray image having multiple noise based sparse representation. To evaluate the performance of proposed method, we employ the contrast to noise ratio (CNR) metric and cut-view graphs visualizing image enhancement performance. Experimental results show that the proposed method outperforms the BayesShrink noise reduction methods and the previous noise reduction method in sparse representation with general noise model.

Key words: Sparse Representation(Sparse 표현), X-ray absorptiometry image(영상개선), Image Enhancement(X선 흡수 영상)

1. 서 론

골다공증(Osteoporosis)은 흔히 나타나는 대사성

골 질환(metabolic bone disease)으로서 뼈 질량의 감소와 뼈의 구조적인 변형으로 그 특성이 나타난다 [1]. 골다공증은 전 세계 45세 이상 여성의 50%가

※ 교신저자(Corresponding Author): 노용만, 주소: 대전광역시 유성구 구성동 대학로 291 한국과학기술원 LG 세미콘홀 2105(305-701), 전화: 042) 350-8094, FAX: 042) 350-7619, E-mail: ymro@ee.kaist.ac.kr
접수일: 2012년 7월 20일, 수정일: 2012년 8월 20일
완료일: 2012년 8월 21일

[†] 준회원, 한국과학기술원 전기 및 전자공학과
(E-mail: hyungil.kim@kaist.ac.kr)

^{**} 준회원, 한국과학기술원 전기 및 전자공학과
(E-mail: ewony@kaist.ac.kr)

^{***} 종신회원, 한국과학기술원 전기 및 전자공학과

※ 본 연구는 보건복지가족부의 다중 에너지 X 선 영상 개선 및 처리 개발과제의 지원을 받아 수행되었음 (A080782)

겪는 질병이지만, 증상에 대한 이해의 부족으로 자신 스스로가 골다공증을 인지하기 어렵다. 따라서 WHO (World Health Organization)에서는 골다공증을 조기에 진단할 수 있도록 측정된 골 밀도(Bone Mineral Density: BMD) 값에 대해 골다공증의 여부를 알 수 있는 T-score를 제공하고 있고[2], 이에 따라 BMD를 측정하는 많은 방법이 연구되고 있다[3].

BMD는 X선 영상 및 CT(Computerized Tomography) 영상을 통해 측정된다. CT 영상의 경우 영상을 촬영하는데 많은 비용이 소요되고, 방사선 노출량의 증가 등 때문에 빈번히 사용되지는 않는다. 반면에 X선 영상으로부터 BMD 측정은 에너지를 골 조직에 투과시켜 X선의 에너지 흡수량을 토대로 골밀도를 측정하는데, 비용과 정확도 측면에서 선호되고 있고 최근에는 정밀한 영상 재현을 위한 이중 에너지 X선 흡수법(Dual-energy X-ray Absorptiometry: DXA)이 사용되고 있다[4].

X선 영상을 사용해서 골밀도 영상을 보기 위해서는 영상에서 뼈 영역이 분리되어야 하고, 분리된 영역에서의 픽셀에 의해 BMD가 측정되어야 한다. 따라서 BMD를 정확히 측정하기 위해서는 개선된(enhanced) 영상에서 정밀한 뼈 추출이 주요한 요소이므로 X선 영상의 개선은 골다공증의 조기 진단에 있어서 필수적이라고 할 수 있다[5].

영상의 개선은 영상 처리에서 중요한 역할을 하는데 원본 영상의 정보를 개선시키고 선택적으로 잡음의 정보를 억제함으로써 영상의 시각적 효과를 향상시킬 수 있다. 영상 개선은 크게 영상 시스템으로부터 발생하는 아티팩트(artifacts)를 제거하고, 잡음의 제거 및 에지 정보를 보존하는 것을 포함한다. 영상 개선의 목적은 영상의 분석, 진단 및 디스플레이 하기 위해 특징 정보를 증폭시키는 것인데, 이것은 잡음을 억제하거나 영상의 대비(contrast)를 증가시킴으로써 수행될 수 있다[6]. 본 논문에서는 영상 개선의 일환으로 잡음 제거와 에지 보존에 초점을 맞추고자 한다.

X선 영상에서는 영상 시스템에 의한 가산성 잡음(additive noise)과 적산성 잡음(multiplicative noise)으로 모델링 되는데[4], 기존에 X선 영상 개선에 관한 연구는 웨이블릿 도메인에서 에지 성분을 보존하면서 잡음을 제거하는 방법에 대한 연구가 수행되었다[7-9]. 기본적으로 영상에 대해 웨이블릿 변환을

취했을 때 잡음 성분이 고주파 서브밴드(sub-band)에 존재하게 되는데, 잡음 성분이 지배적인 영역은 그 성분을 감소시키고, 본래의 신호 성분이 지배적인 영역에서는 그 성분을 보존한다. 이 때, 잡음 성분을 감소시키는 방법은 급격한 픽셀 값의 변화를 주지 않는 soft-threshold 방법[7]에 기반한 BayesShrink 방법[9]이 일반적으로 많이 사용된다.

BayesShrink 방법은 에지를 보존하기 위해 고주파 서브밴드에서 잡음 제거를 작게 하고, 평평한 부분에 대해서는 잡음 제거를 완벽히 하는데, 영상의 주요 성분과 잡음 성분을 분리시켜 비교적 간단한 임계(thresholding) 방법에 의해 처리할 수 있지만 가우시안 잡음이 추가된 영상에 대해 효과적이다. 뿐만 아니라, 임계(threshold) 값에 따라서 영상이 과하게 평활화(smoothing) 되어 대비가 감소하거나 고주파 서브밴드에서의 잡음이 충분히 제거되지 않을 수 있다는 단점이 있다[8].

최근에는 영상에서 잡음 제거를 위해 sparse 표현을 이용한 잡음 제거 방법이 제안되었다[10]. Sparse 표현은 알고리즘의 과정에서 잡음을 거부(rejection)하는 능력과 특징 추출에 유리한 장점 때문에 잡음 제거 이외에도 얼굴인식, 초해상도(super-resolution)의 응용에 사용되고 있다[11,12]. [10]에서 제안된 바와 같이 sparse 표현을 사용하여 잡음 제거 시 오염된(corrupted) 영상으로부터 dictionary 훈련을 통해 개선된 영상을 얻을 수 있는데, 이 방법은 각 영상 패치에 대해서 K-SVD(singular value decomposition) 알고리즘을 사용하여 각 패치의 가장 큰 특이값(singular value)에 해당하는 특이벡터(singular vector)를 찾아가기 때문에 특징을 추출하는데 유용하다는 장점을 가지고 있고, 이는 잡음 제거에 탁월한 성능을 보여준다. 하지만 [10]의 방법은 일반적인 가산성 가우시안 잡음에 적합한 방법으로 다중(multiple) 잡음을 갖는 X선 영상에는 효과적이지 않다.

본 논문에서는 위의 방법의 문제점을 보완하기 위해 sparse 표현을 이용하여 다중 잡음을 갖는 X선 영상 시스템에 적합한 영상 개선 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 X선 영상에서 sparse 표현을 이용하여 가산성 가우시안 잡음을 제거하고 적산성 잡음을 Gaussianize 과정을 통해 가산성 잡음으로 변환하고, sparse 표현을 이용하여 변환된 잡음을 제거한다. 실

험을 통해 제안하는 방법이 BayesShrink 방법과 sparsre 표현을 이용해서 일반적 잡음 모델에 대한 잡음 제거 방법보다 에지 정보를 유지하면서 영상 개선 성능이 우수함을 CNR과 cut view를 통해 확인하였다.

본 논문은 2장에서 X선 영상을 개선하는 방법에 대해 설명한 뒤, III장에서는 영상 개선의 결과 성능을 측정하는 척도(metric)와 제안하는 방법의 실험 결과에 대해 설명한다. 그리고 기존에 사용되었던 X선 영상 개선 방법인 BayesShrink 및 기존 연구 [10]에서 제안한 sparse 표현을 이용해서 일반적 잡음 모델에 대한 잡음 제거 방법과 그 성능을 비교한다. 그리고 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 제안하는 영상 개선 방법

그림 1은 제안하는 영상 개선 방법의 전체 시스템을 나타낸다. (a)는 전체 시스템, 그리고 (b)는 (a)의 1, 3번째 블록의 알고리즘을 나타낸다. 먼저 X선 영상에 대해 sparse 표현을 이용하여 가산성 가우시안 잡음 제거를 통해 영상이 개선된 후 로그 변환된 적산성 잡음의 통계를 가우시안 분포를 따르도록 만든다. 다음으로 다시 sparse 표현을 이용해서 변환된 적산성 잡음의 제거를 통해 영상을 개선한다. 이 때 잡음의 제거를 통한 영상 개선 방법은 2.2에서 자세히 설명한다. 본 논문에서 제안하는 영상 개선 방법은 기존 연구 [10]에서 제안된 방법인 학습된 dic-

tionary 에 대한 sparse 표현을 이용한 영상 잡음 제거 방법에 기반 한다.

2.1 제안하는 영상 개선 방법

X선 영상의 잡음은 영상 시스템에 의한 가산성 가우시안 디텍터 잡음과 적산성 소스 잡음으로 나뉜다. X선 영상의 가산성 가우시안 잡음은 sparse 표현에 의해 영상이 개선되고, 적산성 잡음을 제거하기 위해 로그 변환을 통해 적산성 잡음을 가산성 잡음의 형태로 만든다. 이 때, outlier shrinkage 방법을 통해 로그 변환된 적산성 잡음을 가우시안 잡음의 형태로 만든다[13]. 그 결과 잡음 분포가 가우시안을 따르게 되고, sparse 표현에 의한 잡음 제거로부터 개선된 영상을 얻을 수 있다. 이 때, 결과 영상이 로그 변환된 영상이기 때문에 지수 변환을 통해 로그 변환을 보상하면 최종적으로 개선된 X선 영상을 얻게 된다. 각각의 잡음 제거에 대한 영상 개선 방법은 2.2와 같다.

2.2 Sparse 표현을 이용한 영상 개선

Sparse 표현은 패치 단위로 영상을 추출해서 각각의 패치를 dictionary의 열(column) 성분과 sparse 계수의 곱의 선형 조합으로 표현하는 방법을 의미한다. 즉, dictionary는 신호의 원형(prototype)의 집합이라고 할 수 있는데, 모든 영상의 패치 \mathbf{x} 는 dictionary와 sparse 값을 갖는 sparse 벡터의 곱에 의해 표현된다. 이 때, sparse 벡터는 다음의 식을 만족하도록 구해진다.

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{D}\mathbf{a} - \mathbf{y}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{a}\|_0, \quad (1)$$

여기에서 \mathbf{D} 는 dictionary, \mathbf{a} 는 sparse 벡터, \mathbf{y} 는 잡음이 있는 영상의 패치, 그리고 μ 는 식 (1)의 두 항 사이의 비중을 조절하는 상수이다. 이 식은 잡음이 없는 영상의 패치가 $\mathbf{x} \approx \mathbf{D}\mathbf{a}$ 와 같이 sparse하게 표현될 수 있다는 가정 하에, 잡음이 있는 영상과 잡음이 없는 영상의 차이를 최소화 하고, sparse 벡터의 0이 아닌 성분의 개수를 의미하는 l_0 -norm을 최소화 하는 sparse 벡터를 구하는 것이다. 식 (1)을 만족하는 sparse 벡터 \mathbf{a} 를 구하기 위해서 본 논문에서는 OMP(orthogonal matching pursuit) 알고리즘을 사용하였고, 이 단계를 sparse 부호화(sparse coding)

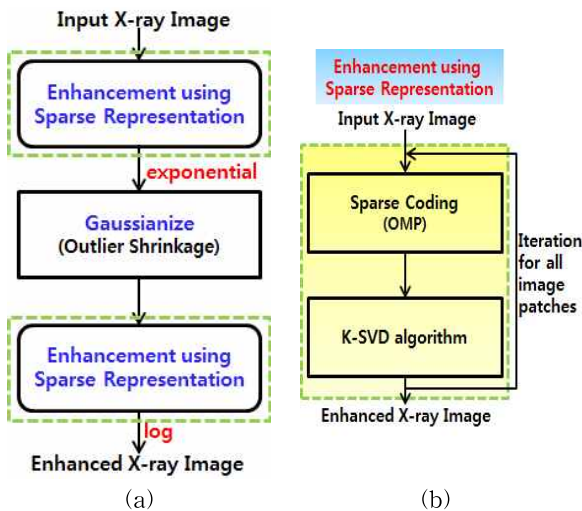


그림 1. X선 영상 개선 시스템
((a) 전체 시스템, (b) 영상 개선 모듈)

라고 일컫는다[14]. Sparse 부호화 단계 후 dictionary \mathbf{D} 의 업데이트와 개선된 영상 \mathbf{X} 는 MAP (maximum a posteriori) 추정 방법인 식 (2)에 의해 풀 수 있다.

$$\begin{aligned} \{\hat{\mathbf{D}}, \hat{\boldsymbol{\alpha}}_{ij}, \hat{\mathbf{X}}\} = \arg \min_{\mathbf{D}, \boldsymbol{\alpha}_{ij}, \mathbf{X}} & \lambda \|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2^2 \\ & + \sum_{ij} \mu_{ij} \|\boldsymbol{\alpha}_{ij}\|_0 + \sum_{ij} \|\mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}_{ij} - \mathbf{R}_{ij}\mathbf{X}\|_2^2, \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)에서 λ 는 Lagrange 승수, $\boldsymbol{\alpha}_{ij}$ 는 (i, j) 번째 영상 패치의 sparse 벡터, \mathbf{R}_{ij} 는 큰 영상 \mathbf{X} 에서 (i, j) 번째 영상의 패치를 추출하는 행렬이다. 그리고 이 식의 첫 번째 항은 원래의 영상과 개선된 영상 사이의 차로서 전역 충실도(fidelity)를 의미하고, 두 번째 항은 sparse 벡터의 0이 아닌 성분의 개수를 의미하며, 마지막 항은 각 패치들 사이의 차로서 국부 충실도를 의미한다. MAP 추정 방법으로부터 각 패치에 대해 [10]에서 제안한 알고리즘인 K-SVD 방법을 적용하면 잡음이 있는 영상으로부터 dictionary와 sparse 벡터가 업데이트 되는데 영상의 패치에 대해 가장 큰 특이값에 해당하는 특이벡터가 선택된다. 따라서 \mathbf{D} 는 각 영상의 패치를 가장 잘 표현하는 성분으로 업데이트되기 때문에 개선된 영상을 얻을 수 있다. \mathbf{D} 와 $\boldsymbol{\alpha}_{ij}$ 가 주어졌기 때문에 내리막 경사법 (gradient descent method)에 의해 \mathbf{X} 는 다음의 식 (3)으로부터 구할 수 있다.

$$\mathbf{X} = \left(\lambda \mathbf{I} + \sum_{ij} \mathbf{R}_{ij}^T \mathbf{R}_{ij} \right)^{-1} \left(\lambda \mathbf{Y} + \sum_{ij} \mathbf{R}_{ij}^T \mathbf{D} \boldsymbol{\alpha}_{ij} \right) \quad (3)$$

[10]에서 제안된 방법에서 알고리즘의 반복횟수와 영상 개선 성능은 잡음의 표준편차에 의존하는데, $\sigma \approx 30$ 이상의 잡음에 대해서는 잡음을 줄이기 위한 반복횟수가 증가해서 블러링이 심해지게 된다. 하지만 X 선 영상의 경우 $\sigma \approx 5$ 정도로 에지를 보존하면서 잡음을 제거할 수 있다.

3. 실험 및 결과

3.1 실험환경

실험에 사용된 영상은 원위 요골(distal radius)과 대퇴골(femur) X 선 영상으로 그림 2와 같은 X 선 영상이 사용되었다. 영상의 개선 전과 후의 성능 비교를 위한 metric 으로서 CNR(contrast to noise ra-

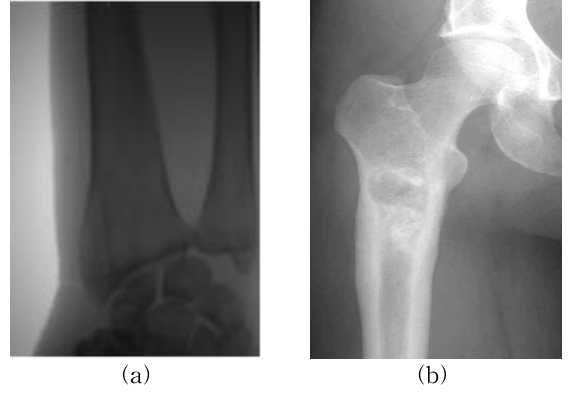


그림 2. 실험에 사용된 X 선 영상 ((a) 원위 요골 X 선 영상, (b) 대퇴골 X 선 영상)

tio)을 이용하고, 식 (4)와 같다.

$$\text{CNR} = \frac{|\mu_d - \mu_u|}{\sqrt{0.5(\sigma_d^2 + \sigma_u^2)}} \quad (4)$$

CNR은 영상의 품질을 수치적으로 나타내는 측정 방법으로 영상의 품질에 비례한다. 이 때, 영상에서 진단에 필요한 관심 영역을 DROI (desired region of interest)로 진단에 불필요한 비 관심 영역은 UROI (undesired region of interest)로 정의되는데, 식 (4)의 CNR은 DROI와 UROI의 평균의 차이의 절대값과 분산의 합의 비율로 나타난다. 이 때, μ_d 와 μ_u 는 DROI와 UROI의 평균이고, σ_d 와 σ_u 는 DROI와 UROI의 표준편차이다[15,16].

3.2 영상 개선 결과

그림 3과 4는 저 에너지 X 선 원위 요골 영상과 대퇴골 영상에 대해 기존의 연구인 BayesShrink 방법, sparse 표현을 일반적 잡음 모델에 적용한 잡음 제거 방법[10], 그림 1에서 제안하는 sparse 표현을 이용하여 다중 잡음을 갖는 X 선 영상 개선 방법에 대한 결과 영상을 보여준다. 그림 3은 원위 요골 영상에 대한 영상 개선 결과로 BayesShrink 방법 및 [10]에서 제안된 잡음 제거 방법과 비교했을 때 뼈와 연부조직의 경계선을 유지하면서 잡음 역시 충분히 제거되어 깨끗한 영상을 얻을 수 있었다. [10]에서 제안된 방법은 BayesShrink 방법에 비해 깨끗한 영상을 얻을 수 있지만, [10]에서 제안된 방법은 가산성 가우시안 잡음 제거에 효과적이기 때문에 X 선 영상에서의 적산성 잡음을 제거하는 데에는 한계가 있다. 이 결과에 대해 수치적으로 표 1의 CNR을 통해 확인할

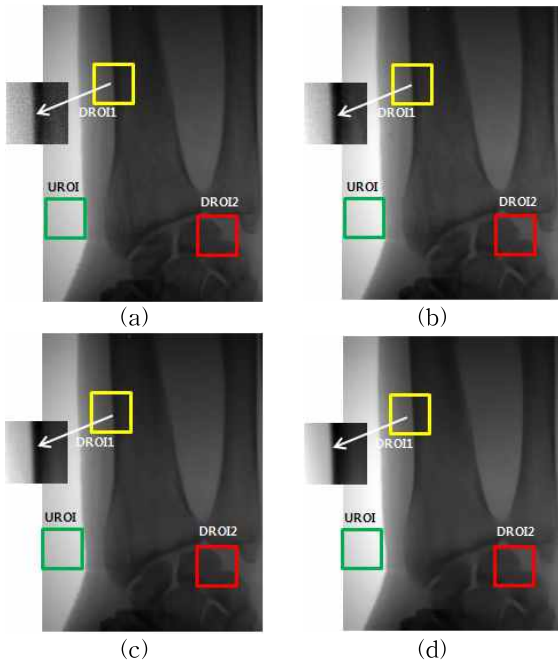


그림 3. 원위 요골 X 선 영상 개선 결과 ((a) 원본 영상, (b) BayesShrink, (c) [10]에서 제안된 방법 (d) 제안하는 방법)

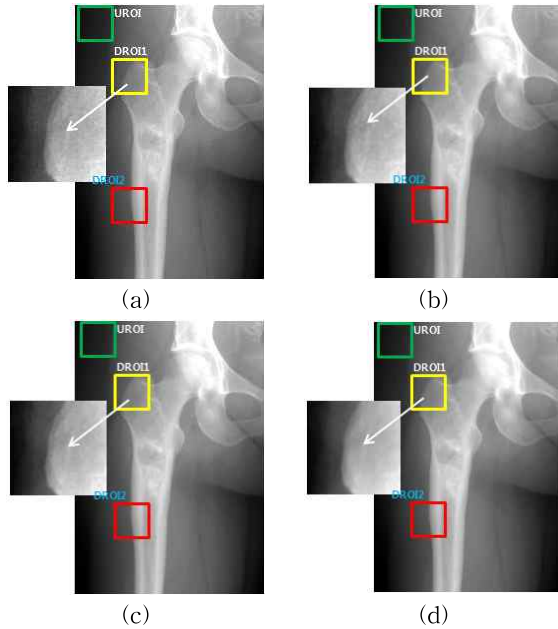


그림 4. 대퇴골 X 선 영상 개선 결과 ((a) 원본 영상, (b) BayesShrink, (c) [10]에서 제안된 방법 (d) 제안하는 방법)

수 있다. 제안한 방법의 경우에는 잡음이 충분히 제거되어 뼈와 연부조직 사이의 대비가 증가해서 CNR 값이 증가함을 알 수 있다. 이 때, CNR은 2개의 DROI에 대해서 측정되었고, 표 1과 같다.

표 1. 원위 요골 X 선 영상의 개선 전과 후의 CNR

	DROI1	DROI2
원본 영상	7.8536	13.0827
BayesShrink	8.0357	13.8190
[10]에서 제안된 방법	8.0383	13.9156
제안하는 방법	8.0569	14.2510

그림 4는 대퇴골 영상에 대한 영상 개선 결과로서 그림 3의 결과와 마찬가지로, BayesShrink 방법은 개선된 영상을 얻을 수는 있지만 잡음을 충분히 제거하지는 못하고, 마찬가지로 [10]에서 제안된 방법은 BayesShrink 방법에 비해 개선되는 것을 확인할 수 있지만, 제안하는 방법을 사용했을 때 잡음이 충분히 제거되어 영상 개선 결과가 더욱 뛰어난 것을 확인할 수 있다. 마찬가지로, 결과 성능의 비교를 위해 CNR은 서로 다른 2개의 DROI에 대해 측정되었고, 표 2와 같다.

그림 5는 실험에 사용된 X 선 영상의 DROI1의 단면에 대해 픽셀 값을 그래프로 나타낸 것이다. 그래프의 x 축은 DROI1에서 픽셀 위치를 의미하고 y 축은 그 픽셀 위치에 대한 픽셀 값을 의미한다. 본래의 X 선 영상에서는 잡음이 존재하기 때문에, 픽셀 값의 급격한 변화가 크게 나타나는데, 제안하는 방법의 경우 원본 영상 및 비교 방법에 비해 픽셀 값의 급격한 변화가 줄어들어 영상 개선에 효과적임을 확인할 수 있다.

결론적으로, BayesShrink 방법은 에지 성분을 손상시키지 않고 어느 정도 영상을 개선시키지만 잡음 제거가 충분히 되지 않았다. [10]에서 제안된 방법의 결과는 BayesShrink 방법에 비해 개선된 결과를 확인할 수 있었지만 가산성 가우시안 잡음에 효과적이라는 한계점이 있었다. 반면에 제안한 방법을 이용 했을 때 에지 성분이 보존되고 X 선 영상의 잡음이 충분히 제거되어 깨끗한 영상을 얻을 수 있었다.

표 2. 대퇴골 X 선 영상의 개선 전과 후의 CNR

	DROI1	DROI2
원본 영상	4.0631	2.5955
BayesShrink	4.0679	2.5974
[10]에서 제안된 방법	4.0688	2.5970
제안하는 방법	4.0748	2.6029

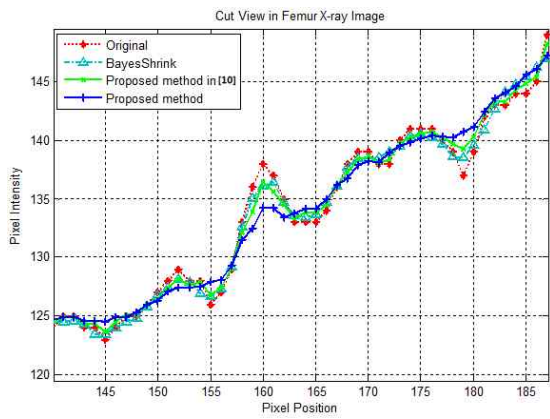
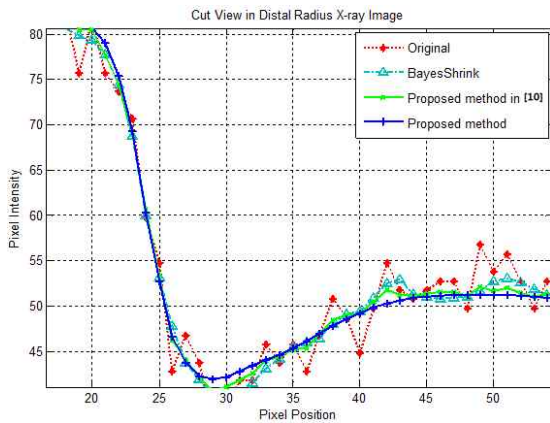
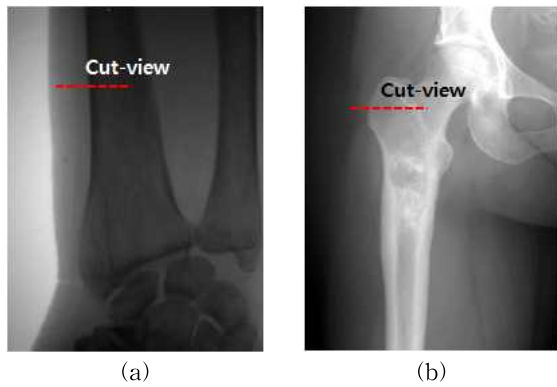


그림 5. Cut-View ((a) 원위 요골 X 선 영상, (b) 대퇴골 X 선 영상, (c) (a)의 cut view (d) (b)의 cut-view)

4. 결 론

골다공증의 조기 진단과 예방을 위해 X 선 영상을 통한 BMD 측정방법이 주로 이용된다. 이 때, 정확한 BMD를 측정하기 위해서는 X 선 영상에서 정확한 뼈 검출이 필요하기 때문에 X 선 영상 개선은 필수적이다.

본 논문에서는 다중(multiple) 잡음을 갖는 X 선 영상 개선을 위해 sparse 표현을 도입하여 X 선 영상의 dictionary 학습을 통해 에지 성분을 보존하면서 잡음을 제거한 개선된 영상을 얻었다. 이는 기존의 웨이블릿 변환을 통한 BayesShrink 방법 및 sparse 표현을 일반적인 잡음 모델에 적용한 방법[8]의 결과를 CNR과 cut-view 를 통해 비교했을 때 시각적 및 수치적으로 훨씬 향상됨을 확인할 수 있었다. 추후에는 잡음 제거와 동시에 대비를 향상 시킬 수 있는 방법을 적용할 필요가 있다.

참 고 문 헌

[1] Stephan Grampp, *Radiology of Osteoporosis*, Springer, Berlin Heidelberg, 2008.

[2] A. El Maghraoui and C. Roux, "DXA Scanning in Clinical Practice," *Int'l Journal of Medicine*, Vol. 101, No. 8, pp. 605-617, 2008.

[3] P.J. Ryan, "Overview of Role of BMD Measurements in Managing Osteoporosis," *Seminars in Nuclear Medicine*, Vol. 27, No. 3, pp. 197-209, 1997.

[4] J.W. Kwon, S.I. Cho, Y.B. Ahn, and Y.M. Ro, "Bone Region Extraction by Dual Energy X-ray Absorption Image Decompositions," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 12, No. 9, pp. 1233-1241, 2009.

[5] J.W. Kwon, S.I. Cho, Y.B. Ahn, and Y.M. Ro, "Noise Reduction in DEXA Image Based on System Noise Modeling," *Int'l Conf Biomed. Phar. Eng.*, pp. 1-6, 2009.

[6] M.F. Hossain, M.R. Alsharif, and K. Yamashita, "Medical Image Enhancement Based on Nonlinear Technique and Logarithmic Transform Coefficient Histogram Matching," *Int'l Conf. Complex Med. Eng.*, pp. 58-62, 2010.

[7] David L. Donoho, "De-Noising by Soft-Thresholding," *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol. 41, No. 3, pp. 613-627, 1995.

[8] L. Wang, J. Lu, Y. Li, T. Yahagi, and T. Okamoto, "Noise Removal for Medical X-ray

Images in Wavelet Domain,” *IEEE Trans. Elec. Inf. Sys.*, Vol. 126, No. 2, pp. 237-244, 2006.

[9] X. Huang, A.C. Madoc, and A.D. Cheetham, “Image Multi-Noise Removal by Wavelet-based Bayesian Estimator,” *Int’l Symp. Circuits and Syst.*, Vol. 3, pp. 2699-2702, 2005.

[10] M. Elad and M. Aharon, “Image Denoising via Sparse and Redundant Representations Over Learned Dictionaries,” *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 15, No. 12, pp. 3736-3745, 2006.

[11] J. Wright, A.Y. Yang, A. Genesh, S. Shankar Sastry, and Yi Ma, “Robust Face Recognition via Sparse Representation,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol. 31, No. 2, pp. 210-227, 2009.

[12] J. Yang, J. Wright, Thomas S. Huang, and Yi Ma, “Image Super-Resolution via Sparse Representation,” *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 19, No. 11, pp. 2861-2873, 2010.

[13] Olg V. Michailovich and A. Tannenbaum, “Despeckling of Medical Ultrasound Images,” *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelect. Freq. Cont.*, Vol. 53, No. 1, pp. 64-78, 2006.

[14] Y.C. Pati, R. Rezaifar, and P.S. Krishnaprasad, “Orthogonal Matching Pursuit: Recursive Function Approximation with Applications to Wavelet Decomposition,” *The 27th Annu. Asilomar Conf. Signals, Systems, and Computers*, Vol. 1, pp. 40-44, 1993.

[15] P. Bao and L. Zhang, “Noise Reduction for Magnetic Resonance Image via Adaptive Multiscale Products Thresholding,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, Vol. 22, No. 9, pp. 1089-1099, 2003.

[16] Y. Li, J. Lu, L. Wang, T. Yahagi, and T. Okamoto, “Removing Noise from Radiological Image using Multineural Network Filter,” *Int’l Conf. Indus. Technology*, pp. 1365-1370, 2005.



김형일

2011년 동국대학교 반도체과학과 이학사
 2011년~현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정
 관심분야: 영상 및 비디오 신호처리, 패턴인식



엄원웅

2004년 충북대학교 전자정보대학 전자공학전공 공학사
 2011년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
 2011년~현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정

관심분야: 의료 영상 처리, 패턴인식



노용만

1985년 연세대학교 전자공학과 공학사
 1987년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
 1992년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학박사

1987년~1988년 Columbia University 연구원
 1996년~1997년 University of California Berkeley 연구원
 2006년~2007년 University of Toronto 방문교수
 1997년 2월~현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 정교수
 관심분야: 영상 및 비디오 신호처리, 패턴인식, MPEG-7, Image and Video indexing, Spectral analysis of image signal