

## 〈원저〉

노이즈 레벨 및 유사도 평가 기반 저선량 조건의 전산화 단층 검사  
영상에서의 비지역적 평균 알고리즘의 최적화정하선<sup>1)</sup>·김이준<sup>1)</sup>·박수빈<sup>1)</sup>·박수연<sup>1)</sup>·오윤지<sup>1)</sup>·이우석<sup>1)</sup>·서강현<sup>2,3)</sup>·이영진<sup>1)</sup><sup>1)</sup>가천대학교 방사선학과·<sup>2)</sup>인천하림병원 영상의학과·<sup>3)</sup>가천대학교 일반대학원 보건과학과Optimization of Non-Local Means Algorithm in Low-Dose Computed Tomographic  
Image Based on Noise Level and Similarity EvaluationsHa-Seon Jeong<sup>1)</sup>·Je-Jun Kim<sup>1)</sup>·Su-Bin Park<sup>1)</sup>·Suyeon Park<sup>1)</sup>·Yunji Oh<sup>1)</sup>·Woo-Seok Lee<sup>1)</sup>·  
Kang-Hyeon Seo<sup>2,3)</sup>·Youngjin Lee<sup>1)</sup><sup>1)</sup>Department of Radiological Science, Gachon University<sup>2)</sup>Department of Radiology, Hallym Hospital<sup>3)</sup>Department of Health Science, General Graduate School of Gachon University

**Abstract** In this study, we optimized the FNLM algorithm through a simulation study and applied it to a phantom scanned by low-dose CT to evaluate whether the FNLM algorithm can be used to obtain improved image quality images. We optimized the FNLM algorithm with MASH phantom and FASH phantom, which the algorithm was applied with MATLAB, increasing the smoothing factor from 0.01 to 0.05 with increments of 0.001 and measuring COV, RMSE, and PSNR values of the phantoms. For both phantom, COV and RMSE decreased, and PSNR increased as the smoothing factor increased. Based on the above results, we optimized a smoothing factor value of 0.043 for the FNLM algorithm. Then we applied the optimized FNLM algorithm to low dose lung CT and lung CT under normal conditions. In both images, the COV decreased by 55.33 times and 5.08 times respectively, and we confirmed that the quality of the image of low dose CT applying the optimized FNLM algorithm was 5.08 times better than the image of lung CT under normal conditions. In conclusion, we found that the smoothing factor of 0.043 among the factors of the FNLM algorithm showed the best results and validated the performance by reducing the noise in the low-quality CT images due to low dose with the optimized FNLM algorithm.

**Key Words :** Radiation, Computed Tomography, Dose Reduction, FNLM Algorithm, Lung Image

**중심 단어 :** 방사선, 전산화 단층 촬영, 선량 감소, FNLM 알고리즘, 폐 영상

## I. 서론

세계의 의료기술이 발전함에 따라 자연스럽게 방사선 영상 촬영 기술 또한 많은 발전을 이루었다. 또한, COVID-19의 확산으로 인해 이를 진단하기 위해 방사선을 이용한 최신 검사들이 진행되고 있으며, 이에 따라 방사선 촬영에 대한 대중의 관심이 높아지고 있다[1].

현재 방사선을 이용한 검사는 일반 X선 촬영뿐만 아니라 전산화 단층 촬영(computed tomography, CT), 투시 촬영(fluoroscopy), 혈관조영(angiography), 자기공명영상(magnetic resonance imaging, MRI) 등 다양한 검사가 이루어지고 있다. 그 중, 1970년대 Hounsfield의 최초의 CT 장치가 개발된 이후 점차 넓은 선속, 다수의 검출기로 발전되어 가며 단시간에 피사체를 정밀하게 묘사할 수 있게 되어 CT의 중요성 점점 증

Corresponding author: Youngjin Lee, Department of Radiological Science, Gachon University, 191 Hambakmoe-ro, Yeonsu-gu, Incheon city, 21936, Republic of Korea. / Tel: +82-32-820-4362 / E-mail: yj20@gachon.ac.kr

Received 9 January 2024; Revised 16 January 2024; Accepted 22 January 2024

Copyright ©2024 by The Korean Journal of Radiological Science and Technology

가하고 있다[2].

하지만 다른 방사선을 이용한 검사들에 비해 CT 검사의 피폭량이 상대적으로 많다는 단점 때문에 이를 해결하고자 다양한 연구들이 진행되고 있다. 첫째로, CT의 매개변수를 조절하는 연구가 진행되고 있다. CT에서 조절할 수 있는 매개변수로는 관전류 등이 있으며, 이들을 조정함으로써 피폭선량을 감소시킬 수 있다. 그러나 관전류가 낮을수록 잡음이 증가하여 영상 판독에 영향을 미칠 수 있어 해당 매개변수들을 최적화 하여 피폭선량을 줄이는 연구들이 진행되고 있다[3,4]. 두 번째로, 하드웨어의 개발로 선량을 줄이기 위한 연구가 진행되고 있다. 그중에서도 다중검출기 전산화 단층 촬영(multi-detector computed tomography, MDCT)의 등장으로 검사 시간의 감소와 분해능의 향상으로 다양한 임상적 활용이 가능해졌다. 하지만 이 역시도 많은 피폭선량을 유발하므로, 이를 개선하고자 CT를 multi-detector화 및 multi-slice화하는 연구를 진행하고 있다[5,6].

위의 단점들을 보완하고자 영상의 후처리에 사용하는 필터와 알고리즘을 적용하는 연구가 진행되고 있다. 일반적으로 피폭선량을 줄이기 위해 저 선량으로 검사를 진행하게 되면 영상 내 잡음이 증가하여 화질이 저하된다. 이는 진단에 악영향으로 작용할 수 있으며, 이를 개선하고자 다양한 denosing 필터들이 개발되었다. 기존의 잡음제거 필터들로는 평균을 중심으로 좌우 대칭의 종 모양을 가지는 확률 분포를 이용하여 잡음을 제거하는 Gaussian 필터나 커널 크기내의 픽셀값들의 중간값을 이용하는 median 필터, 그리고 최소 평균 제곱 오차(minimum mean square error) 이론을 이용한 Wiener 필터등이 사용되

고 있다[7-9]. 하지만 이런 필터들은 해당 픽셀 주변의 정보만 이용하여 영상의 경계면에 대한 정보가 소실되는 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 영상 내 넓은 범위에서 비슷한 패턴을 가지는 영역을 찾아서 가중치를 주어 보완해주는 NLM (non-local means) 알고리즘이 등장하였으나, 비교적 시간이 오래 걸리는 단점 때문에 드물게 사용되었다. 그러나, 이러한 문제를 개선하여 연산속도를 증가시킨 FNLM (fast non-local means) 알고리즘의 등장으로 이를 이용한 많은 연구가 진행되고 있다 [10,11].

하지만 많은 연구에도 불구하고 FNLM 알고리즘이 실제 인체 영상에는 어떻게 적용될 수 있는지에 관한 연구는 찾기 어렵다. 또한 저 선량 CT에서 FNLM 알고리즘이 효과적으로 사용될 수 있는지에 대한 점도 의문으로 남아있다. 따라서 본 논문에서는 simulation 연구를 통해 FNLM 알고리즘을 최적화 한 뒤 저 선량 조건의 CT로 scan한 팬텀에 이를 적용시켜 그 유용성을 평가해보고자 한다.

## II. 재료 및 방법

### 1. 실험장비

Simulation 연구는 남성 및 여성의 신체를 소프트웨어로 설계한 male adult mesh (MASH) 및 female adult mesh (FASH) 팬텀을 MATLAB 프로그램(ver.R2023a, MathWork Inc.)으로 모델링하여 수행되었다. 그리고 실제 실험에서는 인

Table 1. CT scan conditions

	kVp	mAs	Slice thickness	pitch
Low dose	120	25	3	0.813
Normal	120	60	2	0.813

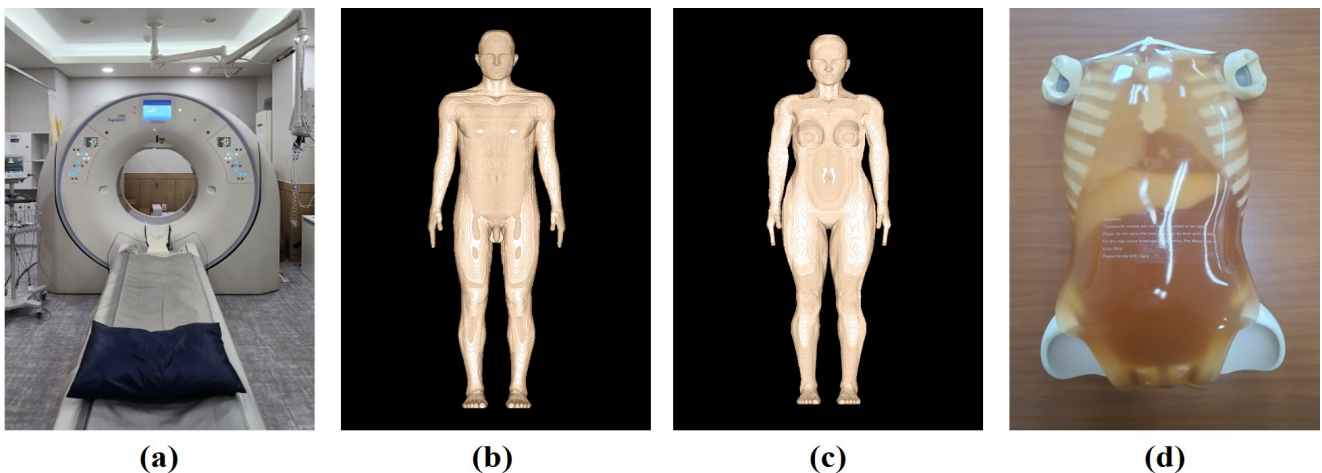


Fig. 1. CT & phantoms (a) : Aquilion CT (b) : MASH phantom, (c) : FASH phantom, (d) : PBU-50 phantom

체의 장기, 뼈 조직 등의 방사선 흡수계수 및 Hounsfield unit (HU) 값이 유사하게 적용될 수 있도록 설계된 PBU-50 팬텀 (Kyoto Kagaku Co., Kyoto, Japan)을 Aquilion one (Toshiba medical systems, Otawara, Japan) CT 장비로 scan하였다. CT영상은 인천한림병원에서 사용하고 있는 저선량 및 일반흉부촬영(normal) 조건으로 scan하여 획득하였으며, 각 조건별로 15회씩 촬영 하였다. CT 영상 촬영 조건 및 사용하는 도구들에 대한 그림은 각각 Table 1과 Fig. 1에 나타내었다.

## 2. FNLM 알고리즘

기존의 잡음제거 필터들은 필터링할 픽셀과 이를 중심으로 하는 인접한 matrix내의 정보들을 기준으로 잡음을 제거하였다. 하지만, 해당 방식들은 고주파 성분인 잡음뿐만 아니라 경계면에 대한 정보도 소실되어 영상이 흐려지는 결과로 나타났다. 하지만, NLM의 경우 search window라는 커널보다 좀 더 넓은 범위를 설정하고, 범위 내에서 잡음을 제거하고자 하는 픽셀의 커널과 비슷한 구조를 가진 부분을 찾아 그 부분에 가중치를 주어 계산한다. 이러한 방식은 경계면에 대한 정보를 살리면서 잡음을 제거하는 결과로 나타난다.

NLM 알고리즘은 다음과 같이 풀이된다[12]. 잡음이 존재하는 원본 영상을  $f(x)$ 라 하고, NLM으로 복원된 영상 ( $g'_{NLM}$ )의 임의의 지점을  $i$ 라 할 때,  $g'_{NLM}(i)$ 는 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$g'_{NLM}(i) = \frac{1}{N(i)} \sum_{j \in S(i)} w(i,j) f(x)(j) \quad (\text{Eq. 1})$$

여기서  $N(i)$ 는 정규화 계수,  $S(i)$ 는 search window로,  $i$ 의 인접구역에 해당하는 정규화 상수를 의미하며,  $w(i,j)$ 는 임의의  $i$ 지점과  $j$ 지점에 중심을 둔 커널들 간의 유사도에 따른 거리에 대한 가중치를 의미한다. 필터링하고자하는 픽셀이 포함된 커널을  $k(i)$ , search window내 다른 커널을  $k(j)$ 라 할 때, Euclidean distance를 이용한 두 커널간의 식은 다음과 같다.

$$\text{Euclidean distance} = \|k_i - k_j\|_2^2 \quad (\text{Eq. 2})$$

Eq.2를 바탕으로 가중치  $w(i,j)$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$w(i,j) = \frac{1}{N(i)} \exp\left(-\frac{G_a(\delta) \|k_i - k_j\|_{2,a}^2}{r^2}\right) \quad (\text{Eq. 3})$$

여기서  $G_a$ 은  $a$ 크기의 표준편차를 가진 Gaussian 분포를 의미하며,  $\delta$ 는 인접구역,  $r$ 은 평활화 계수로 상수이다. 각 가중치

( $w$ )들은  $0 \leq w \leq 1$ 의 범위 내에 있어야 하며, 각 커널에 대한 가중치들의 합은 1이어야하므로,  $N(i)$ 는 Eq.4로 아래와 같이 정리된다.

$$N(i) = \sum_j \exp\left(-\frac{G_a(\delta) \|k_i - k_j\|_{2,a}^2}{r^2}\right) \quad (\text{Eq. 4})$$

$r$ 이 증가할수록 잡음제거 효과는 커지지만, 평활화의 정도도 증가되므로, 평활화 계수를 적절히 설정하여 필터링한 영상은 blurring은 적으면서 충분한 잡음제거 효과를 볼 수 있다. 하지만, search window 크기를 크게 하거나, 커널 크기를 작게 할수록 Euclidean distance의 연산이 많아져 속도가 매우 느려진다는 단점이 있다. 이러한 점을 개선하여 J. Darbon등은 가중치  $w(i,j)$ 의 연산 과정을 2-Dimensional (2D)에서 1-Dimensional (1D)로 아래 식과 같이 변환하여 연산속도를 개선하고자 하였다[13].

$$w(i,j) = \frac{1}{N(i)} S(f(x)(i+V) - f(x)(i-V)) \quad (\text{Eq. 5})$$

여기서  $V$ 는 2D에서 1D로 vectorization 했을 때의 커널의 크기를 의미하며,  $S$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$S(p) = \sum_{n=0}^p \exp\left(-\frac{\|f(x)(n) - f(x)(n+\lambda)\|_2^2}{r^2}\right) \quad (\text{Eq. 6})$$

$\lambda$ 는  $j-i$ ,  $p$ 는  $i+\lambda$ 를 의미한다.

## 3. 실험과정

FNLM 알고리즘은 세 가지 요소인 커널 크기, search window 크기와 그리고 평활화 계수로 구성된다. 선행 연구에 따르면 커널 크기와 search window는 각각  $7 \times 7$ , 그리고  $21 \times 21$ 의 크기일 때 가장 효율이 좋은 것으로 나타났으며, 세 가지 요소 중 평활화 계수를 변경했을 때 가장 변화가 큰 것으로 나타났다[14,15]. 이러한 연구를 바탕으로 평활화 계수를 0.01에서 0.05까지 0.001씩 변경하여 simulation 연구를 진행하였고, 정량적 평가를 통해 FNLM 알고리즘을 최적화하였다.

먼저, simulation을 위해 MASH 팬텀과 FASH 팬텀에서 심장이 나타나지 않으면서 기관지와 폐 음영이 잘 구분될 수 있는 기관지가 뻗어나가는 부분과 온전하게 나와있는 척추뼈 몸통 등을 고려한 영상을 선택하였다. 그 후 각 영상에 Gaussian 잡음과 Poisson 잡음을 부가한 뒤, 평활화 계수를 변경하여 FNLM 알고리즘을 적용시켰고, 정량적 평가와 유사도 평가를 진행하였다. 정량적 평가 인자로는 영상 내 잡음의 분포를 의미

하며 높을수록 잡음이 많은 것을 나타내는 변동계수(coefficient of variation, COV)가 사용되었으며, 설정한 관심영역(region of interest, ROI)는 Fig. 2와 같다. 실험에는 저선량 흉부 CT 영상을 사용 하였으므로, 폐실질 및 호흡기계 장기들의 화질을 관찰하기 위해 해당부분에 ROI를 설정하여 평가하고자 하였다. 그러나, 폐실질에 ROI를 설정할 경우 잡음으로 오인될 수 있는 점, 그리고 기관지부분에 설정할 경우 직경이 작아 ROI설정이 불가능한 점들을 고려하여, 유사한 픽셀값으로 나타난 spine을 기준으로 평가를 진행하였다. 그리고 유사도 평가 인자로는 영상의 화질에 대한 손실 정보의 평가를 의미하는 최대 신호대 잡음비(peak signal to noise ratio, PSNR)와 원본과 비교 영상 간의 오차를 의미하는 루트 평균제곱오차(root mean square error, RMSE)가 사용되었다[16,17]. 각 인자에 대한 식은 아래와 같다.

$$COV = \frac{\sigma}{\mu} \tag{Eq. 7}$$

식에서  $\mu$ 는 신호의 표준편차를 의미하며,  $\sigma$ 는 신호의 평균을 의미한다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \tag{Eq. 8}$$

식에서  $MAX_I$ 는 해당 영상의 최댓값으로, 8bit gray scale 영상의 경우 255가 된다. 또한

$$MSE = \frac{\sum_{M,N} [I(i,j) - K(i,j)]^2}{M \times N} \tag{Eq. 9}$$

식에서  $I$ 는  $M \times N$  사이즈의 gray scale 영상이고,  $K$ 는  $I$ 에 잡음이 포함된 영상을 의미한다.

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{\sum (x-y)^2}{n}} \tag{Eq. 10}$$

마지막으로 RMSE를 나타내는 식이며, MSE에 루트를 추가

해 오차를 줄이는 유사성 평가 인자이다.

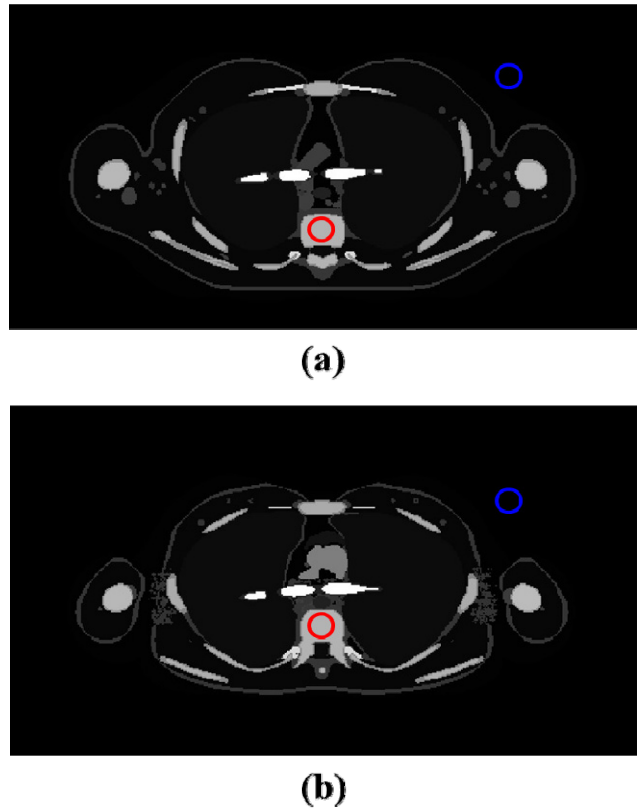


Fig. 2. ROI images (a) : MASH Phantom (b) : FASH Phantom

FNLM 알고리즘을 최적화 한 뒤, 이를 CT 영상에 적용해보기 위해 PBU-50 팬텀을 scan하였다. Scan한 영상 중, MASH 및 FASH 팬텀에서 사용한 영상과 유사한 slice를 선택하였으며, 앞에서 최적화한 FNLM 알고리즘을 적용하였다. 그 후, 이에 대한 평가를 위해 김배근 등이 시행한 선행연구를 참고하여 기존의 잡음제거 필터인 Gaussian, median, 그리고 Wiener 필터를 15개 영상에 각각 적용한 뒤 COV 수치를 측정하고, 이를 평균내어 비교하였다[18]. 각 필터들의 조건은 Table 2와 같다.

마지막으로, 저선량 조건으로 scan한 영상과 일반흉부촬영 조건으로 scan한 영상들을 최적화한 FNLM 알고리즘의 적

Table 2. Detailed conditions of the denoising filters and algorithm

Denoising filter	Factor details
Gaussian	Kernel size : 3 x 3 Sigma : 0,5
Median	Kernel size : 3 x 3
Wiener	Kernel size : 3 x 3
FNLM algorithm	Kernel size : 7 x 7 Search window : 21 x 21 Smoothing factor : from 0,01 to 0,05 in increments of 0,001

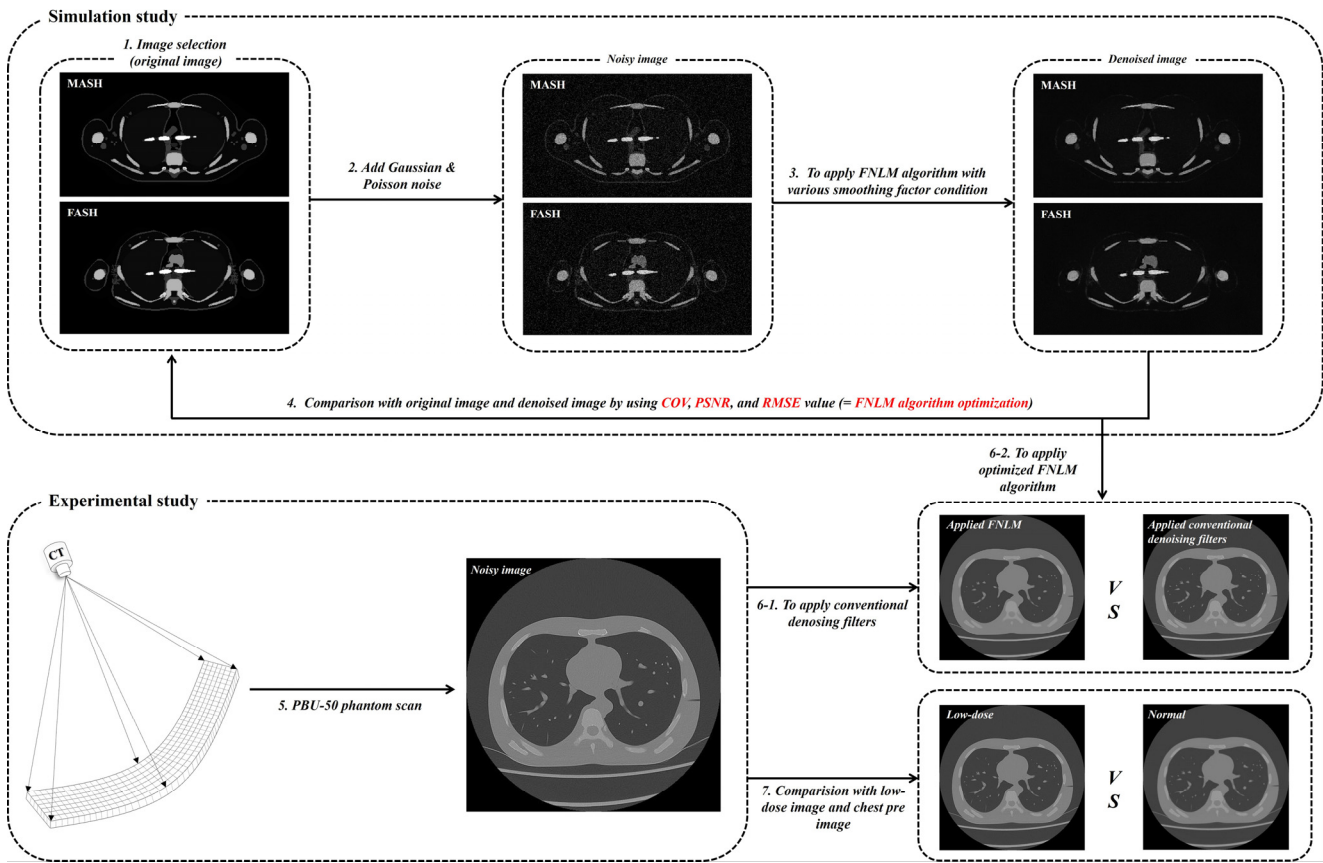


Fig. 3. Schematic diagram of the experimental process; from the acquisition of the MASH, FASH and PBU-50 phantom images to the evaluation.

용 전, 후를 비교하여 해당 알고리즘의 유용성을 평가하였다. Fig. 3은 전체 실험과정에 대한 모식도이다.

### III. 결과

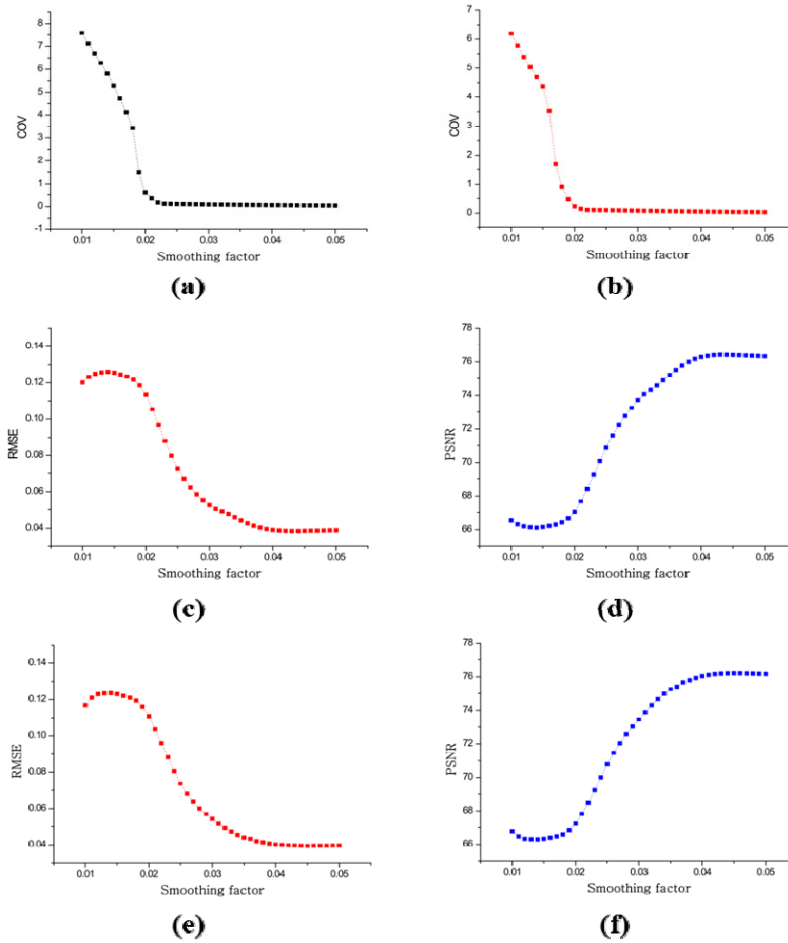
FNLM 알고리즘의 최적화를 위해 MASH 및 FASH 팬텀 영상에 Gaussian 및 Poisson 잡음을 부가한 뒤, 평활화 계수를 0.01부터 0.05까지 0.001씩 증가시켜 FNLM 알고리즘을 적용하였다. Fig. 4-(a, b)는 FNLM 알고리즘이 적용된 영상들에 Fig. 2와 같이 ROI를 설정하여 COV 수치를 구한 결과이다. 평활화 계수가 0.01일 때 잡음을 부가한 MASH 및 FASH 팬텀의 COV 수치는 각각 약 7.5898과 6.1973으로 나타났으며, 0.05일 때는 각각 약 0.0408과 0.0354로 감소하였다.

다음으로, Fig. 4-(c, d)는 잡음이 없는 MASH 팬텀 영상과 FNLM 알고리즘들이 적용된 MASH 팬텀 영상에 유사도 평가 인자를 분석한 결과이다. 먼저, MASH 팬텀의 RMSE 및 PSNR 수치는 평활화 계수가 0.01일 때 각각 약 0.1201

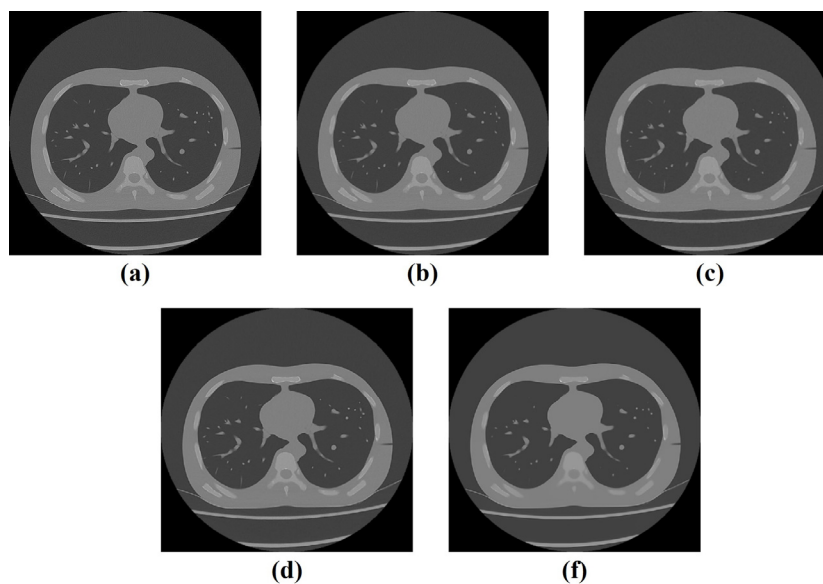
과 66.5418로 나타났으며, 평활화 계수가 0.043일 때 각각 약 0.0385와 76.4147로 증가하였으며, 평활화 계수가 0.05일 때 각각 약 0.0389과 76.3259로 감소하였다.

그리고, Fig. 4-(e, f)는 잡음이 없는 FASH 팬텀 영상과 FNLM 알고리즘들이 적용된 FASH 팬텀 영상에 유사도 평가 인자를 분석한 결과이다. 먼저, FASH 팬텀의 RMSE 및 PSNR 수치는 평활화 계수가 0.01일 때 각각 약 0.1169와 66.7713으로 나타났으며, 평활화 계수가 0.044일 때 각각 약 0.0395과 76.2023으로 증가하였으며, 평활화 계수가 0.05일 때 각각 약 0.0396과 76.1673으로 감소하였다. 위의 결과들을 종합했을 때 평활화 계수가 0.043일 때 효율이 좋은 것으로 나타나 해당 수치로 최적화하였다.

마지막으로, 저선량 CT 조건으로 촬영한 PBU-50 팬텀 15개 영상에 잡음제거 필터 및 평활화 계수를 0.043으로 최적화한 FNLM 알고리즘을 적용한 뒤 COV 수치를 측정하였다. 필터를 적용하지 않은 영상(noisy), Gaussian, median, Wiener 필터 및 최적화한 FNLM 알고리즘을 적용한 순서대로 평균 COV는 각각 약 0.0332, 0.0208, 0.0121, 0.0079, 그리고 0.0006으로 나타났다(Fig. 5, 6).



**Fig. 4.** Noise level and similarity evaluation results for images processed with the FNLN algorithm with respect to each smoothing factor (a) : COV of MASH phantom images, (b) : COV of FASH phantom images, (c) : RMSE of MASH phantom images, (d) : PSNR of MASH phantom images, (e) : RMSE of FASH phantom images, (f) : PSNR of FASH phantom images



**Fig. 5.** Denoised PBU-50 phantom images using (a) : non-filtered (noisy), (b) Gaussian filter, (c) median filter, (d) Wiener filter, (e) optimized FNLN algorithm

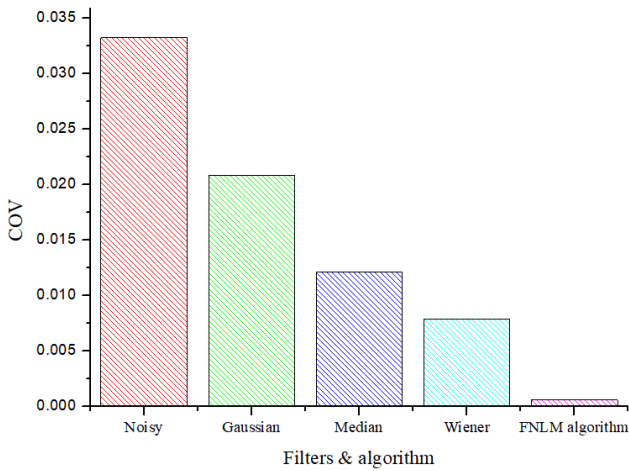


Fig. 6. COV evaluation results for the filtered PBU-50 phantom images

#### IV. 고찰

본 연구는 저선량 조건으로 scan하여 잡음이 발생한 흉부 CT 영상에 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용하여 피폭선량을 감소시키면서 화질을 개선시키고자 하였다.

먼저, FNLM 알고리즘의 최적화를 위해 가장 많은 영향을 미치는 인자인 평활화 계수를 조정하여 simulation study를 통해 COV 수치를 평가하였다[19,20]. MASH 팬텀에서는 평활화 계수가 0.01에서 0.05로 증가함에 따라 COV 수치는 약 7.5898에서 0.0408로 감소하였다. 또한 평활화 계수가 0.019에서 0.023 구간일 때 COV 수치가 1.4928에서 0.1168로 급격히 감소하였으며, 그 후로는 완만히 감소하였다. 또한 FASH 팬텀에서는 평활화 계수가 0.01에서 0.05로 증가함에 따라 COV 수치는 약 6.1973에서 0.0354로 감소하였다. 또한 평활화 계수가 0.017에서 0.023 구간일 때 COV 수치가 1.682에서 0.1075로 급격히 감소하였으며, 그 후로는 완만히 감소하였다.

그러나, 각 팬텀의 COV 수치만으로는 최적화하기에 어려움이 있으므로, 잡음이 없는 원본 영상과 FNLM 알고리즘을 평활화 계수 별로 적용한 영상들 간의 유사도 평가를 추가로 진행하였다. 유사도 평가 인자로는 RMSE와 PSNR이 사용되었다. MASH 팬텀의 RMSE의 경우 평활화 계수가 0.014까지 증가했을 때 0.1201에서 0.1260까지 증가, 0.015에서 0.043까지 증가했을 때 0.0385까지 감소, 그리고 0.045 이후에는 다시 증가하는 모습을 보였으며, PSNR의 경우 평활화 계수가 0.014까지 증가했을 때 66.5418에서 66.1216까지 감소, 0.015에서 0.043까지 증가했을 때 76.4147까지 증가, 그리고 0.044 이후에는 다시 증가하는 모습을 보였다. 또한 FASH 팬텀에서도 MASH 팬텀과 비슷한 양상을 보였다. RMSE의 경우 평활

화 계수가 0.014까지 증가했을 때 0.1169에서 0.1235까지 증가, 0.015에서 0.045까지 증가했을 때 0.0394까지 감소, 그리고 0.046 이후에는 다시 증가하는 모습을 보였으며, PSNR의 경우 평활화 계수가 0.014까지 증가했을 때 66.7713에서 66.2989까지 감소, 0.015에서 0.045까지 증가했을 때 76.2101까지 증가, 그리고 0.046 이후에는 다시 증가하는 모습을 보였다.

위의 결과들을 종합했을 때 MASH 및 FASH 팬텀 simulation study에서는 각각 평활화 계수가 0.043 및 0.044를 넘어설 때를 기점으로 화질이 다시 저하되기 시작했다. 따라서 평활화 계수가 0.043일 때 가장 효율이 좋은 것으로 판단되어 이후 실험에서는 평활화 계수를 0.043으로 고정한 뒤 실험을 진행하였다. 이와 관련된 선행 연구들로 최동혁 등은 MASH 팬텀의 복부영상에서 평활화 계수를 각각 0.005, 0.001, 0.05, 0.01, 0.5, 그리고 1.0으로 적용한 뒤 분석하여 0.005로 최적화하였다[21]. 또한, 서강현 등은 Shepp-Logan 및 AAPM 팬텀으로 해당 알고리즘을 최적화 하였고, 평활화 계수가 0.03일 때 최적의 조건으로 나타났다[22]. 선행논문들에서 최적화한 평활화 계수값들과 달리, 0.043일 때 최적의 값으로 나타났는데, 이는 Gaussian 잡음만을 추가하여 실험한 선행논문과는 달리 본 연구에서는 Poisson 잡음도 추가한 점과, 각 연구에서 최적화를 위해 사용한 단면영상이 달랐기 때문에 차이가 발생한 것으로 사료된다. 선행연구들 및 본 연구의 결과로 유추했을 때, 각 단면 위치별 최적의 평활화 계수가 다를 것으로 예상되며, 후속 연구에서는 다양한 장기별로 최적화하는 연구를 진행해보고자 한다. 또한, 본 연구의 경우 FASH 팬텀 및 MASH 팬텀 모두를 사용하여 평활화 계수의 최적화를 진행하였기 때문에, 성별과 관계없이 적용가능할 것으로 사료된다.

그 후, 최적화된 FNLM 알고리즘과의 비교평가를 위해 저선량 조건으로 15번 scan한 PBU-50 팬텀 영상들에 기존의 잡음제거 필터들을 각각 적용한 뒤 COV 수치를 평균내어 비교하였다. 잡음을 제거하지 않은 원본 영상(noisy), Gaussian, median, Wiener 필터, 및 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용한 순서대로 평균 COV는 각각 약 0.0332, 0.0209, 0.0121, 0.0080, 그리고 0.0006으로 나타났으며 최적화된 FNLM 알고리즘이 원본 영상 및 기존의 잡음제거 필터들에 비해 약 13.33배에서 55.33배 정도 화질이 개선됨을 확인하였다.

다음으로, 저 선량 조건과 일반흉부촬영 조건(normal)에 각각 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용한 뒤, 적용 전후의 화질 차이를 비교하였다(Table 3). 먼저, 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용하지 않았을 때, 일반흉부촬영 조건과 저 선량 조건 영상에서의 평균 COV 수치는 각각 약 0.0033과 0.0332로 나타났다으며, 관전류가 2.40배 감소함에 따라 평균 COV 수치는

**Table 3.** Comparison of the COV values with respect to scan condition

CT images	Noisy image	Denoised by optimized FNLM algorithm
Low dose	0.0332	0.0006
Normal	0.0033	0.0006

약 10.06배 증가하였다. 두 번째로, 두 영상에 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용했을 때 평균 COV 수치는 일반흉부촬영 조건과 저 선량 조건 모두 약 0.0006으로 나타나 크게 차이가 나지 않음을 확인하였다. 세 번째로, 각 조건별 최적화된 FNLM 알고리즘의 적용 전후 영상을 비교하였다. 저 선량 조건의 경우 최적화된 FNLM 알고리즘의 적용 전후 영상에서 평균 COV는 각각 약 0.0332, 그리고 0.0006이며, 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용했을 때 약 55.33배의 화질이 개선됨을 확인하였다. 또한 일반흉부촬영 조건의 경우 적화된 FNLM 알고리즘의 적용 전후 영상에서 평균 COV는 각각 약 0.0033, 그리고 0.0006이며, 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용했을 때 약 5.50배의 화질이 개선됨을 확인하였다.

마지막으로, 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용하지 않은 일반흉부촬영 조건 영상과 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용한 영상을 비교했을 때, 평균 COV 수치는 각각 0.0033, 그리고 0.0006으로 나타났다. 위의 결과들을 통해 저선량 조건으로 인해 다량의 잡음이 발생된 영상에 최적화된 FNLM 알고리즘을 적용할 시 화질을 개선시킬 수 있음을 확인하였다.

본 논문의 제한점으로는 첫째, 한 대의 CT로만 실험이 진행되어 장비별 오차에 대한 분석을 진행하지 못하였다. 후속 연구에서는 다양한 장비에서 촬영하여 장비별 오차를 측정하고 최적화된 FNLM 알고리즘을 범용화 하는 연구를 진행하고자 한다. 두 번째로, 임상 영상에 FNLM 알고리즘을 적용하지 못하였다. 이에 후속 연구에서는 IRB (Institutional Review Board) 승인을 받아 임상 영상에 최적화한 FNLM 알고리즘을 적용하여 그 유용성을 검증하고자 한다.

## V. 결론

본 논문에서는 저 선량 조건의 CT 검사 시 발생하는 화질 저하를 최적화된 FNLM의 알고리즘의 적용으로 개선하고자 하였다. Simulation study를 통해 평활화 계수를 0.043으로 설정했을 때 가장 효율이 좋았으며, 이를 다른 잡음제거 필터들과 비교했을 때 가장 개선된 효과를 보였다. 결론적으로, 저 선량 조건으로 인해 발생하는 화질 저하를 최적화된 FNLM 알고리즘으로 보완할 수 있음을 확인하였으며, 추후 최적화된 FNLM 알고리즘의 사용이 피폭경감 및 화질개선에 긍정적 영향으로

작용할 것으로 사료된다.

## REFERENCES

- [1] Singh D, Kumar V, Vaishali, Kaur M, Classification of COVID-19 patients from chest CT images using multi-objective differential evolution-based convolutional neural networks. *European Journal of Clinical Microbiology & Infectious Diseases*. 2020; 39(7):1379–89. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10096-020-03901-z>
- [2] Kim JS, Jeon MC, Han MS, Clinical application and future of the latest CT. *Journal of the Korean Magnetics Society*. 2020;30(6):233–8. DOI: <https://doi.org/10.1109/trpms.2020.3020212>
- [3] Ma J, Huang J, Feng Q, Zhang H, Lu H, Liang Z, Chen W, Low-dose computed tomography image restoration using previous normal-dose scan. *Medical Physics*. 2011;38(10):5713–31. DOI: <https://doi.org/10.1118/1.3638125>
- [4] Raman SP, Mahesh M, Blasko RV, Fishman EK, CT scan parameters and radiation dose: Practical advice for radiologists. *Journal of the American College of Radiology*. 2013;10(11):840–6. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2013.05.032>
- [5] Hamberg LM, Rhea JT, Hunter GJ, Thrall JH, Multi-detector row CT: Radiation dose characteristics. *Radiology*. 2003;226(3):762–72. DOI: <https://doi.org/10.1148/radiol.2263020205>
- [6] Sarhan HG, Noor NMN, Saini SM, Bahari N, Recent advances in computed tomography radiation dosimetry. *Asian Journal of Medical Technology*. 2023;3(1):65–77. DOI: <https://doi.org/10.32896/ajmedtech.v3n1.65-77>
- [7] Xiong T, Ye W, Improved adaptive kalman-median filter for line-scan x-ray transmission image. *Sensors*. 2022;22(13). DOI: <https://doi.org/10.3390/s22134993>



- [8] Moghbela M, Mashohora S, Mahmud R, Saripan MIB. Automatic liver segmentation on computed tomography using random walkers for treatment planning. *EXCLI Journal*. 2016;15:500–17. DOI: <https://doi.org/10.17179/excli2016-473>
- [9] Anam C, Fujibuchi T, Toyoda T, Sato N, Haryanto F, Widita R, et al. An investigation of a CT noise reduction using a modified of wiener filtering–edge detection. *Journal of Physics: Conference Series*. 2019; 1217(1):012022. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1217/1/012022>
- [10] Froment J. Parameter-free fast pixelwise non-local means denoising. *Image Processing on Line*. 2014;4:300–26. DOI: <https://doi.org/10.5201/ipol.2014.120>
- [11] Ghane B, Karimian A, Mostafapour S, Gholamiankhak F, Shojaerazavi S, Arabi H. Quantitative analysis of image quality in low-dose computed tomography imaging for COVID-19 patients. *Journal of Medical Signals & Sensors*. 2023;13(2):118–28. DOI: [https://doi.org/10.4103/jmss.jmss\\_173\\_21](https://doi.org/10.4103/jmss.jmss_173_21)
- [12] Buades A, Coll B, Morel JM. Non-local means denoising. *Image Processing on Line*. 2011;1:208–12. DOI: [https://doi.org/10.5201/ipol.2011.bcm\\_nlm](https://doi.org/10.5201/ipol.2011.bcm_nlm)
- [13] Darbon J, Cunha A, Chan TF, Osher S, Jensen GJ. Fast nonlocal filtering applied to electron cryomicroscopy. 2008 5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro. 2008;13:31–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISBI.2008.4541250>
- [14] Kim DH, Keum BJ, Ahn HC, Lee HS. Empirical non-local algorithm for image and video denoising. 2013 IEEE International Conference on Consumer Electronics(ICCE). 2013:498–9. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCE.2013.6486993>
- [15] Zimmer A, Ghuman P. CUDA optimization of non-local means extended to wrapped gaussian distributions for interferometric phase denoising. *Procedia Computer Science*. 2016;80:166–77. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.307>
- [16] Ahmed AS, EI-Behaidy WH, Youssif AAA. Medical denoising system based on stacked convolutional autoencoder for enhancing 2-dimensional gel electrophoresis noise reduction. *Biomedical Signal Processing*. 2021;36:102842. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.102842>
- [17] Oyama A, Kumagai S, Arai N, Takata T, Saikawa Y, Shiraishi K, et al. Image quality improvement in cone-beam CT using the super-resolution technique. *Journal of Radiation Research*. 2018;59(4):501–10. DOI: <https://doi.org/10.1093/jrr/rry019>
- [18] Kim BG, Kang SH, Park CR, Jeong HW, Lee YJ. Noise level and similarity analysis for computed tomographic thoracic image with fast non-local means denoising algorithm. *Applied Sciences*. 2020;10(21). DOI: <https://doi.org/10.3390/app10217455>
- [19] Kang SH, Kim JY. Application of fast non-local means algorithm for noise reduction using separable color channels in light microscopy images. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2021;18(6):2903. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph18062903>
- [20] Van De Ville D, Kocher M. Non-local means with dimensionality reduction and SURE-Based parameter selection. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2011;20(9):2683–90. DOI: <https://doi.org/10.1109/TIP.2011.2121083>
- [21] Choi DH, Kim JH, Choi JH, Kang SH, Lee YJ. Image optimization of fast non local means noise reduction algorithm using various filtering factors with human anthropomorphic phantom: A simulation study. *Journal of the Korean Society of Radiology*. 2019; 13(3):453–8. DOI: <https://doi.org/10.7742/jksr.2019.13.3.453>
- [22] Seo KH, Kang SH, Shim JN, Lee YJ. Optimization of smoothing factor for fast non-local means algorithm in high pitch based low-dose computed tomography images with tin-filter. *Radiation Physics and Chemistry*. 2023;206:110762. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.radphyschem.2023.110762>

구분	성명	소속	직위
제저자	정하선	가천대학교 방사선학과	학부생
공동저자	김이준	가천대학교 방사선학과	학부생
공동저자	박수빈	가천대학교 방사선학과	학부생
공동저자	박수연	가천대학교 방사선학과	학부생
공동저자	오윤지	가천대학교 방사선학과	학부생
공동저자	이우석	가천대학교 방사선학과	학부생
공동저자	서강현	인천한림병원 영상의학과	방사선사
		가천대학교 일반대학원 보건과학과	박사대학원생
교신저자	이영진	가천대학교 방사선학과	부교수