

논문 2017-54-4-8

# 저선량 X-ray 영상의 잡음 제거를 위한 확률 거리 기반 3차원 비지역적 평균 알고리즘

( 3D Non-local Means(NLM) Algorithm Based on Stochastic Distance  
for Low-dose X-ray Fluoroscopy Denoising )

이 민 석\*, 강 문 기\*\*

(Min Seok Lee and Moon Gi Kang<sup>Ⓞ</sup>)

## 요 약

방사선 노출의 위험을 줄이기 위한 저선량 X-ray 영상은 양자노이즈로 인해 화질열화가 발생한다. 본 논문은 저선량 X-ray 기기를 통해 입력받은 저화질의 동영상으로부터 포아송 확률 거리(Stochastic distance)에 기반하여 동영상 X-ray 데이터의 노이즈를 3차원 Non-local Means(3D NLM) 필터를 통해 제거한다. 포아송 확률 거리는 X-ray 영상에서 3D NLM 노이즈 제거 필터의 유사성을 판별하는 척도로써 사용되어 진다. 제안하는 방법은 움직임 정보가 포함된 프레임 유사도를 사용하여 움직임 아티팩트가 최소화된 X-ray 동영상 데이터를 출력하도록 한다. 수행한 결과로 노이즈가 제거된 X-ray 영상을 생성하도록 함으로써, 영상의 열화된 화질을 개선시켜 저선량 X-ray 영상 데이터에 대한 판독 능력을 향상시킬 수 있는 효과가 있다. 제안하는 방법은 객관적인 기준의 수치적인 관점에서 뿐만 아니라, 실제의 X 선 영상 시퀀스의 주관적인 시각적 인식에서도 뛰어난 성능을 확인할 수 있다.

## Abstract

Low-dose X-ray fluoroscopic image sequences to avoid radiation exposure risk are contaminated by quantum noise. To restore these noisy sequences, we propose a 3D nonlocal means (NLM) filter based on stochastic distances can be applied to the denoising of X-ray fluoroscopic image sequences. The stochastic distance is obtained within motion-compensated noise filtering support to remove the Poisson noise. In this paper, motion-adaptive weight which reflected the frame similarity is proposed to restore the noisy sequences without motion artifact. Experimental results including comparisons with conventional algorithms for real X-ray fluoroscopic image sequences show the proposed algorithm has a good performance in both visual and quantitative criteria.

**Keywords :** 저선량 X선 투시(Low-dose x-ray fluoroscopy), 포아송 확률 거리(Poisson stochastic distance), 3차원 비지역적 평균(3D Nonlocal Means)

## I. 서 론

\* 학생회원, \*\* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과  
(Department of Electrical and Electronic Engineering,  
Yonsei University)

Ⓞ Corresponding Author(E-mail : mkang@yonsei.ac.kr)

※ 이 논문은 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로  
한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임  
(No. 2015R1A2A1A14000912)

Received ; November 11, 2016 Revised ; March 17, 2017

Accepted ; March 21, 2017

의학계에서는 환자의 검진과 수술 등 다양한 분야에  
서 X-ray 기기를 이용해 왔고, 그 수요 또한 꾸준히 늘  
고 있다. X-ray 기기를 통해 획득한 의료 영상에는 인  
체의 해부학적 정보뿐만 아니라 촬영 환경과 기기 성능  
등에 따라 발생하는 잡음(또는 노이즈)도 포함되어 있다.

이러한 잡음들은 해당 영상을 열화시켜 환자에 대한  
해부학적 판독 능력을 저하시키는 원인이 되는데, 영상

의 열화 정도는 여러 가지 요인에 의해 결정된다. 그 요인으로는 의료 영상 기기에 포함되어 있는 센서 자체의 잡음에 의한 열화가 있으며, 또한 입사되는 X-ray의 밀도에 따라 발생하는 잡음 등이 있다.

또한 한 장의 X-ray 영상 촬영시 발생하는 방사선의 양은 미미하지만, 동영상 기반의 X-ray 촬영시 발생하는 방사선에 사람이 장시간 노출되면 많은 위험이 따르게 된다. 이러한 이유로, 방사선 노출을 최소한으로 줄이기 위해 저선량의 X-ray로 관독하려는 시도들이 최근 이루어지고 있다.

하지만 저선량 X-ray의 경우 입사되는 X 선의 광자 밀도가 적어짐에 따라 광자얼룩(quantum mottle)의 발생이 도드라져 보이게 되는데, 이 때문에 인체의 해부학적 정보보다 양자 잡음(quantum noise)의 농도가 훨씬 많아져 영상의 품질이 저하되는 문제점이 있다.

따라서, 이러한 문제를 해결하기 위해 소프트웨어적인 영상 처리 기법을 통해 잡음을 감소시켜 깨끗한 영상을 획득하려는 연구들이 많이 진행되고 있다<sup>[1~11]</sup>. 저선량 X-ray 기기로부터 받아들이는 영상은 광자얼룩 형태의 잡음이 발생하게 되는데, 신호처리 연구에서는 이러한 잡음을 통계적 특성을 빌려 포아송 노이즈로 모델링하여 처리하고 있다<sup>[1~2]</sup>. 포아송 노이즈의 잡음을 제거하기 위해, 2차원 영상에서 다양한 방법으로 잡음을 제거하는 연구가 진행되었다. 그 중에서 대표적으로 Anscombe transform을 활용하여 포아송 노이즈를 가우시안 노이즈와 같이 변환하여, 가우시안 노이즈를 제거하는 방식으로 노이즈를 제거하는 방법이 연구되고 있다<sup>[3~4]</sup>. 이러한 변환방법을 쓰지 않고, 포아송 신호의 확률 거리(stochastic distance) 특성을 Non local means (NLM)방법에 적용하여 포아송 노이즈를 제거하는 방법이 연구되고 있다<sup>[5~6]</sup>.

동영상 데이터의 노이즈를 제거하기 위해서 최근까지 많은 연구가 진행되어 오고 있다<sup>[7~9]</sup>. 동영상 잡음 제거 효과를 극대화 하기 위해, 2차원 영상에서의 효과적으로 잡음을 제거할 수 있는 방법인 영상 패치 기반의 NLM<sup>[5]</sup>, Block-matching and 3D collaborative filtering (BM3D)<sup>[3]</sup> 방법을 3차원으로 확장하여 잡음을 제거하는 연구가 진행되고 있다<sup>[8~9]</sup>. 가우시안 타입의 노이즈를 NLM 방법을 3차원으로 확장하여 제거하는 3D NLM<sup>[8]</sup> 방법은 NLM 방법에서 패치간 유사도를 판별하기 위해 사용하는 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 여러 프레임안에서 마치 3D Cube 형태의 필터링 써포트로 확장하여 계산한다. 그렇게 계산된 프레임 안의

유사도를 사용하여 NLM 방법을 사용하여 가우시안 타입의 노이즈를 제거한다. 이러한 방법은 X-ray 영상의 양자 잡음 제거에 한계를 보인다. X-ray 영상의 양자 잡음은 포아송 분포를 따르게 되어 패치간 유사도를 계산하는데 있어 에러가 발생하게 된다. 최근 잡음 제거 성능이 우수하여 많은 연구가 진행되고 있는 BM3D 방법을 비디오 데이터로 확장한 V-BM3D<sup>[9]</sup> 방법이 있다. V-BM3D 방식 또한 가우시안 타입의 노이즈에 효과적인 방법으로 X-ray 영상의 양자화된 노이즈를 제거하기 힘들므로, 포아송 노이즈를 가우시안 타입의 노이즈로 변환하여 제거하는 Anscombe 변환 알고리즘<sup>[4]</sup>을 사용하여 노이즈를 제거하는 접근법이 연구되고 있다. 하지만 움직임 정보를 추정하지 않고 패치 기반으로 3차원 노이즈를 제거할 경우 움직임 블러 등의 문제가 발생할 수 있다. 동영상 잡음 제거 방법은 2차원 영상과 달리 영상의 주변 픽셀을 영상 잡음 제거에 사용하지 않음으로써 세밀한 디테일을 보존하는 측면에서 장점을 갖고 있다. 반면, 움직이는 영역에서 움직임 블러와 같은 문제점이 발생한다. 움직임 블러와 같은 문제를 해결하고자, 동영상 잡음 제거 방법에서는 움직임 정보를 직접적으로 추정하고 보상하는 방식으로(motion estimation and compensation) 노이즈 제거 필터에 반영하고 있다<sup>[7]</sup>.

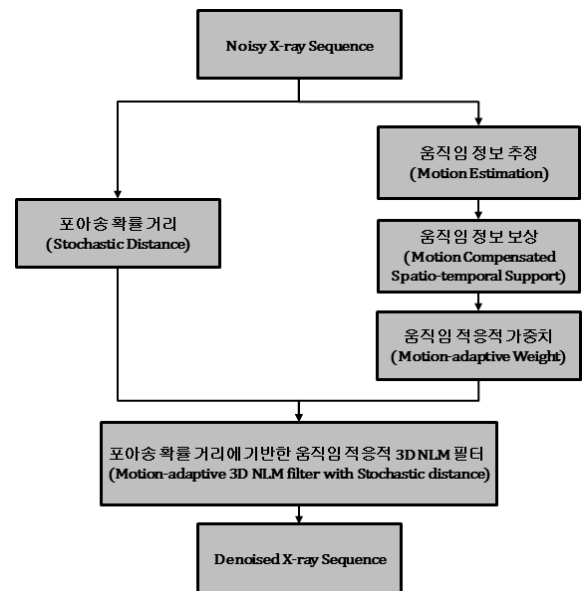


그림 1. 제안하는 방법의 블록다이어그램  
Fig. 1. Block diagram of the proposed method.

본 논문에서는, X-ray 영상에서 움직임 정보를 활용한 포아송 노이즈 기반의 동영상 잡음 제거 방법을 제안하고자 한다. 제안하는 방법은 포아송 노이즈의 확률

거리 특성을 반영한 NLM 필터를 3차원으로 확장하여 X-ray 영상의 포아송 노이즈를 제거하고자 한다. 또한 동영상처리를 위한 움직임 추정 및 보상 과정을 거치고 움직임 정보로부터 프레임 간의 유사도를 반영하는 움직임 적응적 노이즈 제거 방법을 통해 움직임 블러등의 잡음 제거 과정에서 나타나는 열화를 최소화 하여 고품질의 X-ray 영상을 복원하는 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 먼저 X-ray 영상을 포아송 노이즈로 모델링 하고, 이를 제거하기 위해 3차원으로 확장된 포아송 확률 거리 기반 3D NLM 필터를 제안한다. 또한 움직임 정보를 이용하여 동영상 환경에 최적화된 노이즈 제거 방법을 제안한다. III장에서는 실제 X-ray 영상에 대한 실험 결과 및 기존 알고리즘과의 비교를 제공한다. 마지막으로 IV장에서 논문의 결론을 제시한다.

## II. 본 론

### 1. 포아송 노이즈 모델(Poisson Noise Model)

본 논문에서 타겟으로 하고 있는 저선량 X-ray 영상의 노이즈 특성은 신호 의존적인(Signal dependent) 포아송 노이즈 특성을 갖는다. 즉, 저선량 X-ray 영상 시스템에서 환자가 받게 되는 광자(photon)는 포아송 포인트(poisson point)의 통계적 특성을 나타내게 된다.

따라서, 이러한 특성을 기반으로 영상의 관심 있는 픽셀 포인트  $R$ 에서  $N$ 개의 광자가 발견될 경우에 포아송 확률 분포  $P(N(R); \lambda)$ 는 다음의 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$P(N(R); \lambda) = \frac{[\lambda(R)]^{N(R)} e^{-\lambda(R)}}{N(R)!} \quad (1)$$

여기서,  $\lambda$ 는 일정 시간 구간에서 예상되는 광자의 개수를 나타내고 계수율(counting rate)이라 한다.  $\lambda(R)$ 는 예상되는 광자의 발생 확률로서, 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\lambda(R) = E[N(R)] = var[N(R)]. \quad (2)$$

$\lambda(R)$ 는 포아송 분포의 평균과 분산과 같은 값으로 표현되어 지고,  $N(R)$ 는 포인트  $R$ 에서 발견된 광자의 개수를 나타낸다.

### 2. 포아송 확률거리에 기반한 3D NLM 필터

(3D NLM filter based on stochastic distance)

이러한 포아송 확률 분포를 바탕으로 포아송 노이즈의 특성을 고려한 NLM 필터를 구현할 수 있다. 본 논문에서는 X-ray 영상의 노이즈를 제거하기 위해 NLM 필터를 3차원으로 확장하여 다음의 식 (3)과 같이 정의한다.

$$\hat{f}(X, t) = \frac{1}{N(X, t)} \times \sum_{Y \in \Omega_{S(X, t)}} \sum_{s \in \Omega_{T(X, t)}} e^{-\frac{d_{\phi}(\lambda_{ML}(X, t), \lambda_{ML}(Y, s))}{\gamma \sigma_n}} \times g(Y, s) \quad (3)$$

여기서,  $X$ 는 영상 프레임 내 관심 영역의 픽셀 인덱스(pixel index)를 나타내고, 저선량의 타겟 영상인  $g$ 로부터 노이즈가 제거되어 복원하고자 하는 영상은 현재 프레임  $t$ 에서  $\hat{f}(X, t)$ 로 나타낸다. 위의 식에서  $N(X, t)$ 는 프레임 현재 프레임  $t$ 의 픽셀 인덱스  $X$ 에서의 정규화 인자(normalization factor)를 나타내며,  $\Omega_{S(X, t)}$ 와  $\Omega_{T(X, t)}$ 는 프레임내의 시간 탐색 영역과 공간 탐색 영역을 각각 나타내고,  $d_{\phi}$ 는 노이즈의 특성을 판별하기 위한 포아송 확률 거리(stochastic distance)를 나타낸다.  $\gamma \sigma_n$ 은 상수(constant)값으로, X-ray의 노출정도에 따라 실험적으로 노이즈 레벨을 표현하게 되며, 저선량으로 갈수록 값이 커져 필터링되는 정도를 다르게 한다.  $(Y, s)$ 는 이전 프레임  $s$  내 픽셀 인덱스  $Y$ 에서 관측된 화소값을 나타내며,  $\lambda_{ML}(X, t)$ 는  $\lambda$ 를 추정하기 위해 패치의 ML(maximum likelihood)으로 다음과 같이 계산된다.

$$\lambda_{ML}(z) = \frac{1}{n} \sum_{k \in \Omega_c} g(z + k) \quad (4)$$

여기서,  $g_x$ 는 노이즈 관측값(noisy observations)을 나타내고,  $\chi$ 는 픽셀 좌표의 집합(set of pixel coordinates)을 나타낸다. 포아송 노이즈와 같은 신호 의존적인 노이즈를 제거하기 위해서는, 기존의 가우시안 노이즈에 적합하게 설계된 확률적 유사성을 판단하는 기준인 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 포아송 노이즈의 특성을 판별하기 위한 포아송 확률 거리(Stochastic distance)로 정의하여 사용한다.

이때, 확률 거리 기반 두 패치 간의 확률적 유사성을 판단하기 위해 사용되는 포아송 확률 거리(poisson stochastic distances)  $d_{\phi}$ 는 다음의 수식과 같이 정의된다.<sup>[6]</sup>

$$d_{\Phi}(\lambda_X, \lambda_Y) = \frac{1}{2} [(\lambda_X - \lambda_Y) \ln(\frac{\lambda_X}{\lambda_Y})] \quad (5)$$

본 논문에서는 이러한 확률적 유사성 판단을 위해 사용되는 포아송 확률 거리를 이용하여 다음의 식 (5)와 같이 시공간 써포트 또는 검색 영역에서의 포아송 확률 거리 값이 계산된다.

$$d_{\Phi}(\lambda_{ML}(X, t), \lambda_{ML}(Y, s)) = \sum_{z \in \Omega_c} d_{\Phi}(\lambda_{ML}(X+z, t), \lambda_{ML}(Y+z, s)) \quad (6)$$

포아송 확률 거리 값이 크다는 것은 패치 간 유사도가 낮다는 것이고 작다는 것은 패치 간 유사도가 높다는 것을 의미한다.

이러한 포아송 확률 거리 값은 영상의 패치들 간의 광자 발생 확률을 계산하여 그 결과로 영상의 패치들 간 유사도를 계산하고 계산된 유사도에 따라 시공간 축에서 가중합(weighted average)하는 과정을 거치면서 포아송 노이즈를 제거하게 된다.

### 3. 움직임 적응적 3D NLM 필터

(Motion adaptive 3D NLM filter)

제안하는 3D NLM 필터는 움직임 추정 및 보상된 움직임 궤적을 따라 3D 볼륨과 같이 필터링 윈도우가 매칭된다. 3D 볼륨은 움직임 궤적을 따라 시간축으로  $T_{mc}$ , 공간축으로  $S_{mc}$ 으로 매칭되는데, 그 영역 안에서 제안하는 필터가 동작하여 움직임 아티팩트를 막으면서 노이즈를 제거할 수 있다. 여기서,  $S_{mc}$ 는 2D 공간 윈도우로 움직임 보상된 값 근처에 형성되고,  $T_{mc}$ 는 추정된 움직임 벡터의 방향에 따른 1D 시간 윈도우로 구성된다.

이러한 검색 윈도우  $S_{mc}(=\Omega_{S_{mc}})$ ,  $T_{mc}(=\Omega_{T_{mc}})$ 는 다음의 수식과 같이 나타낸다.

$$T_{mc}(X_s, s) = \Omega_{T_{mc}}(X_i, i) : (X_i, i) \in \{(X + mv_s, s), s = t-1, \dots, t-N\} \quad (7)$$

$$S_{mc}(X_s, s) = B_i(X_i, i) : (X_i, i) \in T(X_s, s) \quad (8)$$

여기서,  $X_s$ 는 이전 프레임  $s$ 에서의 픽셀 인덱스를 나타내고,  $mv_s$ 는  $s$ 번째 프레임의 움직임 벡터를 나타내며,  $s$ 는 현재 프레임  $t$ 의 이웃 프레임을 나타낸다.  $B_i(X_i, i)$ 는 프레임  $i$  내 픽셀 인덱스  $X_i$ 에서의 노이즈 이미지 시퀀스로부터 추출된 2D 써포트 또는 블록이다. 레퍼런스 영상 프레임은 이전 주기에 입력 받은 영상

프레임 중 하나이며 즉,  $t-1, t-2, \dots$  등의 이전 시점에 입력 받은 영상 프레임 중 하나가 된다.

제안하는 방법은 X-ray영상의 움직임은 영역에서 노이즈 필터에 의해 움직임 블러 등의 아티팩트(artifact)가 발생하여 영상의 품질을 손상시키는 것을 최소화하는 것을 목표로 하고 있다. 이를 위해, 3D NLM 필터에서 멀티 프레임 필터링 시에 각 프레임의 움직임 크기에 따른 가중치를 줄 수 있는 움직임 적응적 가중치  $w(X, s)$ 를 다음의 수식과 같이 정의한다.

상기 가중치  $w(X, s)$ 은 현재 프레임  $t$ 와 비교하는 레퍼런스 프레임  $s$ 간의 상관 관계(correlation)를 반영하는데, 다음의 수식과 같다.

$$w(X, s) = \frac{D_s(X, s)}{\sum_{k=1}^N D_{t-k}(X, s)}, \quad s = t-1, t-2, \dots, N \quad (9)$$

$$D_s(X, s) = \sum_{z \in \Omega_c} e^{-\frac{|g(X+z, t) - g(X+z, s)|^2}{h^2}} \quad (10)$$

여기서,  $g(X, t)$ 는 프레임  $t$ 내 픽셀 인덱스  $X$ 에서 관측된 화소값을 나타내고,  $g(X, s)$ 는 프레임  $s$  내 픽셀 인덱스  $X$ 에서 관측된 화소값을 나타낸다. 현재 프레임과 비교하고자 하는 레퍼런스 프레임(또는 이전 프레임) 간의 로컬 써포트  $\Omega_c$  내의 프레임간 유사도 정도에 따라 가중치가 결정된다. 이에 따라 현재 영상 프레임과 레퍼런스 영상 프레임과의 움직임이 클수록 더 적은 가중치로 결정되고 움직임이 적을수록 더 큰 가중치로 결정된다. 이렇게 결정된 움직임 가중치는 움직임이 유사한 패치들 간에 더 높은 가중치가 적용되도록 하여 필터링되는 효과가 있다.

이러한 움직임 적응적 가중치를 수식 (3)에 적용하면 다음의 수식과 같이 제안하는 방법이 정의된다.

$$\hat{f}(X, t) = \frac{1}{N(X, t)} \times \sum_{Y \in \Omega_{S(X, t)}} \sum_{s \in \Omega_{T(X, t)}} w(X, s) \times e^{-\frac{d_{\Phi}(\lambda_{ML}(X, t), \lambda_{ML}(Y, s))}{\gamma \sigma_n}} \times g(Y, s) \quad (11)$$

여기서,  $X$ 는 영상 프레임 내 픽셀 인덱스(pixel index)를 나타내고,  $N(X, t)$ 는 프레임  $t$ 의 픽셀 인덱스  $X$ 에서의 정규화 인자(normalizing factor)를 나타내며,  $\Omega_{S_{mc}}$ 와  $\Omega_{T_{mc}}$ 는 프레임 움직임이 보상된 시공간 필터링 윈도우, 즉 3D 볼륨을 나타내고,  $w(X, s)$ 는 움직임 적응적 가중치를 나타낸다.  $d_{\Phi}$ 는 앞서 설명한 바와 같이 노

이즈의 특성을 판별하기 위한 포아송 확률 거리 (stochastic distance)를 나타내며, 나머지 상수 값과  $\lambda$  값 또한 앞서 설명한 바와 같이 정의된다.

제안하는 알고리즘은 포아송 확률 거리와 움직임 적응적 가중치를 고려하여 구현된 필터를 통해 입력된 저선량 X-ray영상 프레임을 필터링함으로써, X-ray 기기에서 발생하는 노이즈인 포아송 노이즈를 제거함과 동시에 움직임 가중치를 이용하여 움직이는 영역에서의 아티팩트를 억제시킬 수 있다.

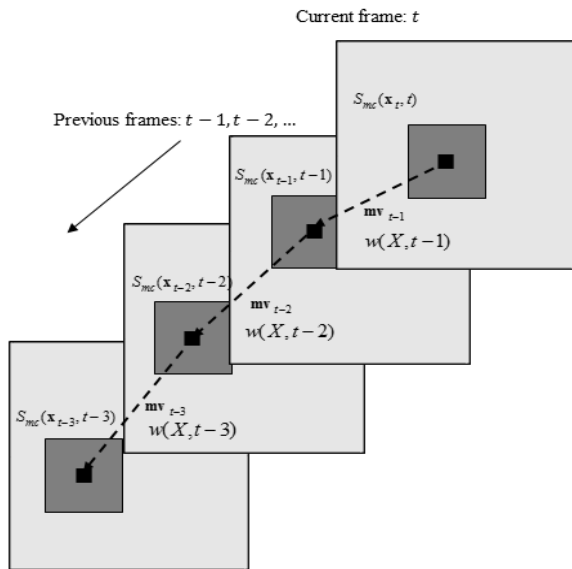


그림 2. 움직임 적응적 3D NLM 필터의 그림  
Fig. 2. Illustrations of the motion-adaptive 3D NLM filter.

### III. 실험

제안하는 알고리즘을 실제 X-ray기기로 촬영한 저선량 영상에 적용하여 기존 방법들과 비교 분석하였다. 기존 방법들로는 가우시안 노이즈를 제거하는 방법과 포아송 노이즈를 제거하는 또 다른 방법을 적용하였다. 이때, 가우시안 노이즈를 제거하는 방법으로는 최근 많은 연구가 진행되고 있는 동영상 노이즈를 제거하는 3차원 NLM 방법<sup>[8]</sup>과 포아송 노이즈를 제거하는 방법인 Anscombe transform<sup>[4]</sup>을 적용하여 포아송 노이즈를 가우시안 노이즈와 같이 변형한 다음 최근 가장 우수한 성능을 보이는 비디오 BM3D<sup>[9]</sup> 방법을 적용하였다. 실험 영상으로는 그림 3에서 보는 바와 같이 실제 X-ray 기기로 촬영한 영상으로 테스트 하였다.

그림 3과 4는 제안하는 방법과 기존 방법들을 실제 저선량 X-ray 영상에 적용한 영상들이다. 다음의 실험

결과는 Low dose 영상에 대해 이러한 접근 방식의 잡음 제거 알고리즘을 적용 시킨 것이다. 제안하는 방법은 포아송 확률 거리를 이용하여 X-ray 영상의 노이즈를 제거하는 방법으로 가우시안 타입의 노이즈를 제거하는 3D NLM<sup>[8]</sup> 방법에 비해 X-ray 영상의 양자 잡음 제거에 효과적이다. 그림 3, 4의 (b)와 (d)를 비교해 보면 그림 (b)에서는 X-ray영상 특유의 양자화된 노이즈가 제대로 제거되지 않고 남아 있으며 특히 영상의 에지와 같은 정보가 훼손되는 것을 확인 할 수 있다. 또한, 포아송 확률 거리를 이용하지 않고 양자화된 포아송 노이즈를 가우시안 타입의 노이즈로 변환하여 제거하는 Anscombe<sup>[4]</sup> + V-BM3D<sup>[9]</sup> 알고리즘의 경우 노이즈를 제거하는 정도는 제안하는 방법과 유사하나 그림 4의 (c)와 같이 영상의 에지와 같은 부분에서 부자연스럽게 노이즈가 제거되는 것을 확인 할 수 있다. X-ray 영상의 노이즈를 제거하기 위해 Anscombe transform<sup>[4]</sup> 알고리즘을 사용하여 포아송 타입의 노이즈를 가우시안 타입의 노이즈로 변환시킨 후 V-BM3D<sup>[9]</sup> 알고리즘으로 노이즈를 제거하는 접근방법은 제안하는 방법에 비해 크게 두 가지 단점이 존재한다. 첫 번째로는 V-BM3D<sup>[9]</sup> 알고리즘은 여러 프레임에서 움직임 정보를 직접 추정하지 않고 비슷한 블록을 매칭 시키는 방식으로 노이즈를 제거하게 된다. 그 결과, 움직임 영역에서의 에러가 가능성이 높다. 그림 4의 (c)의 결과와 (d)를 비교해보면 움직이는 스텐트 부분(척추 사이를 가로지르는 선)이 (d)의 결과에서 선명하게 나타나는 것을 확인 할 수 있다. 두 번째로는 V-BM3D<sup>[9]</sup> 알고리즘 만으로는 포아송 타입의 노이즈를 제거하는데 성능이 떨어지므로 노이즈를 변환하는 과정이 필요한데, 계산상으로 제안하는 방법에 비해 실제 알고리즘으로 적용되는데 한계가 발생하게 된다.

그림 3과 4의 결과들을 보면, 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘 들에 비해 세부 디테일 정보를 손상시키지 않아 영상 정보의 가독성이 좋으며 비교 대상 알고리즘에 비해 전체적으로 움직이는 영역에서 블러와 같은 아티팩트 없이 노이즈를 잘 제거하여 보다 깨끗한 화질을 나타내는 것을 확인 할 수 있다.

표 1은 제안하는 방법에 대한 실험 수치비교이다. 본 논문에서 수치비교를 위해 다음의 수식과 같은 SNR(dB) 값을 사용하였다.

$$SNR = \frac{|\mu_o - \mu_r|}{\sigma_o} \quad (12)$$

여기서,  $\mu_o$ 은 관심 영역 신호의 평균값을 의미하며,  $\mu_r$ 은 관심 영역 주변의 일정한 신호 세기를 가지는 영역의 신호의 평균값을 의미하고,  $\sigma_o$ 값은 관심 영역 신호의 표준 편차 값이다. 실험에서 노이즈가 없는 영상에 테스트 한 것이 아니고, 실제 저선량 X-ray 영상에 테스트를 하여 ground truth를 대체하기 위해 관심 영

역을 설정하고 주변의 일정한 신호값과의 차이를 이용한 SNR 값으로 성능을 비교 분석 하였다. SNR 수치를 비교해보면 제안하는 방법이 기존 방법들에 비해 평균적으로 1dB 이상 향상시켰다. 기존 연구들의 결과와 비교해 보았을 때, 제안하는 방법은 수치적인 측면과 가시적인 측면 모두에서 더 나은 결과를 보여 준다.

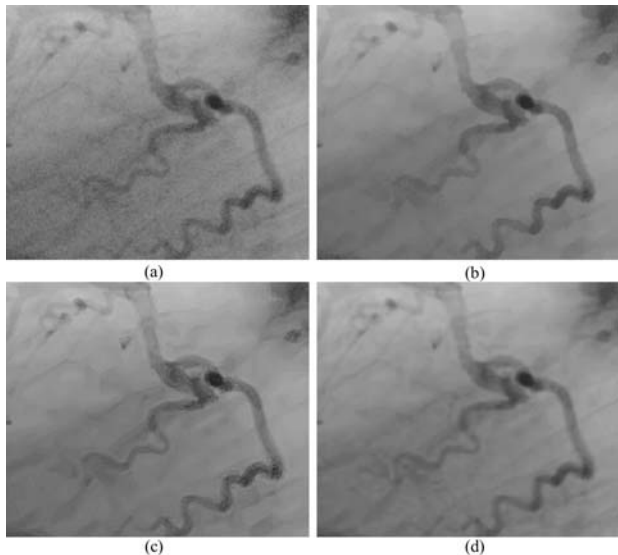


그림 3. (a) 실제 저선량 X-ray 영상(노이즈 영상), (b) 3차원 NLM<sup>[8]</sup>, (c) Anscombe<sup>[4]</sup>+VBM3D<sup>[9]</sup>, (d) 제안하는 방법

Fig. 3. (a) Real Low dose X-ray images(noisy image), (b) 3D NLM<sup>[8]</sup>, (c) Anscombe<sup>[4]</sup>+VBM3D<sup>[9]</sup>, (d) the proposed method.

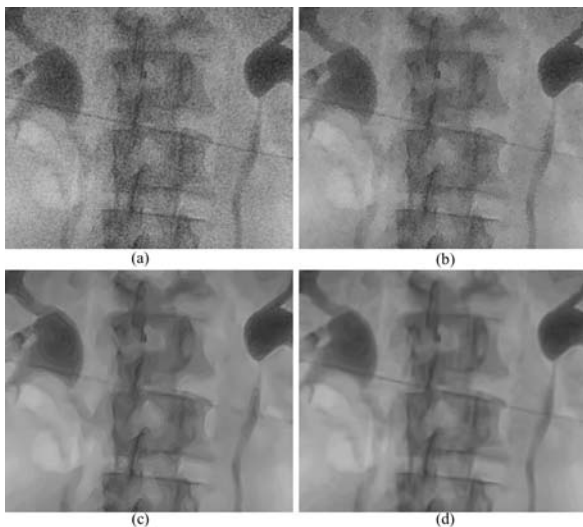


그림 4. (a) 실제 저선량 X-ray 영상(노이즈 영상), (b) 3차원 NLM<sup>[8]</sup>, (c) Anscombe<sup>[4]</sup>+VBM3D<sup>[9]</sup>, (d) 제안하는 방법

Fig. 4. (a) Real Low dose X-ray images (noisy image), (b) 3D NLM<sup>[8]</sup>, (c) Anscombe<sup>[4]</sup>+VBM3D<sup>[9]</sup>, (d) the proposed method.

표 1. 실제 X-ray 영상에 대한 SNR 비교  
Table1. Comparison of SNR values of Real X-ray Image.

SNR(dB)	[8]	[4]+[9]	제안
Set 1	20.2	22.5	23.3
Set 2	19	21.7	22.8

### IV. 결 론

본 논문에서는 저선량 X-ray 기기에 의한 노이즈를 제거하기 위한 알고리즘을 제안하였다. X-ray 영상의 신호의존적인 노이즈를 제거하기 위해 입력받는 X-ray 영상에서 영상 내 패치 간의 유사성을 판단하기 위해 포아송 확률 거리를 적용하여 NLM 필터를 동영상의 3차원으로 확장하였으며, 움직임 추정 및 보상을 통해 노이즈 필터링의 적용 범위를 설정하였다. 또한 움직임 정도를 판단하고 노이즈 필터링이 진행되는 각 영상 프레임간의 유사성을 판단하여 움직임 적응적으로 노이즈를 제거하여 움직임 블러 등의 아티팩트를 최소화 하였다. 제안된 알고리즘의 성능은 테스트 영상과 실제 영상의 실험을 통해서 확인하였다. 실험 결과 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘보다 우수함을 정량적 평가 및 시각적인 측면에서 확인 할 수 있었다. 제안하는 방법은 저선량 X-ray 영상 데이터에 대한 판독 능력을 향상시키는 것이 가능하기 때문에 사람의 방사선 노출에 대한 위험도를 최소화시킬 수 있는 효과가 있다.

### REFERENCES

- [1] T. Cerciello, P. Bifulco, M. Cesarelli, A. Fratini, A comparison of denoising methods for X-ray fluoroscopic images, Biomed. Signal Process. Control, 7 (6) (2012) 550-559.
- [2] M. Tomica, S. Loncaricb, D. Sersic, Adaptive spatio-temporal denoising of fluoroscopic X-ray sequences, Biomed. Signal Process. Control, 7 (2) (2012) 173-179.
- [3] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian, Image denoising by sparse 3D transform-domain

- collaborative filtering, IEEE Trans. Image Process. 16 (8) (2007) 2080-2095.
- [4] M. Mäkitalo, A. Foi, Optimal Inversion of the Anscombe Transformation in Low-Count Poisson Image Denoising, IEEE Trans. Image Process. 20 (1) (2010) 99-109.
- [5] A. Buades, B. Coll, J.M. Morel, A review of image denoising algorithms, with a new one, SIAM J. Multiscale Model. Simul. 4(2) (2005) 490-530.
- [6] A.A. Bindilatti, N.D.A. Mascarenhas, A Nonlocal Poisson Denoising Algorithm Based on Stochastic Distances, IEEE Signal Process. Lett. 20 (11) (2013) 1010-1013.
- [7] H.B. Yin, X.Z. Fang, Z. Wei, X.K. Yang, An Improved Motion-Compensated 3-D LLMMSE filter with spatio-temporal adaptive filtering support, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. 17 (12) (2007) 1714-1727.
- [8] A. Buades, B. Coll, J. Morel, Nonlocal Image and Movie Denoising, Int. J. Comput. Vis. 76(2) (2008) 123-139.
- [9] K. Dabov, A. Foi, K. Egiazarian, Video Denoising by Sparse 3D Ransform-domain Collaborative Filtering, Proc. 15th European Signal Process. Conf. (EUSIPCO) (2007) 145-149.
- [10] B. C. Song, "Motion-Compensated Noise Estimation for Effective Video Processing," Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 46-SP, NO. 5, pp. 120-125, Sep 2009.
- [11] S. H. Lee, E. C. Choi, and M. G. Kang, "Noise removal of video sequences with 3-D anisotropic diffusion equation," Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 39-SP, NO. 2, pp. 79-86, Mar 2002.

— 저 자 소 개 —



이 민 석(학생회원)  
2009년 연세대학교 전기전자공학부  
학사 졸업.  
2009년~현재 연세대학교 전기전자  
공학과 석박사 통합과정.  
<주관심분야: 노이즈 필터링, 초해  
상도 영상복원>



강 문 기(정회원)-교신저자  
1986년 서울대학교 전자공학과 학사  
졸업.  
1988년 서울대학교 전자공학과 석사  
졸업.  
1994년 Northwestern University  
박사 졸업.

1994~1997년 Assistant Professor.  
1997~1999년 연세대학교 전기전자공학과 조교수.  
1999~2004년 연세대학교 전기전자공학과 부교수.  
2004년~현재 연세대학교 전기전자공학과 정교수.  
<주관심분야: 영상복원, 초해상도 영상복원, 비선  
형 필터링, 비디오 분석 및 처리 부화소단위의 움  
직임 추정>