

Analysis of Search Window and Patch Sizes Effects on NLM Filtering under varying Noise Levels and Image Resolutions

HyoJin Lee*, Hongrae Lee**

*Student, Software Division, Yonsei University, Wonju, Korea

**Professor, Software Division, Yonsei University, Wonju, Korea

[Abstract]

Conventional Non-Local Means-based restoration methods use fixed Search Window and Search Patch sizes, limiting their adaptability to image characteristics and potentially degrading restoration performance. This paper analyzes the effects of these parameters on denoising performance under varying image resolutions and Salt-and-Pepper noise levels. Experimental results show that larger Search Windows tend to be required at higher resolutions, while both Search Window and Search Patch sizes tend to increase with noise intensity. Their complementary relationship also indicates that an appropriate combination affects denoising performance. These results demonstrate that adaptive adjustment of both parameters according to image resolution and noise conditions can effectively improve Non-Local Means-based image restoration performance.

▶ **Key words:** Non-Local Means(NLM), Search Window(SW), Search Patch(SP), image resolution, noise density

[요 약]

기존의 Non-Local Means 기반 복원 기법은 고정된 Search Window와 Search Patch를 사용함으로써 다양한 이미지 특성에 유연하게 대응하지 못하며, 이로 인해 복원 성능 저하의 한계를 가진다. 따라서 해상도 및 잡음 특성에 따라 적절한 Search Window와 Search Patch 크기를 설정하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 이미지 해상도와 Salt-and-Pepper 잡음 강도 변화에 따라 Search Window 및 Search Patch 크기가 잡음 제거 성능에 미치는 영향을 분석하였다. 실험 결과, 해상도가 증가할수록 더 큰 Search Window가 요구되며 잡음 강도가 증가할수록 Search Window와 Search Patch 모두 확장되는 경향이 나타남을 확인하였다. 또한, Search Window와 Search Patch는 상호 보완적인 관계를 가지며, 두 요소의 적절한 조합이 잡음 제거 성능에 영향을 미침을 확인하였다. 이러한 결과는 해상도와 잡음 환경에 따라 Search Window 및 Search Patch를 적응적으로 설정하는 것이 Non-Local Means 기반 이미지 복원 성능 향상에 효과적임을 확인하였다.

▶ **주제어:** 비국소적 평균 필터링, 탐색 범위, 탐색 창, 해상도, 잡음 강도

-
- First Author: HyoJin Lee, Corresponding Author: Hongrae Lee
 - *HyoJin Lee (jasmine0712@yonsei.ac.kr), Software Division, Yonsei University
 - **Hongrae Lee (lukas0712@yonsei.ac.kr), Software Division, Yonsei University
 - Received: 2026. 06. 10, Revised: 2026. 08. 08, Accepted: 2026. 08. 10.

I. Introduction

최근 다양한 이미지 기반 응용 기술의 발전과 함께 이미지 데이터 활용이 급증하고 있다. 그러나 이러한 이미지는 획득, 전송, 저장 과정 및 외부 요인으로 인해 잡음이 발생하며, 이는 후속 분석과 객체 인식 성능을 저하시킨다. 따라서 정확한 이미지 분석을 위해 효과적인 잡음 제거 기법의 필요성이 지속적으로 제기되고 있다[1].

이미지 내 잡음을 제거하기 위해 다양한 복원 기법이 제안되어 왔으며, 대표적으로 Local 기반 기법과 Non-Local 기반 기법으로 분류할 수 있다. Local 기반 잡음 제거 기법은 제한된 주변 영역의 정보만을 이용하여 복원을 수행하기 때문에, 잡음 제거 과정에서 edge와 texture와 같은 세부 구조가 함께 손상될 수 있는 한계를 가진다.

이러한 한계를 보완하기 위해 제안된 Non-Local Means 필터는 Search Window와 Search Patch를 활용하여 이미지 내에서 복원 대상 패치와 유사한 픽셀 구조를 가진 패치들을 탐색한다. 탐색된 패치를 가중 평균하여 픽셀을 복원함으로써 잡음을 제거하고 세부 구조를 보존할 수 있다[2]. 최근에는 Non-Local Means의 잡음 제거 성능을 향상시키기 위해 필터 강도, 유사도 계산 방식, 탐색 영역 등을 적응적으로 조정하거나, 다른 이미지 복원 기법과 결합하는 다양한 연구가 수행되고 있다[4][5].

그러나 Search Window와 Search Patch의 크기는 사용자가 인위적으로 설정하는 고정된 값이기 때문에, 이미지 내 위치에 따라 달라지는 밝기 변화, edge 강도, texture 복잡도 등을 충분히 반영하기 어렵다[3]. 이러한 한계를 개선하기 위해 최근에는 이미지 특성에 따라 Search Window를 적응적으로 설정하는 Non-Local 기반 잡음 제거 기법이 제안되고 있으며[6][7], 이를 통해 특정 이미지 환경에서의 복원 성능을 향상시키고자 하였다.

하지만 기존 연구들은 대부분 적응형 Search Window를 이용한 성능 향상이나 특정 이미지 환경에서의 적용에 초점을 두고 있으며, 이미지의 해상도와 잡음 강도 변화에 따른 Search Window와 Search Patch가 어떠한 특성을 가지면 선택되어야 하는지를 체계적으로 분석한 연구는 부족하다. 따라서 다양한 이미지 조건에서 Search Window와 Search Patch의 선택 특성을 분석하고, 이들이 잡음 제거 성능에 미치는 영향을 분석할 필요가 있다.

이에 본 논문에서는 이미지 해상도와 잡음 강도 변화에 따른 Search Window와 Search Patch의 선택 특성을 체계적으로 분석하고, 향후 적응형 Non-Local Means 필터의 Search Window 및 Search Patch 선택 기법 개발

을 위한 기초 자료를 제공하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 Non-Local Means 필터의 동작 과정과 Search Window 및 Search Patch의 크기와 관련된 연구를 소개하고, III장에서는 이에 대한 실험 설계를 설명한다. IV장에서는 실험 결과 및 분석을 제시하며, 마지막으로 V장에서는 결론을 기술하여 마무리한다.

II. Preliminaries

Non-Local Means 필터는 현재 복원하려는 픽셀 주변 픽셀값을 이용하지 않고 이미지 전체에서 복원하려는 현재 패치와 비슷한 구조를 가진 다른 패치들을 찾아서 가중 평균으로 복원하는 방식이다. 이를 위해 Search Window, Search Patch 그리고 Current Patch가 사용된다. 아래 Fig. 1은 Non-Local Means 필터에서 Search Window, Current Patch, 그리고 Search Patch 간의 관계를 시각적으로 나타낸다.

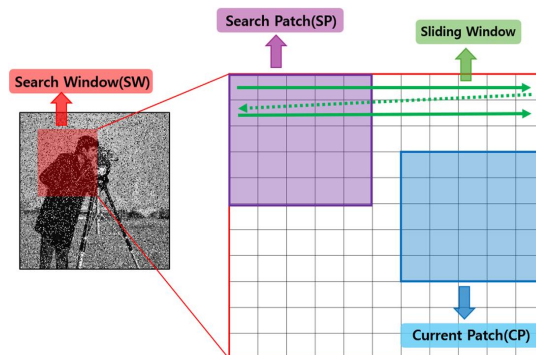


Fig. 1. Visualization of the relationship between Search Window, Current Patch, and sliding Search Patch in the Non-Local Means algorithm.

Fig. 1에서 Current Patch는 복원 대상이 되는 기준 패치를 의미하며, Search Patch는 Search Window 내에서 Current Patch와의 유사도 비교를 위해 선택되는 패치이다. Search Window는 이러한 Search Patch를 탐색하기 위한 공간적 범위를 나타낸다. Search Window 내에서 Search Patch는 Sliding Window 방식으로 이동하면서 Current Patch와 유사한 구조를 갖는 패치를 탐색한다. 이후 각 Search Patch와 Current Patch 간 유사도를 기반으로 가중치를 계산하고, 이를 이용한 가중 평균을 통해 복원 대상 픽셀값을 추정한다. 이때 가중치는 패치 간의 거리와 필터 강도 h 를 이용하여 계산되며, h 는

유사도에 따른 가중치 감소 정도를 정하는 조절하는 요소이다. 가중치는 아래의 식 (1)과 같이 계산된다.

$$w(i, j) = \exp\left(-\frac{d(i, j)}{h^2}\right) \quad (1)$$

식 (1)에서 $d(i, j)$ 는 Current Patch와 Search Patch 간의 거리이며, h 는 필터 강도 파라미터이다. h 의 값이 작을수록 유사한 패치에 높은 가중치가 부여되어 복원 결과가 원본 구조를 더 잘 유지하는 반면, h 의 값이 클수록 더 많은 패치가 복원에 반영되어 평활화 효과가 증가한다[2].

Current Patch와 Search Patch는 동일한 크기로 설정되며, Search Window보다 항상 작은 크기를 가진다. 또한 복원 대상 중심 픽셀을 포함하기 위해 일반적으로 1을 제외한 홀수 크기로 설정된다. 그러나 Search Window와 Search Patch의 크기는 사용자가 인위적으로 설정하는 요소이므로 이미지의 위치에 따라 달라지는 구조적 특성 및 잡음 조건을 충분히 반영하지 못해 복원 성능이 달라질 수 있다.

고정된 Search Window를 사용하는 Non-Local Means의 한계를 보완하기 위해 Mao et al.은 이미지를 평탄 영역, 전이 영역, edge 영역으로 분류하고, 영역 특성에 따라 서로 다른 크기의 Search Window를 적용하는 방법을 제안하였다. 이를 통해 고정된 탐색 영역으로 인한 과도한 평활화 문제를 완화하였다[8]. 한편, Byun et al.은 이미지의 영역별 특성을 반영하기 위해 주파수 영역 분석을 기반으로 Search Patch 크기를 적응적으로 조절하는 전처리 기법을 제안하였으며, 기존 Non-Local Means 대비 향상된 잡음 제거 성능을 보였다[9].

이처럼 [8]과 [9]는 각각 공간적 특성과 주파수 영역 특성을 반영하여 Search Window 및 Search Patch의 크기를 조절함으로써 잡음 제거 성능을 향상시킨 연구로, Search Window와 Search Patch의 크기 설정이 Non-Local Means의 잡음 제거 성능에 중요한 영향을 미침을 보여준다. 이러한 흐름 속에서 Gaussian 잡음 환경에서 잡음 강도에 따른 Search Window와 Search Patch의 크기 변화를 분석한 연구[10]와 영역 특성에 따른 적응적 Search Window 설정 연구[11]가 수행되어 왔다. 그러나 Salt-and-Pepper 잡음 환경에서의 Search Window 및 Search Patch의 선택 특성을 분석한 연구는 상대적으로 부족한 실정이다.

따라서, 본 논문에서는 Salt-and Pepper 잡음 환경을 대상으로 이미지 해상도와 잡음 강도 변화에 따른 Search Window와 Search Patch 선택 특성을 분석하였다.

III장에서는 이미지 해상도와 Salt-and-Pepper 잡음

강도 변화 조건에서 Non-Local Means의 Search Window 및 Search Patch 크기 변화가 잡음 제거 성능에 미치는 영향을 분석하기 위한 실험 구성 및 평가 방법을 기술한다.

III. Experimental Methodology

본 장에서는 이미지 해상도와 Salt-and-Pepper 잡음 강도 변화에 따른 Search Window 및 Search Patch 크기의 영향을 분석하기 위한 실험 구성과 평가 방법을 기술한다.

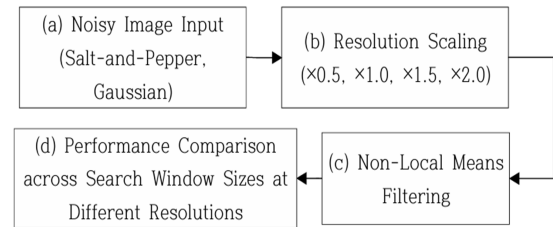


Fig. 2. Experimental procedure for analyzing Search Window size according to image resolution.

Fig. 2는 이미지 해상도 변화에 따른 Search Window 크기의 영향을 분석하기 위한 실험 과정을 나타낸다. 기존의 Non-Local Means 기반 알고리즘에서는 Search Window 크기를 고정된 값으로 설정하는 경우가 일반적이다. 이미지 해상도가 증가할수록 동일한 크기의 탐색 영역은 상대적으로 축소되는 문제가 발생한다. 이에 따라 충분한 유사 패치를 탐색하기 위해 더 넓은 탐색 범위가 요구될 수 있다. Fig. 2(a)와 같이 Salt-and-Pepper 잡음 이미지를 입력하고, Fig. 2(b)와 같이 각 잡음 이미지의 해상도를 0.5배, 1.0배, 1.5배 및 2.0배로 변환하였다. 이후 Fig. 2(c)와 같이 각 해상도 조건에서 서로 다른 Search Window 크기를 적용하여 Non-Local Means 필터링을 수행하였으며, Fig. 2(d)와 같이 해상도에 따른 Search Window 크기별 잡음 제거 성능을 비교하였다.

이와 더불어, Search Window의 크기는 이미지의 해상도뿐만 아니라 잡음 강도와 같은 외부 환경 요인에 의해서도 영향을 받을 수 있다. 이에 두 번째 실험에서는 Salt-and-Pepper 잡음 강도 변화가 Search Window 크기 결정에 미치는 영향을 분석하였다.

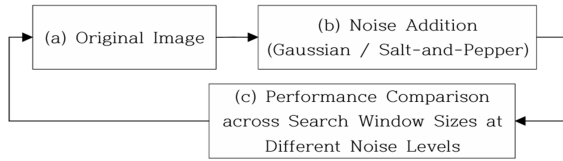


Fig. 3. Experimental procedure for analyzing Search Window size according to noise level.

Fig. 3은 잡음 강도 변화가 Search Window 크기 결정에 미치는 영향을 분석하기 위한 실험 과정을 나타낸다. 잡음 강도가 증가할수록 국소 영역 내에서 유사한 패치를 오인할 가능성이 증가하며, 이는 복원 성능 저하로 이어질 수 있다. 따라서 잡음 강도에 따른 Search Window 크기의 영향을 분석하기 위해 Fig. 3(a)와 같이 원본 이미지를 입력하고, Fig. 3(b)와 같이 Salt-and-Pepper 잡음을 적용하였다. 이때 각 잡음 강도 조건에서 매반복 실험마다 원본 이미지에 새로운 잡음을 생성하여 적용하였으며, 생성된 잡음 이미지에 대해 서로 다른 Search Window 크기에 따른 잡음 제거 성능을 비교하였다. 이를 통해 Fig. 3(c)와 같이 잡음 강도에 따른 Search Window 크기별 성능을 비교하였다.

이와 더불어, 잡음 강도 변화에 따른 Search Patch 크기의 영향을 분석하기 위해 세 번째 실험을 수행하였다. Fig. 4는 잡음 강도와 Search Patch 크기 간의 관계를 분석하기 위한 실험 과정을 나타낸다.

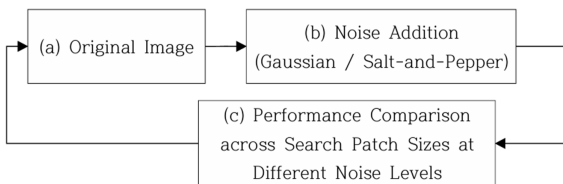


Fig. 4. Experimental procedure for analyzing Search Patch size according to noise level.

Search Patch는 패치 간 유사도를 계산하는 기본 단위로, 크기에 따라 잡음 제거 성능과 이미지의 세부 구조 보존 간의 균형이 달라진다. 일반적으로 잡음 강도가 낮은 경우에는 작은 Search Patch가 세부 구조 보존에 유리한 반면, 잡음 강도가 높은 경우에는 넓은 영역의 정보를 반영할 수 있는 큰 Search Patch가 보다 효과적일 수 있다. 이를 분석하기 위해 Fig. 4(a)와 같이 원본 이미지를 입력하고, Fig. 4(b)와 같이 Salt-and-Pepper 잡음을 적용하였다. 이때 각 잡음 강도 조건에서 매반복 실험마다 원본 이미지에 새로운 잡음을 생성하여 적용하였으며, 생성된 잡음 이미지에 대해 서로 다른 Search Patch 크기에 따

른 잡음 제거 성능을 비교하였다. 이를 통해 Fig. 4(c)와 같이 잡음 강도에 따른 Search Patch 크기별 성능을 비교하였다.

다음 IV장에서는 세 가지 실험 결과를 바탕으로 이미지 해상도와 잡음 강도에 따른 Search Window 및 Search Patch의 선택 경향을 분석하고, 환경에 따른 적응적 설정의 필요성을 고찰한다.

IV. Experiments

본 장에서는 III장에서 설계한 실험을 바탕으로 수행한 결과를 제시하고, 이를 통해 제안한 방법의 유용성을 검증한다. Table 1은 본 연구에서 사용된 실험 환경을 나타낸다.

Table 1. Experimental Setup

Component	Specification
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-9700 CPU @ 3.00GHz
RAM	8.00GB
OS	Windows 11
Language	Python 3.13.2
IDE	Visual Studio Code 1.110.0

본 논문에서는 이미지 복원 성능을 평가하기 위해 [12]에서 사용된 MATLAB의 Image Processing Toolbox의 예제 이미지 10장과 표준 실험 이미지인 Lena, 그리고 추가적으로 dog, mountain, bird를 활용하였다. Table 2는 실험에 사용된 이미지들을 해상도 순으로 정렬하여, 각 이미지의 이름과 크기를 나타낸 것이다.

Table 2. Information about Test Images

Label	Size	Label	Size
(a) dog	2238 × 2446	(h) Lena	512 × 512
(b) mountain	1920 × 1080	(i) moon	358 × 537
(c) saturn	1200 × 1500	(j) corn	312 × 415
(d) fabric	640 × 480	(k) coins	300 × 246
(e) bird	543 × 544	(l) rice	256 × 256
(f) peppers	512 × 384	(m) cameraman	256 × 256
(g) tape	512 × 384	(n) tire	232 × 205

모든 실험 이미지는 grayscale로 변환하여 사용하였으며, Salt-and-Pepper 잡음은 픽셀을 0 또는 255로 치환하여 동일한 비율로 삽입하였다. 잡음 강도는 5%에서 50%까지 1% 간격으로 적용하였으며, Search Window와 Search Patch의 선택 경향이 비교적 뚜렷한 7%, 11%, 20%, 35%, 50%를 대표 결과로 선정하였다.

본 논문에서는 Search Window의 크기를 21×21,

31×31, 41×41로 설정하였고, Search Patch의 크기를 3×3, 5×5, 7×7, 9×9, 11×11로 설정하였다. 이후 각 잡음 강도 조건에서 가능한 모든 조합에 대해 성능을 비교하였다. 복원 성능 평가는 원본 이미지와 복원 이미지 간의 유사도를 정량적으로 평가하기 위해 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio), SSIM(Structural Similarity Index Measure)를 이용하여 수행하였다. 또한, 본 실험은 기존 Non-Local Means 필터의 복잡한 거리 계산 및 가중치 연산을 Sum of Absolute Differences(SAD)와 Look-Up Table(LUT)을 통해 단순화한 [10]의 알고리즘을 기반으로 수행하였다.

첫 번째 실험에서는 이미지를 0.5배, 1.0배, 1.5배, 2.0배로 변환하여 해상도에 따른 Search Window의 선택 경향을 분석하였다. 잡음은 이러한 경향이 비교적 명확한 Salt-and-Pepper 20%를 적용하였으며, 각 해상도에서 새로운 잡음을 생성하여 총 10회 반복하였다. Table 3~6은 이미지 (a)와 (h)에 대해 Search Patch를 5×5와 11×11로 고정하고, 해상도에 따른 Search Window별 평균 PSNR을 비교한 결과이다.

Table 3. Average PSNR comparison for different Search Window sizes at different image resolution for image (a) (Salt-and-Pepper noise 20%, Search Patch = 5×5)

Image Scale	SW:21×21	SW:31×31	SW:41×41
0.5	25.25	25.18	24.96
1.0	25.99	26.20	26.15
1.5	24.82	25.67	25.98
2.0	24.23	24.94	25.53

Table 4. Average PSNR comparison for different Search Window sizes at different image resolution for image (a) (Salt-and-Pepper noise 20%, Search Patch = 11×11)

Image Scale	SW:21×21	SW:31×31	SW:41×41
0.5	24.99	24.79	24.57
1.0	25.28	24.25	25.14
1.5	24.79	25.41	25.50
2.0	24.41	25.40	25.68

Table 5. Average PSNR comparison for different Search Window sizes at different image resolution for image (h) (Salt-and-Pepper noise 20%, Search Patch = 5×5)

Image Scale	SW:21×21	SW:31×31	SW:41×41
0.5	23.26	22.82	22.19
1.0	23.40	23.73	22.13
1.5	24.31	24.69	24.50
2.0	24.10	24.51	24.70

Table 6. Average PSNR comparison for different Search Window sizes at different image resolution for image (h) (Salt-and-Pepper noise 20%, Search Patch = 11×11)

Image Scale	SW:21×21	SW:31×31	SW:41×41
0.5	22.54	21.88	21.34
1.0	23.17	22.77	22.30
1.5	23.87	24.00	23.70
2.0	23.95	24.52	24.41

Table 3과 Table 4는 이미지 (a)에 대한 결과이다. Table 3의 Search Patch 5×5 조건에서는 해상도 비율 0.5에서 Search Window 21×21이 가장 높은 PSNR을 보였으나, 1.0에서는 Search Window 31×31이, 1.5와 2.0에서는 41×41이 가장 높은 성능을 보였다. Table 4의 Search Patch 11×11 조건에서도 0.5와 1.0에서는 Search Window 21×21이 가장 높은 PSNR을 보였으며, 1.5와 2.0에서는 Search Window 41×41에서 가장 높은 PSNR이 나타났다. Table 5와 Table 6의 이미지 (h)에서도 해상도가 증가할수록 큰 Search Window가 높은 성능을 보이는 경향이 나타났다. Table 5의 Search Patch 5×5 조건에서는 해상도 비율 0.5에서 Search Window 21×21이, 1.0과 1.5에서는 31×31, 2.0에서는 41×41이 가장 높은 PSNR을 나타냈다. Table 6의 Search Patch 11×11 조건에서는 0.5와 1.0에서 21×21이, 1.5와 2.0에서는 31×31이 가장 높은 PSNR을 나타냈다. 이는 해상도가 증가할수록 동일한 크기의 Search Window가 이미지에서 차지하는 상대적인 탐색 범위가 감소하여, 충분한 수의 유사 패치를 탐색하기 어려워지기 때문으로 판단된다. 따라서 성능 향상을 위해서는 Search Window 크기를 이미지 해상도에 따라 적응적으로 조정하는 것이 효과적임을 시사한다.

하지만, 이러한 결과만으로는 Search Window 크기 결정이 해상도에 의해서만 이루어진다고 판단하기 어렵다. 이는 Search Window 크기 결정 요인이 단순히 이미지의 기하학적 해상도에만 의존하지 않음을 의미한다. 특히 Non-Local Means 필터는 잡음 강도에 따라 유사 패치 탐색의 복잡도가 가변적이므로, 잡음 강도가 Search Window 크기 선택에 영향을 미치는 중요한 변수일 가능성이 있다.

이에 따라 다음 실험에서는 Salt-and-Pepper 잡음 강도 변화에 따른 Search Window 크기의 선택 경향을 분석하였다. 이를 위해 각 잡음 강도 조건에서 원본 이미지에 새로운 잡음을 생성하여 실험을 수행하였으며, 이러한 과정을 총 10회 반복하였다.

Table 7, Table 8은 Search Patch의 크기를 5×5로 고정된 상태에서, 고해상도, 중간 해상도 및 저해상도를 대표하는 이미지 (a), (h), (m)에 대해 잡음 강도와 Search Window 크기에 따른 평균 PSNR, SSIM을 각각 나타낸다.

Table 7. Average PSNR according to Salt-and-Pepper noise density and Search Window size

Image Tag	Noise Level	SW:21×21	SW:31×31	SW:41×41
(a)	7% Noise	32.65	32.61	32.59
	11% Noise	30.25	30.29	30.19
	20% Noise	25.99	26.20	26.15
	35% Noise	20.43	20.51	20.58
	50% Noise	18.83	18.88	18.95
(h)	7% Noise	27.74	27.19	26.75
	11% Noise	26.34	25.74	25.20
	20% Noise	23.40	23.73	22.13
	35% Noise	20.33	20.41	20.84
	50% Noise	15.69	15.75	16.33
(m)	7% Noise	22.38	21.63	21.19
	11% Noise	21.59	20.84	20.41
	20% Noise	19.53	19.92	18.55
	35% Noise	17.20	17.74	16.44
	50% Noise	14.04	14.70	14.85

Table 8. Average SSIM according to Salt-and-Pepper noise density and Search Window size

Image Tag	Noise Level	SW:21×21	SW:31×31	SW:41×41
(a)	7% Noise	0.8887	0.8883	0.8878
	11% Noise	0.8598	0.8645	0.8579
	20% Noise	0.7789	0.8049	0.7867
	35% Noise	0.6559	0.6698	0.6769
	50% Noise	0.5423	0.5466	0.5591
(h)	7% Noise	0.8256	0.8180	0.8145
	11% Noise	0.8067	0.7675	0.7621
	20% Noise	0.7296	0.7466	0.7182
	35% Noise	0.6485	0.6540	0.6897
	50% Noise	0.4954	0.4980	0.5293
(m)	7% Noise	0.7251	0.7167	0.7091
	11% Noise	0.7161	0.6899	0.6541
	20% Noise	0.6194	0.6277	0.6026
	35% Noise	0.5782	0.5874	0.5365
	50% Noise	0.4721	0.4866	0.4871

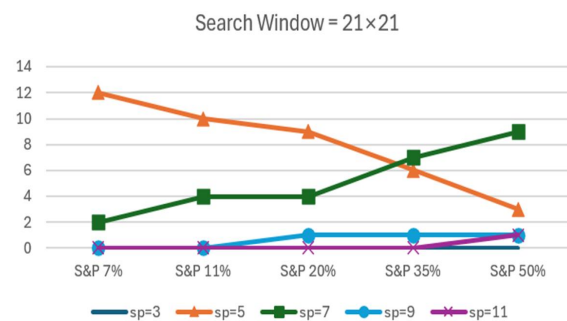
Table 7의 PSNR 결과를 살펴보면, 낮은 잡음 강도에서는 상대적으로 작은 Search Window가 높은 성능을 나타내는 경우가 많았으나, 잡음 강도가 증가함에 따라 더 큰 Search Window가 높은 PSNR을 나타내는 경향이 확인되었다. 이미지 (a)의 경우 7%에서는 21×21의 Search Window가 가장 높은 PSNR을 나타낸 반면, 11%와 20%에서는 31×31에서, 35%와 50%에서는 41×41에서 가장 높은 성능을 보였다. 이미지 (h)에서도 7%와 11%에서는 21×21이, 20%에서는 31×31, 35%와 50%에서는 41×41이 가장 높은 PSNR을 나타냈다. 이미지 (m)도 잡음 강도가

높아질수록 더 큰 Search Window가 높은 성능을 보이는 경향을 보였다.

Table 8의 SSIM 결과에서도 이와 유사한 경향이 나타났다. 낮은 잡음 강도에서는 21×21의 Search Window가 높은 SSIM을 나타내거나 Search Window 크기에 따른 차이가 크지 않았으나, 잡음 강도가 증가함에 따라 31×31 또는 41×41의 Search Window가 상대적으로 높은 SSIM을 나타내는 경우가 증가하였다. 특히 이미지 (h)는 7%와 11%에서 21×21이 가장 높은 SSIM을 나타낸 반면, 35%와 50%에서는 41×41이 가장 높은 값을 나타냈다. 이러한 결과는 PSNR뿐만 아니라 구조적 유사성을 평가하는 SSIM에서도 잡음 강도에 따른 Search Window 선택 특성의 변화가 나타남을 보여준다.

이는 잡음 강도가 증가할수록 왜곡된 픽셀값으로 인해 탐색 영역 내에서 유효한 유사 패치를 식별하기 어려워지기 때문으로 해석된다. 잡음 강도가 낮은 경우에는 작은 Search Window에서도 충분한 유사 패치를 확보할 수 있으나, 과도하게 큰 탐색 영역은 비유사 패치를 포함하여 화질 저하를 유발할 수 있다. 반면, 잡음 강도가 높은 경우에는 탐색 범위를 확장함으로써 유효한 후보 패치를 확보하는 것이 효과적이다. 따라서, 잡음 강도가 증가함에 따라 더 큰 Search Window에서 높은 성능을 나타내는 경향을 확인하였다.

한편, 세 번째 실험에서는 Salt-and-Pepper 잡음 강도에 따른 Search Patch의 선택 경향을 분석하였다. 각 Search Window 조건에서 Search Patch 크기를 변화시키고, 매번 새로운 잡음을 생성하여 총 10회 반복하였다. Fig. 5(a)-(c)는 Search Window를 각각 21×21, 31×31, 41×41로 고정했을 때의 Search Patch 선택 분포를 나타내며, 가로축은 잡음 강도, 세로축은 각 Search Patch가 가장 높은 PSNR을 나타낸 이미지의 개수를 의미한다.



(a)

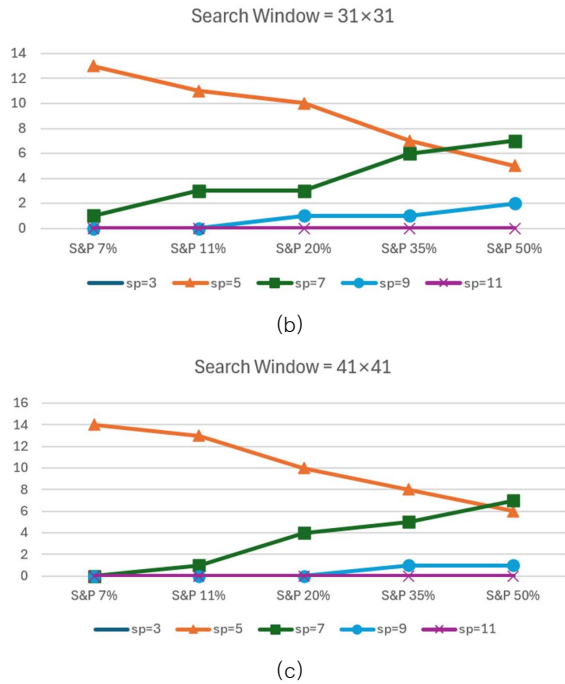


Fig. 5. Search Patch average selection according to noise density: (a) Search Window = 21×21, (b) Search Window = 31×31, and (c) Search Window = 41×41

Fig. 5(a)는 Search Window를 21×21로 고정한 결과로, 낮은 잡음 강도에서는 5×5 Search Patch가 주로 선택되었으나, 잡음 강도가 증가함에 따라 7×7의 선택 횟수가 증가하였다. 특히 35% 이상에서는 7×7이 5×5보다 많이 선택되었다. 이는 잡음 강도가 증가함에 따라 상대적으로 큰 Search Patch가 우수한 복원 성능을 나타내는 경우가 증가함을 보여준다.

Fig. 5(b)는 Search Window를 31×31로 고정한 경우의 결과이다. 7%에서 20%까지는 5×5 Search Patch가 가장 많이 선택되었으나, 잡음 강도가 증가하면서 5×5의 선택 횟수가 지속적으로 감소하고 7×7의 선택 횟수가 증가하였다. 35%에서는 두 크기의 선택 횟수 차이가 감소하였으며, 50%에서는 7×7이 5×5보다 많이 선택되었다. 따라서 Search Window가 31×31인 경우에도 잡음 강도가 증가함에 따라 더 큰 Search Patch의 선택 비중이 증가하는 경향을 확인할 수 있다. Search Window가 41×41인 경우인 Fig. 5(c)에서도 Fig. 5(a)와 (b)에서와 동일한 Search Patch 선택 경향이 나타났다.

종합하면, 잡음 강도가 증가함에 따라 더 큰 Search Patch가 선택되는 경향이 나타났다. 이는 잡음 강도가 높아질수록 작은 패치의 유사도 계산이 잡음에 민감해지는 반면, 더 큰 Search Patch는 보다 많은 픽셀 정보를 포함함으로써 잡음에 의한 무작위적 변동을 완화하는 역할을

수행한다.

또한 Fig. 5(a)–(c)를 통해 Search Window가 증가할수록 더 큰 Search Patch가 선택되는 시점이 높은 잡음 강도로 이동하는 경향을 확인하였다. 또한 Search Window가 증가하면 비교 가능한 후보 패치의 수가 증가하므로, 작은 Search Patch에서도 유사한 후보 패치를 확보할 가능성이 높아져 Search Patch 크기의 변화가 더 높은 잡음 강도에서 나타난 것으로 해석된다. 따라서 Search Patch 크기는 잡음 강도에 따라 동일하게 적용하기보다, 잡음 강도와 Search Window 크기를 함께 고려하여 조정할 필요가 있다.

V. Conclusions

본 실험을 통해 이미지 해상도와 잡음 강도에 따라 Search Window와 Search Patch의 선택 크기가 달라지는 경향을 확인하였다. 해상도와 잡음 강도가 증가할수록 더 큰 Search Window와 Search Patch가 선택되는 경향도 나타났다. 또한 Search Window 크기에 따라 Search Patch의 선택 변화 시점에 차이가 나타나, 두 요소가 상호 연관된 선택 특성을 가짐을 확인하였다. 향후에는 이러한 분석 결과를 바탕으로 이미지 해상도와 잡음 강도를 고려한 Search Window 및 Search Patch의 적응적 선택 기법을 설계하고 성능을 검증할 예정이다.

REFERENCES

- [1] L. Fan, F. Zhang, H. Fan, and C. Zhang, "Brief Review of Image Denoising Techniques," *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, Vol. 2, No. 1, pp. 1–12, 2019. DOI: 10.1186/s42492-019-0016-7.
- [2] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "A Non-Local Algorithm for Image Denoising," *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, Vol. 2, pp. 60–65, 2005. DOI: 10.1109/CVPR.2005.38.
- [3] V. Duval, J. F. Aujol, and Y. Gousseau, "On the Parameter Choice for the Non-Local Means," *HAL*, Technical Report hal-00468856, 2010.
- [4] B. K. Cha, K. H. Lee, Y. Lee, and K. Kim, "Optimization Method to Predict Optimal Noise Reduction Parameters for the Non-Local Means Algorithm Based on the Scintillator Thickness in Radiography," *Sensors*, Vol. 23, No. 24, Article No. 9803, 2023. DOI: 10.3390/s23249803.

- [5] M. Taassori and B. Vizvári, "Enhancing Medical Image Denoising: A Hybrid Approach Incorporating Adaptive Kalman Filter and Non-Local Means with Latin Square Optimization," *Electronics*, Vol. 13, No. 13, Article No. 2640, 2024. DOI: 10.3390/electronics13132640.
- [6] J. Y. Kim, "Performance Evaluation of Ultrasound Images Using Non-Local Means Algorithm with Adaptive Isotropic Search Window for Improved Detection of Salivary Gland Diseases: A Pilot Study," *Diagnostics*, Vol. 14, No. 13, Article No. 1433, 2024. DOI: 10.3390/diagnostics14131433.
- [7] H. Kim, B. K. Cha, K. Kim, and Y. Lee, "Application of Adaptive Search Window-Based Nonlocal Total Variation Filter in Low-Dose Computed Tomography Images: A Phantom Study," *Applied Sciences*, Vol. 14, No. 23, Article No. 10886, 2024. DOI: 10.3390/app142310886.
- [8] J. Mao, L. Sun, J. Chen, and S. Yu, "Dual-Core Adaptive NLM Image Denoising Algorithm Based on Variable-Size Window and Neighborhood Multifeatures," *Scientific Programming*, Vol. 2023, Article ID 8855652, 2023. DOI: 10.1155/2023/8855652.
- [9] J. Byun, H. Lee, and H. Lee, "Adaptive Search Patch Selection Preprocessing in NLM Filtering Based on DCT and FFT Frequency Analysis," *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 30, No. 10, pp. 113-120, 2025. DOI: 10.9708/jksci.2025.30.10.113.
- [10] Q. Jin, I. Grama, and Q. Liu, "Convergence Theorems for the Non-Local Means Filter," *Inverse Problems and Imaging*, Vol. 12, No. 4, pp. 853-881, 2018. DOI: 10.3934/ipi.2018036.
- [11] R. Verma and R. Pandey, "Adaptive Selection of Search Region for NLM Based Image Denoising," *Optik*, Vol. 147, pp. 151-162, 2017. DOI: 10.1016/j.ijleo.2017.08.075.
- [12] J. W. Lee, H. Y. Jo, J. Y. Byun, and H. R. Lee, "Improvement of Non-Local Means Algorithm Using Similarity in Image," *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 29, No. 11, pp. 145-152, 2024. DOI: 10.9708/jksci.2024.29.11.145.

Authors



Hyojin Lee entered the Division of Software at Yonsei University, Wonju, Korea, in 2024. She is currently a student in the Division of Software, Yonsei University. She is interested in image processing, lightweight techniques

for real-time image transmission, image communication technology, and satellite communications.



Hongrae Lee received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science from Yonsei University, Korea, in 2010, 2012 and 2019, respectively. Dr. Lee joined the faculty of the Division of Computer and

Telecommunications Engineering at Yonsei University, Wonju, Korea, in 2020. He is currently an Assistant Professor in the Software Division, Yonsei University. He is interested in image processing, image communication technology and computer vision system.