

Adaptive Search Patch Selection Preprocessing in NLM Filtering Based on DCT and FFT Frequency Analysis

Jiyun Byun*, Hyojin Lee*, Hongrae Lee**

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

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

[Abstract]

With the increasing use of visual media, the importance of image processing has grown, and effective denoising techniques are essential as noise directly affects image analysis. The Non-Local Means (NLM) filter, which removes noise by searching for similar regions, is widely used but limited because a fixed search patch size does not account for regional characteristics. This paper proposes a preprocessing method that transforms images into the frequency domain and adaptively adjusts the search patch size of the NLM filter according to frequency-based region separation. When applied to the NLM filter, the proposed preprocessing technique improved the PSNR by an average of 2.50 dB and up to 8.24 dB, confirming its effectiveness in enhancing denoising performance.

▶ **Key words:** Preprocessing, Discrete Cosine Transform, Fast Fourier Transform, Non-Local Means, Image Denoising

[요 약]

영상 매체 활용의 증가로 영상처리의 중요성이 강조되고 있으며, 특히 영상 분석에 직접적인 영향을 미치는 잡음에 대한 효과적인 잡음 제거 기법 연구가 필수적이다. Non-Local Means(NLM) 필터는 유사한 영역을 탐색하여 잡음을 제거하는 효과적인 방식으로 널리 사용되고 있으나, 단일 크기의 Search Patch 사용으로 이미지 내 영역별 특성을 고려하지 못해 잡음 제거 성능이 제한된다. 본 논문에서는 이미지를 주파수 영역으로 변환하고 주파수 정보를 활용해 구분한 영역에 따라 Search Patch의 크기를 적응적으로 조절하는 NLM 필터의 전처리 기법을 제안한다. 제안하는 전처리 기법을 NLM 필터에 적용하였을 때 PSNR이 기존 NLM 필터 대비 평균 2.50 dB, 최대 8.24 dB 향상되었으며 이를 통해 제안하는 전처리 기법이 NLM 필터의 잡음 제거 성능을 향상시킬 수 있다.

▶ **주제어:** 전처리, 이산 푸리에 변환, 고속 푸리에 변환, 비 지역적 평균 기법, 영상 잡음 제거

-
- First Author: Jiyun Byun, Corresponding Author: Hongrae Lee
 - *Jiyun Byun (pinkwin1004@yonsei.ac.kr), Software Division, Yonsei University
 - *Hyojin Lee (jasmine0712@yonsei.ac.kr), Software Division, Yonsei University
 - **Hongrae Lee (lukas0712@yonsei.ac.kr), Software Division, Yonsei University
 - Received: 2025. 09. 01, Revised: 2025. 09. 25, Accepted: 2025. 09. 29.

I. Introduction

최근 영상 매체의 일상화로 방대한 양의 영상을 활용 및 소비하기 때문에 영상 압축, 전송, 개선 등과 같은 영상처리의 중요성이 강조된다. 하지만 영상처리 과정 중에 잡음이 발생하고, 영상 내의 잡음은 edge나 corner와 같은 중요한 특징을 정확하게 분별하기 어렵게 하여, 의료 영상, 위성 영상 등에서의 정밀 분석을 불가능하게 하고, 신뢰도를 저하한다. 이에 잡음 제거는 시각적 품질 향상뿐 아니라 이미지 분석 및 처리의 정확성을 위해 필수적인 과정이다 [1]. 다양한 잡음 중 대표적으로 Salt and Pepper(S&P) 잡음과 Gaussian 잡음이 발생한다. S&P 잡음은 잘못된 출력이 포함되거나 데이터가 손실되어 발생할 수 있으며, 0과 255의 극단적인 값이 산발적으로 발생하는 양상을 보인다. Gaussian 잡음은 연속적인 변화 과정 중의 오류나 저조도 환경 등에서 발생하며, 정규분포 형태의 노이즈로 이미지를 흐리게 하는 양상을 보인다. 이런 잡음 제거 기법 중 공간 영역을 기반으로 한 기술은 크게 선형(Linear Filter)과 비선형(Nonlinear Filter) 방법으로 구분할 수 있다. 선형 필터에는 대표적으로 평균 필터 (Mean Filter), 가우시안 필터(Gaussian Filter)가 있으며, 고주파 성분인 잡음을 억제하지만, 이미지 세부 정보 손실로 블러 현상이 발생할 수 있다. 비선형 필터는 Median 필터, Non-local Means(NLM) 필터 등이 있으며 S&P 잡음과 같은 극단적인 잡음을 제거하는 데 효과적이다[2].

특히 NLM 필터는 이미지 영역 내에 유사성으로 가중치를 계산하는 방식으로, 기하학적 구조와 세부 정보 보존으로 잡음 제거 성능이 뛰어나, 주목받는 잡음 제거 방식으로 연구가 활발히 진행되고 있다. J.Wang은 NLM 필터의 이웃 Search Window(SW) 간 유사성 계산 복잡도를 개선하기 위해 근사치 측정 방식, Summed Square Image(SSI), Fast Fourier Transform(FFT)[3]를 활용하여 계산 속도를 약 50배 향상시킨 NLM 알고리즘을 제안하였다[4]. A. Buades는 NLM 필터의 최적화를 위해 Search Patch(SP)와 SW의 크기를 각각 7×7 , 21×21 로 설정하는 NLM 알고리즘을 제안하였다[5]. Lee.는 NLM 필터의 SP 간 유사성 계산 복잡도 개선을 위해 Sum of Absolute Difference(SAD) 연산, Look-Up Table(LUT)을 활용하는 알고리즘을 제안하였다. 또한 NLM 필터가 이미지의 특성과 SW, SP의 크기 변화에 따라 잡음 제거 성능에 영향을 받기에 SW와 SP의 크기를 적응적으로 설정하는 연구의 필요성을 제시하였다[6]. 이러한 기존의 NLM 관련 연구들은 연산 복잡도를 줄이거나, 고정된 SP,

SW로 잡음 제거 성능을 개선하는 데 집중해 왔다. 그러나 이러한 접근은 이미지의 특성과 주파수 성분에 따른 최적의 설정을 반영하지 못해, 잡음 제거 성능의 편차가 발생한다는 한계가 있다. 이에 본 논문에서는 이미지의 특성을 주파수 영역에서 분석하여 NLM 필터의 SP의 크기를 주파수 영역에 따라 적응적으로 조절하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 NLM 및 이미지 특성을 구별하기 위해 사용되는 주파수 변환에 관련된 연구들을 서술하며, III장에서는 제안하는 주파수 영역의 정보를 활용한 적응적 SP 선택 전처리 기법에 대해 설명한다. IV장에서는 실험을 통해 제안 방법의 성능을 검증하고, V장에서는 본 논문의 결론을 서술한다.

II. Preliminaries

NLM 필터는 넓은 범위 내에서 복원할 영역과 유사한 구조를 탐색하여 해당 구조를 기반으로 잡음을 제거하기 때문에 세부적인 특징과 edge 보존에 유리하다.

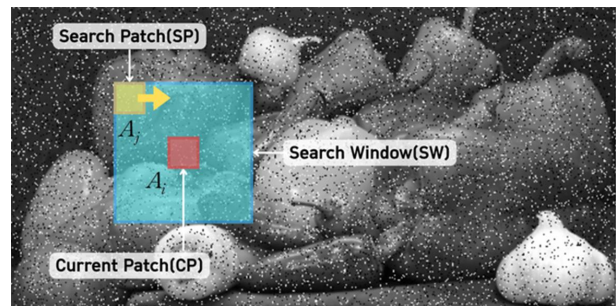


Fig. 1. Visualization of Search Patch(SP), Current Patch(CP), and Search Window(SW) in S&P Noisy Images

Fig. 1은 NLM 필터에서 사용되는 Search Patch(SP), Current Patch(CP), Search Window(SW)를 나타낸다. SP는 SW 내에서 Sliding Window 방식으로 이동하며 잡음 제거의 대상인 CP와 유사한 영역을 탐색한다. 이를 위해 각 Patch의 크기는 SW보다 항상 작아야 하며, 주변 픽셀을 사용하기 위해 1을 제외한 동일한 홀수의 크기로 정해진다. NLM 필터는 SP와 SW의 크기에 따라 잡음 제거 성능에 영향을 받는대[7]. 이에 Kwon.은 기존의 NLM 필터가 지역적 구조 정보를 고려하지 못한다는 점을 해결하기 위해 영역별 최적의 제어 인자를 계산하였다. 제어 인자를 물체의 경계 부분에서 크고, 평탄한 부분에서 작게 하여 NLM 필터에 적용하였을 때 PSNR이 향상되는 결과를 보였다[8]. 이를 통해 이미지의 영역별 특징에 따라 SP

와 SW의 크기를 적응적으로 설정할 경우, 잡음 제거 성능이 향상될 것으로 예측된다. 이미지를 공간 영역에서 주파수 영역으로 변환하면, 이미지의 구조적 형태나 명암 변화 등의 정보가 주파수 대역별로 분해되어 스펙트럼의 형태로 표현된다. 이 스펙트럼은 주파수 대역에 따른 에너지 분포 및 구조적 패턴을 시각적으로 나타내며, 이미지의 특성을 정량적으로 분석할 수 있는 기반을 제공한다. 이러한 변환을 통해 edge나 이미지 전반의 구조, 밝기 등과 같은 주요 정보를 효과적으로 추출할 수 있으며, 이를 통해 영역별 특징이나 패턴 등을 파악할 수 있다[9].

대표적인 주파수 변환 방식에는 Discrete Cosine Transform(DCT)[10]과 FFT가 있으며, 이를 기반으로 한 다양한 잡음 제거 기법이 제안되었다. Lee는 Gaussian 잡음을 제거하기 위한 DCT 기반의 edge 보존 Wiener 필터링 기법을 제안하였으며, DCT를 활용하여 주파수 영역에서 고주파와 저주파 성분을 효과적으로 분리함으로써, 기존 필터에서 발생하는 edge 손실 문제를 완화하였다[11]. 또한 Tongfeng Yang은 고속 푸리에 변환(FFT)을 활용한 새로운 edge 검출 알고리즘을 제안하였다. FFT를 활용하여 이미지를 주파수 영역으로 변환하면 이미지의 전체적인 특성을 파악할 수 있으며, 고주파 성분인 edge 검출이 용이하고 이를 통해 효과적인 잡음 제거가 가능함을 확인하였다.[12].

이러한 선행 연구를 바탕으로 본 논문은 DCT와 FFT를 사용하여 이미지를 주파수 영역으로 변환한 뒤 주파수 정보를 활용하여 기준값을 계산하고, 이에 따라 SP의 크기를 적응적으로 조절하는 방법을 제안한다. 이와 관련된 내용은 III장에서 다루도록 한다.

III. The Proposed Scheme

본 논문은 주파수 변환을 사용하여 이미지 특성에 따라 SP의 크기를 선택하는 NLM 전처리 과정을 제안한다. 이미지를 주파수 영역으로 변환하고 주파수 대역별 에너지의 크기를 계산하여 SP의 크기를 선택한다. Fig. 2는 제안한 NLM 알고리즘의 전처리 과정을 단계별로 나타낸다.

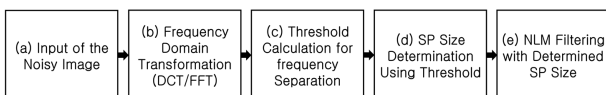


Fig. 2. Preprocessing workflow for NLM Filter

Fig. 2의 (a) 단계에서는 S&P 잡음이나 Gaussian 잡음이 포함된 이미지가 입력되며, (b) 단계에서는 입력 이미지에 DCT 또는 FFT를 적용하여 잡음 특성과 영상의 구조적 특성을 분석할 수 있는 주파수 영역으로 변환한다. (c) 단계에서는 고주파와 저주파 성분을 구별하여 SP 크기 결정을 위한 기준값을 산출한다. 기준값은 이미지의 기하학적 구조 정보를 나타내는 지표로 활용되어 영역에 따른 SP 크기를 선택할 수 있는 기준값으로 활용된다. 주파수 변환 방식에 따른 기준값 계산에 대한 세부 내용은 아래에서 설명한다.

1. DCT 기반 기준값 계산법 (NLM_DCT)

공간 영역의 이미지를 주파수 영역으로 변환할 때, DCT를 이용하면 이미지의 평균 밝기는 DC로 표현되고, 나머지는 AC 성분으로 구별된다. 아래의 식은 이미지를 주파수 영역으로 변환하기 위한 DCT의 기저 함수 정의를 나타낸다.

$$c[u, v] = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{L}} & u=0, \\ \sqrt{\frac{2}{L}} \cos\left(\frac{\pi(2v+1)u}{2L}\right) & u>0 \end{cases} \quad (1)$$

식(1)에서 L은 변환 블록(SW)의 크기, u는 주파수 인덱스, v는 공간 좌표 인덱스를 각각 의미한다. u = 0일 때 모든 좌표에서 휘도 값을 가지게 되어 이미지의 평균 밝기를 반영하는 DC 계수가 계산된다. u > 0인 경우에는 서로 다른 진동수를 갖는 코사인 함수로 정의되며, 이미지 내의 변화 정도를 나타내는 AC 계수들이 계산된다. 이미지 내 급격한 밝기 변화나 세부 구조와 같은 고주파 성분이 증가할수록 DCT 계수 중 저차원 주파수 성분인 (0,1) 및 (1,0) 위치의 AC 계수가 상대적으로 큰 값을 나타내는 경향을 보인다. 이는 수평 및 수직 방향에서의 급격한 밝기 변화가 빈번하게 발생함을 의미하며, 잡음 제거 알고리즘 설계 시 유의미한 지표로 활용될 수 있다. 따라서 (0,1) 및 (1,0) 위치의 AC 계수 증가는 영상 내 고주파 잡음이 포함되어 있음을 나타내며, 이를 기반으로 본 논문에서는 입력된 잡음 이미지를 21x21 크기의 SW로 분할하여 DCT를 적용하고 (0,1) 및 (1,0) 위치의 AC 계수의 절댓값이 1000보다 크면 해당 SW 내에 고주파 성분이 높은 것으로 판단하여 해당 위치의 플래그 값을 1로, 작으면 고주파 성분이 낮은 것으로 하여 플래그 값을 0으로 저장한다. AC 계수의 임계값은 100~2000 범위에서 실험적으로 검증한 결과, 1000을 초과할 경우 성능 향상이 제한적임을 확인하였다. 이는 DCT 변환 시 고주파 성분이 많은 이미지에서 (0,1)

및 (1,0) 위치의 AC 계수가 크게 나타나는 특성과 일치하며, 이에 따라 본 연구에서는 임계값을 1000으로 설정하였다. 이후 한 쌍으로 저장된 플래그 값들을 플래그 맵에 저장하여 SP의 크기를 정하는 기준값으로 사용한다.

2. FFT 기반 기준값 계산법

FFT는 DCT와 다르게 주파수 평면상에서 저주파 성분이 중심부에 집중되고, 고주파 성분은 외곽으로 분포하는 형태로 나타난다. 이러한 주파수 분포 특성은 주파수 도메인에서 저주파와 고주파의 비율을 계산하여 고주파 영역에 존재하는 영상 내 잡음 성분을 구하는 데에 중요하다. 본 논문에서는 FFT 계수의 중앙값을 기준으로 저주파 및 고주파 영역을 구분한 후, 각 영역의 계수 크기 합으로 정규화하여 비율을 계산한다. 해당 비율은 아래의 수식을 순차적으로 적용함으로써 도출된다.

$$F(u,v) = F\{K\}(u,v) \quad (2)$$

$$A = |F| \quad (3)$$

$$m = \begin{cases} A_{\left(\frac{K+1}{2}\right)}, & K \text{가 홀수일 때,} \\ \frac{A_{\left(\frac{K}{2}\right)} + A_{\left(\frac{K+1}{2}\right)}}{2}, & K \text{가 짝수일 때.} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} L = (u,v), & A_{uv} \leq m, \\ H = (u,v), & A_{uv} > m. \end{cases} \quad (5)$$

$$M_{low} = \sum_{(u,v) \in L} A_{uv}, \quad M_{high} = \sum_{(u,v) \in H} A_{uv} \quad (6)$$

$$r = \frac{M_{high}}{M_{low} + M_{high}} \quad (7)$$

우선, 식(2)을 이용하여 이미지를 블록 크기 K에 따라 FFT를 적용하고, 이를 통해 주파수 계수의 행렬인 $F(u,v)$ 을 구한다. 다음으로, 식(3)을 통해 $F(u,v)$ 의 진폭 행렬 A 에 대해 절댓값을 계산한 후, 이를 오름차순으로 정렬하여 행렬 A 를 생성한다. 세 번째 단계로 식(4)를 사용하여 행렬 A 의 원소들에 대한 중앙값 m 을 계산하며, 이때 이미지의 픽셀 수가 홀수인지 짝수인지에 따라 계산 방식이 달라진다. 네 번째로, 식(5)에 따라 중앙값 m 을 기준값으로 행렬 A 의 각 계수를 분류하여 m 보다 작은 계수는 저주파 집합 L 에, 큰 계수는 고주파 집합 H 에 할당한다. 다섯 번째로, 식(6)을 통해 저주파 집합 L 에 대한 합산 M_{low} 과 고주파 집합 H 에 대한 합산 M_{high} 를 구한다. 마지막으로 식(7)에 따라 고주파 집합에서의 누적 진폭을 두 집합의 누적 진폭 총합으로 나누어 고주파 비율 r 을 정의한다. 위의 과정에서 고주파 비율 계산에 사용되는 블록 크기 K 에 따라 본 논문은 NLM_FFT_Local과 NLM_FFT_Global 두 가지 기준값 선정 방식을 정의하여 적용한다.

NLM_FFT_Local에서는 블록 크기 K 를 SW의 크기로 설정한다. 이후 SW 크기로 Sliding Window 방식을 이용하여 이미지를 순회하며 FFT를 수행하고, 식(2)부터 (7)까지의 절차를 통해 계산된 고주파 비율을 비율 맵에 저장한다. 전체 비율 맵이 구성된 후, 그 중앙값을 SP 크기를 결정하는 기준값으로 활용한다. NLM_FFT_Global은 NLM_FFT_Local 방법과 동일한 방법으로 고주파 비율을 계산하되, 블록 크기 K 를 이미지 전체 크기로 설정하여 FFT를 수행한다. 이렇게 산출된 고주파 비율은 SP 크기를 결정하는 기준값으로 활용한다.

(d) 단계에서는 SW 크기를 기반으로 이미지를 Sliding Window 방식으로 순회하며 (c) 단계에서 정해진 주파수 변환 방식에 따른 기준값으로 각 SW 영역의 SP 크기를 동적으로 결정한다. SP의 크기는 (3×3, 5×5), (3×3, 7×7), (5×5, 7×7)의 세 가지 조합 중에서 선택하게 된다. DCT 기반 방식은 플래그 맵에 저장된 한 쌍의 값 중 1이 하나라도 있으면 작은 SP를 선택하고, 한 쌍의 값이 모두 0인 경우에는 큰 SP를 선택한다. FFT 기반 방식은 고주파 비율과 기준값의 비교를 통해 SP 크기를 선택한다. 고주파 비율이 높을수록 저주파 에너지 집중도가 높다고 판단하여 큰 SP를, 낮은 경우 작은 SP를 선택한다.

(e) 단계에서는 결정된 SP 크기를 기반으로, [6]에서 제안한 SAD 가중치 계산 방식 및 LUT 방식을 기반한 NLM 필터링을 수행한다. 주파수 영역 변환 및 NLM 필터 적용을 위한 이미지 패딩은 기본적으로 numpy의 reflect mode를 사용하였으며, 본 논문에서 명시되지 않은 연산 과정은 [6]에서 제시한 방식을 동일하게 적용하였다.

제안된 주파수 변환 방식에 따른 세 가지 전처리 방식을 기반으로 NLM 필터의 성능 평가 실험을 수행하였으며, 그 결과는 IV장에서 상세히 기술한다.

IV. Experiments

본 장에서는 III장에서 설명한 전처리 과정을 적용한 NLM 필터의 성능을 실험을 통해 검증하고, 이를 Gaussian Filter와 기존 NLM 그리고 제안한 전처리 과정 구현의 기반이 된 [6]의 NLM 알고리즘과의 성능을 비교한다. Gaussian Filter는 OpenCV 라이브러리의 gaussianblur 함수[13]를 사용하였으며, 기존 NLM 알고리즘은 [14]에 구현된 코드를 참조하였다. 성능 평가는 영상 및 신호의 재구성 정도를 측정하는 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)를 지표로 활용하였으며, 이를 통

해 제안한 알고리즘이 잡음 제거 후 원본 이미지에 대해 얼마나 손실 없이 재구성되었는지 확인한다. Table. 1은 본 논문의 실험 환경을 요약하여 나타낸다.

Table 1. Experimental Setup

Component	Specification
CPU	12 th Gen Intel® Core™ i7-12700 @ 4.90GHz
RAM	8.0 GB
OS	Windows 11
Languge	Python 3.13.1
IDE	Visual Studio Code 1.92.2

실험에는 [6]에서 사용된 MATLAB의 Image Processing Toolbox의 예제 이미지 10장과 표준 실험 이미지인 Lena를 사용하였다. Table. 2는 실험에 사용된 원본 이미지들의 라벨 및 크기를 나타낸다.

Table 2. List of Test Image Names and Sizes

Label	Size	Label	Size
(a) peppers	512 × 384	(g) tire	232 × 205
(b) corn	312 × 415	(h) saturn	1200 × 1500
(c) cameraman	256 × 256	(i) tape	512 × 384
(d) coins	300 × 246	(j) fabric	640 × 480
(e) moon	358 × 537	(k) Lena	512 × 512
(f) rice	256 × 256		

실험을 위해 원본 이미지에 S&P와 Gaussian 잡음을 각각 5%, 10%, 15%, 20% 비율로 추가하여, 각 8개의 잡음 이미지를 생성하였다. 잡음은 Numpy 라이브러리[15]를 활용하여 전체 픽셀 수 대비 설정된 비율만큼 무작위로 삽입하였으며, 실험의 일관성을 위해 모든 테스트에 동일한 잡음 이미지를 사용하였다. Fig. 3은 Lena 이미지에 적용된 잡음 비율별 시각적 강도를 보여준다.

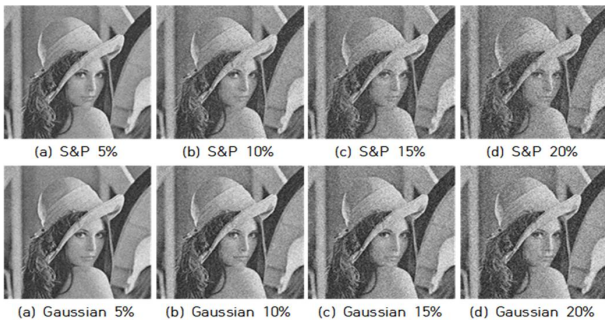


Fig. 3. Lena Images with S&P and Gaussian Noise at Various Ratios

Table. 3은 5%, 10%, 15%, 20% 비율의 S&P와 Gaussian 잡음에 대해 Gaussian Filter, 기존 NLM, [6]의 NLM 알고리즘, 그리고 제안한 주파수 변환 방식에 따른 세 가지 전처리 방식(NLM_DCT, NLM_FFT_Local, NLM_FFT_Global)의 잡음 제거 성능을 비교한 결과를 나타낸다. Gaussian Filter를 제외한 모든 알고리즘의 SW 크기는 21×21로 동일하게 설정하여 성능을 비교하였다. 기존 NLM과 [6]의 NLM 알고리즘은 SP 크기를 3×3, 5×5, 7×7로 설정하였으며, 제안한 세 가지 방식은 각각 (3×3, 5×5), (3×3, 7×7), (5×5, 7×7)의 조합으로 설정하였다. 모든 경우에 대해 실험을 수행한 후, 가장 높은 PSNR 값을 기준으로 결과를 정리하였다. Table. 3에서 굵은 글씨는 동일한 테스트 이미지 내에서 가장 높은 PSNR 값을 나타낸다.

Table. 3의 결과를 통해, 잡음 비율이 증가함에 따라 제안한 전처리 방식이 포함된 알고리즘들이 상대적으로 높은 PSNR 값을 기록하는 경향을 확인할 수 있다. Fig. 4는 S&P 및 Gaussian 잡음의 비율에 따른 최대 PSNR을 기록한 알고리즘의 순위를 시각적으로 나타낸다.

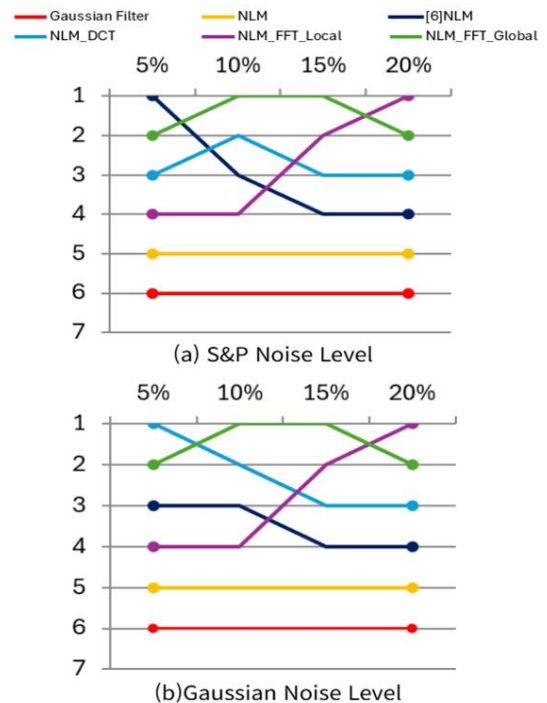


Fig. 4. Ranking of denoising algorithms based on maximum PSNR values for varying noise ratios (5%, 10%, 15%, 20%) of S&P and Gaussian noise

Table 3. Comparison of Maximum PSNR Performance among Gaussian Filter, NLM, [6]NLM, NLM_DCT, NLM_FFT_Local, and NLM_FFT_Global under 5%, 10%, 15%, and 20% S&P and Gaussian Noise

	Gaussian Filter	NLM	[6]NLM	NLM_DCT	NLM_FFT_Local	NLM_FFT_Global
(a)	20.98	27.87	32.32	32.28	32.14	32.68
(b)	21.13	26.67	28.30	28.36	27.40	27.87
(c)	21.29	24.06	28.93	28.66	28.43	28.47
(d)	21.34	26.32	30.87	30.67	30.44	30.78
(e)	17.55	26.32	32.32	31.88	31.96	32.66
(f)	23.65	26.10	30.71	30.75	30.02	30.58
(g)	18.27	25.43	29.20	29.13	28.34	28.90
(h)	17.86	26.95	34.86	33.86	34.48	35.19
(i)	19.80	26.84	32.52	32.28	31.96	32.44
(j)	21.83	25.74	28.32	28.25	27.72	28.00
(k)	23.74	27.97	31.80	31.76	31.68	32.19

(a) S&P noisy 5%

	Gaussian Filter	NLM	[6]NLM	NLM_DCT	NLM_FFT_Local	NLM_FFT_Global
(a)	30.24	30.24	31.12	31.18	31.02	31.07
(b)	26.70	27.75	28.17	27.82	26.86	27.17
(c)	27.36	27.36	28.08	28.15	27.69	27.75
(d)	29.45	29.45	29.86	29.99	29.68	30.12
(e)	29.01	29.01	29.31	29.21	29.28	29.47
(f)	28.48	28.48	29.33	29.42	28.83	29.16
(g)	27.07	27.07	28.05	27.99	27.33	27.48
(h)	29.63	29.63	29.76	29.69	30.13	30.17
(i)	29.96	29.96	30.75	30.96	30.66	30.86
(j)	26.46	26.50	27.60	27.53	26.99	27.06
(k)	29.42	29.42	30.39	30.44	30.46	30.47

(b) Gaussian noisy 5%

	Gaussian Filter	NLM	[6]NLM	NLM_DCT	NLM_FFT_Local	NLM_FFT_Global
(a)	17.55	24.99	28.46	28.63	29.06	29.34
(b)	17.79	24.26	25.43	25.54	25.08	25.44
(c)	18.16	22.52	26.48	26.48	26.17	26.64
(d)	17.88	24.30	28.14	28.22	28.07	28.52
(e)	14.63	23.09	27.89	27.76	28.08	28.76
(f)	19.69	24.28	27.53	27.71	27.46	27.76
(g)	15.35	22.96	25.98	26.02	25.69	26.15
(h)	14.92	23.43	29.52	29.08	29.48	30.39
(i)	16.73	24.07	28.56	28.62	28.86	29.27
(j)	18.56	23.84	25.74	25.81	25.28	25.81
(k)	19.76	25.43	28.42	28.61	29.04	29.20

(c) S&P noisy 10%

	Gaussian Filter	NLM	[6]NLM	NLM_DCT	NLM_FFT_Local	NLM_FFT_Global
(a)	25.93	26.77	28.27	28.43	28.91	28.75
(b)	23.85	25.78	26.02	25.70	25.04	25.25
(c)	24.38	24.38	25.89	25.98	25.70	26.00
(d)	25.47	25.55	27.45	27.71	27.96	28.05
(e)	25.68	25.68	26.05	25.97	26.24	26.38
(f)	24.60	25.13	26.74	26.77	26.57	26.72
(g)	24.66	24.66	25.46	25.45	24.97	25.26
(h)	25.82	25.82	26.23	23.16	26.66	26.71
(i)	26.12	26.12	27.59	27.80	28.13	28.15
(j)	23.71	24.93	25.58	25.51	24.98	25.24
(k)	25.22	26.34	27.70	27.84	28.43	28.23

(d) Gaussian noisy 10%

	Gaussian Filter	NLM	[6]NLM	NLM_DCT	NLM_FFT_Local	NLM_FFT_Global
(a)	15.59	23.14	25.80	26.04	26.58	26.64
(b)	15.95	22.60	23.49	23.58	23.41	23.65
(c)	16.14	21.34	24.52	24.63	24.50	24.89
(d)	15.75	22.59	25.57	25.75	26.04	26.17
(e)	13.06	21.04	24.94	24.91	25.33	25.80
(f)	17.56	22.96	25.42	25.52	25.69	25.70
(g)	13.56	20.87	23.29	23.41	23.48	23.71
(h)	13.24	21.25	26.19	26.00	26.33	27.04
(i)	15.01	22.37	25.97	26.12	26.63	26.80
(j)	16.56	22.47	23.89	24.00	23.78	24.14
(k)	17.43	23.76	26.03	26.28	26.98	26.89

(e) S&P noisy 15%

	Gaussian Filter	NLM	[6]NLM	NLM_DCT	NLM_FFT_Local	NLM_FFT_Global
(a)	22.83	25.29	26.41	26.63	27.40	27.15
(b)	21.40	24.33	24.47	24.24	23.86	23.97
(c)	21.82	22.29	24.37	24.51	24.45	24.73
(d)	22.52	24.35	25.76	26.01	26.56	26.50
(e)	23.29	23.29	24.04	23.98	24.30	24.43
(f)	21.55	23.96	25.04	25.05	25.01	25.06
(g)	22.54	22.97	23.90	23.91	23.64	23.86
(h)	23.29	23.29	24.21	24.15	24.67	24.72
(i)	23.01	24.04	25.50	25.70	26.27	26.21
(j)	21.22	23.78	24.21	24.15	23.76	24.05
(k)	22.05	24.88	25.83	26.05	26.92	26.64

(f) Gaussian noisy 15%

	Gaussian Filter	NLM	[6]NLM	NLM_DCT	NLM_FFT_Local	NLM_FFT_Global
(a)	14.32	21.90	23.97	24.20	25.09	24.85
(b)	14.64	21.39	22.03	22.14	22.57	22.30
(c)	14.77	20.37	22.80	22.96	23.32	23.28
(d)	14.41	21.47	23.88	24.10	24.59	24.52
(e)	11.91	19.43	22.68	22.72	23.16	23.51
(f)	16.05	22.01	23.92	23.97	24.28	24.23
(g)	12.60	19.70	21.80	21.90	22.44	22.22
(h)	12.12	19.72	23.85	23.77	24.09	24.61
(i)	13.76	20.91	23.79	23.99	24.62	24.64
(j)	15.24	21.45	22.55	22.64	22.82	22.90
(k)	15.90	22.50	24.27	24.45	25.30	25.09

(g) S&P noisy 20%

	Gaussian Filter	NLM	[6]NLM	NLM_DCT	NLM_FFT_Local	NLM_FFT_Global
(a)	20.59	24.12	25.02	25.29	26.25	25.98
(b)	19.47	23.23	23.28	23.13	22.92	23.00
(c)	19.90	21.66	23.29	23.44	23.55	23.75
(d)	20.40	23.49	24.52	24.81	25.53	25.42
(e)	21.49	21.59	22.69	22.67	23.03	23.14
(f)	19.37	23.00	23.72	23.77	23.94	23.88
(g)	20.76	21.86	22.64	22.67	22.56	22.74
(h)	21.38	21.60	22.78	22.75	23.53	23.32
(i)	20.86	22.92	24.13	24.33	25.04	24.94
(j)	19.42	22.96	23.26	23.23	23.03	23.23
(k)	19.84	23.89	24.55	24.82	25.88	25.54

(h) Gaussian noisy 20%

Fig. 4의 Y축은 알고리즘의 성능 순위를, X축은 S&P 및 Gaussian 잡음의 비율을 나타낸다. 그래프 결과에 따르면, S&P 및 Gaussian 잡음의 비율이 5%일 경우 제안한 알고리즘의 기반이 된 [6]의 NLM 알고리즘이 가장 높은 PSNR 값을 기록하며 1순위를 차지하였다. 이때 전처

리 기반 알고리즘 중 최고 성능을 보인 결과와의 PSNR 차이는 평균 0.15dB로, 잡음의 비율이 낮은 경우에는 SP 크기를 고정적으로 사용하는 방식과 주파수 기반 전처리를 통해 SP 크기를 적응적으로 설정하는 방식 간의 성능 차이가 크지 않음을 시사한다. 반면, 잡음 비율이 10% 이상

으로 증가함에 따라 전처리 기반 알고리즘들이 상위권으로 상승하고, [6]의 NLM 알고리즘은 상대적으로 순위가 하락하는 경향을 보인다. 특히 잡음 비율이 10%, 15%, 20%일 때 전처리 기반 알고리즘과 [6]의 NLM 알고리즘 간의 최대 PSNR 차이는 각각 평균 0.41dB, 0.53dB, 0.65dB로 점차 확대되며, 잡음 강도가 높을수록 주파수 영역 분석을 통한 SP 크기를 적응적으로 설정하는 방식이 잡음 제거 성능 향상에 효과적임을 확인할 수 있다.

주파수 변환 방식에 따른 성능을 비교해 보면, NLM_DCT 알고리즘은 S&P 및 Gaussian 잡음 환경에서 edge가 많은 이미지((b),(c),(f),(g),(j))에 대해 우수한 잡음 제거 성능을 보였다. 이는 DCT가 고주파와 저주파 성분을 명확히 분리함으로써 잡음과 실제 edge를 효과적으로 구분하여 처리할 수 있기 때문이다. 반면, FFT 기반 알고리즘은 고주파와 저주파 영역을 비율로 분리하여 비정형적인 잡음을 제거에 유리하지만, edge의 보존 측면에서는 DCT보다 효율성이 낮은 경향을 보인다. 그러나 잡음 비율이 증가함에 따라 edge의 보존 자체가 어려워지므로, FFT 기반 방식이 상대적으로 더 우수한 성능을 나타내게 된다. 특히 NLM_FFT_Local은 이미지 전체를 기준으로 주파수 영역을 계산하는 NLM_FFT_Global 방식보다 더 효과적인 결과를 보였다. 이는 잡음이 이미지 전반에 광범위하게 분포할 경우, NLM_FFT_Global 방식에서는 잡음에 의해 왜곡된 주파수 정보가 과도하게 반영되어 원본 이미지의 특성 파악이 어려워지는 반면, NLM_FFT_Local 방식은 SW 크기 단위의 주파수 변환을 통해 영역별 특성을 정밀하게 반영함으로써 잡음 비율이 높은 환경에서도 안정적인 성능을 유지할 수 있음을 의미한다. 이러한 경향은 SP 크기 조합((3×3, 5×5), (3×3, 7×7), (5×5, 7×7))에 따른 선택 결과에서도 확인할 수 있다. Fig. 5는 주파수 변환 방식에 따른 세 가지 전처리 방식에서 각 SP 크기 조합이 가장 높은 PSNR 값을 기록한 횟수를 누적 막대그래프로 나타낸 것이다.

그래프 결과에 따르면, 세 가지 방식 모두에서 (5×5, 7×7) SP 크기 조합이 가장 높은 PSNR 값을 기록한 빈도가 가장 높았으며, 이는 해당 조합이 다양한 잡음 환경에서 안정적인 성능을 보이는 크기임을 시사한다. 한편, NLM_FFT_Local은 (3×3, 5×5) SP 크기 조합에서 가장 높은 PSNR 값을 기록한 사례가 많았는데, 이는 SW 크기 단위의 주파수 변환을 통해 이미지의 특성을 보다 정밀하게 반영할 수 있음을 보여준다.

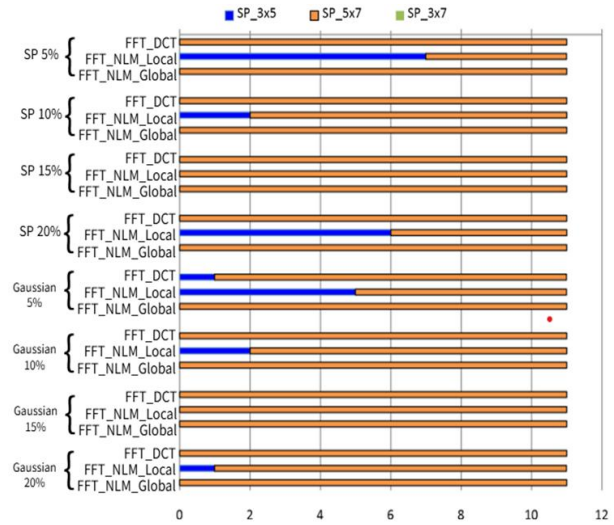


Fig. 5. Cumulative Counts of Highest PSNR SP Size Combinations across Three Frequency-Domain Preprocessing Methods

이러한 특성은 S&P 잡음과 Gaussian 잡음 모두에서 공통적으로 나타났지만, 잡음의 형태에 따라 전처리 방식의 효과는 상이하게 나타났다. S&P 잡음의 경우 극단적인 값이 삽입되므로 잡음의 비율이 높아질수록 FFT 기반의 전처리 과정이 우수한 잡음 제거 성능을 보였으며, Gaussian 잡음은 정규분포 형태의 값이 삽입되어 모든 주파수 대역에 영향을 미치지 때문에, 주파수 영역 정보에 기반하여 SP 크기를 적응적으로 설정하는 방식이 오히려 고정된 SP 크기를 사용하는 단일 방식보다 성능이 저하되는 경향을 보였다.

V. Conclusions

본 논문에서는 이미지의 주파수 영역 특성을 분석하여, NLM 필터의 Search Patch의 크기를 적응적으로 조절하는 세 가지 전처리 기법을 제안하였다. NLM_DCT는 주파수 성분을 분리함으로써 edge를 효과적으로 구분하여 구조적 특징이 뚜렷한 이미지에서 우수한 성능을 보였으며, NLM_FFT_Global은 이미지 전체를 기준으로 주파수 영역을 분석하여 잡음이 균일하게 분포된 환경에서 효과적인 결과를 나타냈다. NLM_FFT_Local은 지역 단위의 주파수 변환을 통해 이미지의 국부적 특성을 정밀하게 반영함으로써, 잡음 강도가 높은 환경에서 뛰어난 제거 성능을 보였다. 제안한 전처리 기법을 적용한 결과, 잡음 강도가 증가함에 따라 [6]의 NLM 대비 PSNR이 평균 0.15dB, 0.41dB, 0.53dB, 0.65dB씩 향상되었으며, 기존 NLM 필

터 대비 평균 2.50dB 성능 향상을 보였다. 이러한 결과는 주파수 영역 정보를 활용한 SP 크기 설정이 NLM 필터의 성능 향상에 효과적인 전략임을 입증하며, 향후에는 잡음의 종류와 특성에 따라 SW까지 적응적으로 설정하는 전처리 기법을 추가적으로 연구하여, 다양한 영상 복원 및 잡음 제거 응용 분야에 활용할 예정이다.

REFERENCES

- [1] R. Archana and P. S. Eliahim Jeevaraj, "Deep learning models for digital image processing: a review," *Artificial Intelligence Review*, Vol. 57, No.11, pp. 01-33, January 2024. DOI: 10.1007/s10462-023-10631-z
- [2] Dong Min Kim and Chang Woo Lee, "Efficient Image Denoising Method Using Non-local Means Method in the Transform Domain," *Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers* Vol. 53, NO. 10, pp. 69-76, 2016. DOI: 10.5573/ieic.2016.53.10.069
- [3] A. Celentano and V. D. Lecce, "A FFT based technique for image signature generation," *Proc. SPIE 3022 - Storage and Retrieval for Image and Video Databases V*, Vol. 3022, pp. 210-221, 1997. DOI: 10.1117/12.265397
- [4] J. Wang, Y. Guo, Y. Ying, Y. Liu and Q. Peng, "Fast Non-Local Algorithm for Image Denoising," 2006 International Conference on Image Processing, pp. 1429-1432, 2006. DOI: 10.1109/ICIP.2006.312698
- [5] A. Buades, B. Coll and J.M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), DOI: 10.1109/CVPR.2005.38
- [6] Jeongwoo Lee, Heeyeon Jo, Jiyun Byun and Hongrae 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
- [7] R. Verma and R. Pandey, "Non Local Means Algorithm with Adaptive Isotropic Search Window Size for Image Denoising," 2015 Annual IEEE India Conference (INDICON), 2015. DOI: 10.1109/INDICON.2015.7443193
- [8] Oh-Jung Kwon, Hyeong-Min Nam, Jong-Woo Han, Keun-Yung Byun and Sung-Jea Ko, "Edge-adaptive Non-Local Means Algorithm for Image Denoising," *The 2010 Summer Conference of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol. 33, No. 1, pp. 272-273, 2010.
- [9] J. Li, M. D. Levine, X. An, X. Xu and H. He, "Visual Saliency Based on Scale-Space Analysis in the Frequency Domain," *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, VOL. 35, NO. 4, pp. 996-1010, 2013. DOI: 10.1109/TPAMI.2012.147
- [10] N. Roma and L. Sousa, "A tutorial overview on the properties of the discrete cosine transform for encoded image and video processing," *Signal Processing*, Vol. 91, No. 11, pp. 2443-2464, 2011. DOI: 10.1016/j.sigpro.2011.04.015
- [11] Gyuhong Lee, "Edge-preserving Wiener Filtering Based on DCT for Gaussian Noise Removal in Images," *Master's Thesis*, Department of Software, Graduate School, Sungkyunkwan University, 2023. DOI: 10.23185/skku.000000172656.11040.0010748
- [12] T. Yang, J. Ma, S. Huang and Q. Zhao, "A New Edge Detection Algorithm Using FFT Procedure," *Lecture Notes in Electrical Engineering*, Vol. 278, pp. 297-304, 2014. DOI: 10.1007/978-3-642-41407-7-29
- [13] OpenCV, *opencv*, <https://github.com/opencv/opencv>
- [14] PraveenVenkatesh, *Non-Local-Means*, <https://github.com/praveenVnktsh/Non-Local-Means>
- [15] Mattip, *numpy*, <https://github.com/numpy/numpy>

Authors



digital forensics.

Jiyun Byun entered the Division of Software at Yonsei University, Wonju, Korea, in 2023. She is currently a student in the Division of Software, Yonsei University. She is interested in image processing, forensic science, and



technology and remote sensing

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, image communication



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.