

논문 2012-49-9-15

# 주파수 해석에 따른 저조도 환경의 적응적 잡음제거

## ( Adaptive Denoising for Low Light Level Environment Using Frequency Domain Analysis )

이정운\*, 이성원\*\*

( Jeong-Youn Yi and Seong-Won Lee )

### 요약

CCD 카메라를 이용해 영상을 취득하는 과정에서 조도가 낮을 경우, 자동이득제어(AGC)를 사용하여 자동적으로 부족한 출력 신호를 증폭하게 된다. 이 과정에서 신호와 함께 잡음도 함께 증폭하게 된다. 따라서 저조도 상황에서 취득한 영상은 잡음이 매우 강하여 기존의 방법으로는 잡음을 효과적으로 제거하기 어렵다. 본 논문에서는 잡음의 정도가 심한 저조도 영상의 잡음제거를 위하여 중심화소와 주변영역을 주파수 영역으로 변환하여, 신호 및 잡음의 주파수 특성에 따라 적응적으로 잡음제거를 수행하는 잡음제거 기술을 제안한다. 이러한 주파수 대역 별 특성의 차이를 비교하여 영상의 특징에 따른 적응적인 잡음제거를 수행하여 저조도 환경 영상의 화질을 개선하였다.

### Abstract

When a CCD camera acquires images in the low light level environment, not only the image signals but also noise components are amplified by the AGC (auto gain control) circuit. Since the noise level in the images acquired in the dark is very high, it is difficult to remove noise with existing denoising algorithms that are targeting the images taken in the normal light condition. In this paper, we proposed an adaptive denoising algorithm that can efficiently remove significant noises caused by the low light level. First, the window including a target pixel is transformed to the frequency domain. Then the algorithm compares the characteristics of equally divided four frequency bands. Finally the noises are adaptively removed according to the frequency characteristics. The proposed algorithm successfully improves the quality of low light level images than the existing algorithms do.

**Keywords** : 잡음, 잡음제거, 저조도 잡음, 주파수 영역 분석

## I. 서론

일반적으로 잡음은 영상 획득 및 전송을 하는 동안 주로 발생하게 되고, 화질을 열화 시키며 영상의 미세

정보를 손상시켜 왜곡한다.<sup>[1]</sup> 또한 이후 영상처리 과정에도 잡음은 예상치 않은 오류를 발생시켜 전반적인 성능을 저하시킨다. 예를 들면 영상 압축하는 과정에서의 압축률 저하, 객체인식에서 연산의 정확도를 떨어뜨려 인식률의 저하 등 문제점을 발생시킬 수 있다. 따라서 영상처리에 있어 잡음제거는 시스템 성능에 영향을 미치는 매우 중요한 요소이다. 특히 저조도 환경에서 영상을 얻는 경우는 다른 잡음영상보다 그 잡음의 정도가 강하기 때문에 영상 처리를 위해 잡음제거가 더욱 중요하다.<sup>[2]</sup>

영상 처리를 위한 기술은 공간 영역 또는 주파수 영역에서 수행할 수 있다. 잡음제거 또한 이 두 영역에서

\* 학생회원, \*\* 정회원-교신저자, 광운대학교  
(Dept. of Computer Engineering, Kwang-woon University)

※ 본 논문은 교육과학기술부의 재원으로 한국연구재단(2011-0027384)과 지식 경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT 연구센터 육성지원사업의 연구결과(NIPA-2012-H0301-12-1011)와 2012년도 광운대학교 교내 학술연구비 지원에 의해 연구되었음  
접수일자: 2012년1월15일, 수정완료일: 2012년7월9일

이루어 질 수 있는데 기존 잡음제거 기법들은 주로 공간 영역에서의 분석을 이용하여 잡음을 처리하는 기술이다. 즉, 복원하려는 화소와 지역적으로 이웃한 화소들의 유사성을 이용하여 잡음을 제거한다. 그러나 잡음으로 심하게 훼손된 영상의 경우, 이웃한 화소와의 유사성을 정확히 구할 수 없기 때문에 제대로 복원이 되지 않는 단점을 지닌다.<sup>[1, 3~9]</sup> 이와 같이 저조도 환경의 영상에서는 심한 잡음 때문에 공간 영역 분석을 통한 잡음제거는 제한적인 성능만을 얻을 수 있으므로, 본 논문에서는 주파수 영역 분석을 이용한 잡음제거 기법을 제안한다.

최근 연구되고 있는 잡음제거 기법은 2D 잡음제거 기법과 3D 잡음제거 기법이 있다. 3D 잡음제거 기법은 동영상과 같이 여러 영상의 시간적 특성을 이용하는 기법으로 한 장의 영상의 공간적 특성만을 사용한 2D 잡음제거 기법<sup>[1][3~6]</sup>과 차이가 있다. 3D 잡음제거 기법은 시간 축 방향으로 상관성이 높기 때문에 여러 영상을 사용하면 잡음제거를 위한 정보가 많아져 2D 잡음제거에 비해 큰 잡음 개선의 효과를 볼 수 있다. 하지만 계산량이 많으며, 움직임이 많은 부분에서는 영상 간의 화소 이동 때문에 흔들림이 발생하게 된다. 2D 잡음제거의 경우 윈도우 내의 화소 값의 차이에 따라 가중치를 주어 잡음을 제거하는 AWA(Adaptive weight average)<sup>[3]</sup>, 영상 전체 모든 화소를 이용하여 잡음제거를 수행하는 NL-means(non-local means) 필터<sup>[4~7]</sup> 등이 제안되었고, 3D 잡음제거의 경우에는 시공간 밝기 값의 상관관계 따라 적응적으로 특정한 가중치 커널을 구성하여 가중 평균에 의해 잡음을 제거하는 Adaptive Spatio-Temporal Smoothing<sup>[8]</sup>, 영상의 잡음 세기 및 특징에 따라 각기 다른 잡음제거 알고리즘을 수행하는 NAST(Noise-adaptive spatio-temporal) 필터<sup>[9]</sup> 등이 제안되었다. 또한 NL-means 2D 잡음제거 기법을 기반으로 3D 잡음제거 기법을 제안하는 연구도 진행되고 있다.<sup>[7]</sup> 저조도 영상의 잡음제거에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있지만, 주로 3D 잡음제거 기법<sup>[8~9]</sup>에 대한 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 한 장의 영상만을 가지고 잡음제거를 수행하는 2D 잡음제거 기법을 제안한다. 기존에 저조도 영상의 잡음제거를 위해 연구된 3D 잡음제거 기법과는 비교가 적당하지 않아 일반적으로 제안된 2D 잡음제거 기법 중 현재 많이 논의되고 있는 기법들과 비교하여 제안 기법의 우수성을 보여

줄 것이다.

본 논문에서는 주파수 영역으로 변환된 영상의 주파수 대역을 특징에 따른 4가지 대역으로 나누고, 각 대역간의 분산의 차에 따라 해당 영상의 특징을 파악하여, 그 특징에 따라 잡음제거 기법을 달리하는 적응적인 잡음제거 기법을 제안하고자 한다. 이는 저조도 환경에서 얻어진 영상과 같이 잡음의 정도가 심한 영상의 잡음제거에 효율적이다.

본 논문의 II장에서는 기존에 연구된 공간 영역 잡음제거 기법에 대해 소개한다. III장에서는 저조도 영상의 잡음제거를 위한 제안하는 주파수 대역 별 특성의 차이를 이용한 적응적 잡음제거 기술을 소개한다. IV장에서는 기존 잡음제거 기법과 제안하는 방법에 대한 실험 및 결과를 분석하고, V장에서는 결론을 기술한다.

## II. 관련 연구

지금까지 제안된 공간영역 잡음제거 방법들은 지역적 필터와 비지역적 필터로 나눌 수 있다. 지역적 필터는 중심 화소의 출력 값을 구하기 위해 윈도우 내의 주변 화소들을 이용하게 된다. 윈도우 내의 화소들을 정렬하여 중간순위 화소로 출력 값을 정하는 Median 필터, 추정된 잡음 분산을 이용하여 주변 화소와 중심 화소간의 차이에 따라 가중치를 다르게 주는 AWA 등이 제안되었다.<sup>[3]</sup> 비지역적 필터는 주변 화소만을 사용하는 것이 아니라 영상의 모든 화소를 이용하여 잡음제거를 수행한다. 잡음을 제거하고자 하는 화소와 유사한 정보를 지닌 영상내의 모든 지역영역을 사용하기 때문에 잡음제거 성능이 더욱 좋다. 이와 같은 필터로는 한 화소의 출력 값을 구하기 위해 이미지의 모든 화소들을 가중평균을 이용하는 NL-means 필터가 제안되었다.<sup>[4~7]</sup>

다음은 기존에 연구된 공간 영역 잡음제거 기법들에 대해 서술한다.

### 1. Median 필터

Median 필터는 마스크 내의 영상 화소의 값들을 정렬하여 그 중간 값을 찾아서 출력 화소 값이 되도록 하는 방법이다.<sup>[1]</sup> 수식은 식 (1)과 같다.

$$\hat{f}(x,y) = \underset{(s,t) \in S_{xy}}{\text{median}} [g(s,t)] \quad (1)$$

Median 필터의 경우, salt-and-pepper 잡음을 제거하는데 효과적이거나, 균일 잡음을 제거하는데 있어서는 효율적이지 못하다. 또 다른 문제점으로는 마스크 크기에 따라 잡음이 아닌 화소도 중간 값으로 대체 될 수 있기 때문에 흐려짐 현상 효과가 발생 할 수 있다. 마스크가 작을 경우에는 여러 잡음들이 해당 영역에 몰려 있어 잡음제거가 되지 않는 경우도 발생할 수 있다.

## 2. AWA 필터

AWA 필터는 영상의 추정된 잡음 분산을 이용, 가중 평균에 의해 잡음을 제거하는 기법이다. AWA 필터의 잡음제거 수식은 다음의 식 (2)와 같다.<sup>[3]</sup>

$$f(i, j, t) = \frac{1}{W} \sum_{l, m, t \in S} w(l, m, t) \cdot g(l, m, t) \quad (2)$$

$$W = \sum_{l, m, t \in S} \frac{1}{1 + a[\max\{\epsilon^2, (g(l, m, t) - g(i, j, t))^2\}]} \quad (2)$$

가중치  $w(l, m, t)$ 를 구하는 수식은 윈도우 내의 중심화소과 주변 화소들과의 차이,  $(g(l, m, t) - g(i, j, t))^2$ 에 따라 그 값이 계산된다. 차이가 크지 않으면, 그 차이가 단지 잡음 때문이므로 가중치 값은  $\frac{1}{1 + a\epsilon^2}$ 이 된다. 따라서 모든 화소가 같은 가중치를 가지게 되므로, 윈도우 내의 평균값이 출력  $f$ 가 된다. 반면 차이가 클 경우는 에지와 같이 급격히 영상이 변하는 부분이므로, 가중치가 줄어들게 되고 출력  $f$ 는 본래 화소 값과 거의 일치되게 된다. 일반적으로 수식에서  $a = 1$ ,  $\epsilon^2$ 은 추정된 잡음 분산의 2배 값을 사용한다. 에지 등의 고주파 정보의 손실이 적으나, 잡음이 많은 경우에는 영상의 평탄한 부분은 잡음제거 효과가 적어 성능이 저하된다.

## 3. NL-means 필터

NL-means 필터는 최근 각광받고 있는 잡음제거 방식이다.<sup>[4-7]</sup> 아래의 식 (3)는 결과 값을 얻는 수식으로, 잡음 영상인  $v$ 의  $i$ 화소에 대한 출력 값,  $NL[v](i)$ 는 전체 영상의 모든 화소들의 가중평균으로 계산된다.  $v(N_k)$ 는 화소  $k$ 가 중심인 고정된 사이즈의 square neighborhood를 의미한다. Square neighborhood는 일정한 크기의 윈도우이고, 한 화소만 비교하는 것이 아

니라 일정한 영역의 유사성을 비교하기 위해 사용된다.

$$NL[v](i) = \sum_{j \in I} w(i, j) \cdot v(j) \quad (3)$$

가중치는 현재 화소와 영상의 지역영역들의 유클리디안 거리  $\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2$ 을 이용하여 아래의 식 (4)와 같이 계산한다.

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}} \quad (4)$$

식 (5)의  $Z(i)$ 는 정규화 상수이다.

$$Z(i) = \sum_j e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}} \quad (5)$$

잡음을 제거하려는 화소 주변과 영상 전체에서 그와 유사한 밝기 값 정보를 가진 지역을 모두 참조하기 때문에 보다 효과적인 잡음제거가 이루어진다. 출력 화소 값을 계산하기 위하여 주로 지역적으로 가까운 화소들만 이용하여 값을 구하는 잡음제거 기법과 달리 비지역적인 화소들을 이용함으로써 잡음에 강인한 복원 결과를 보여주지만 그 수행시간이 많이 소모되는 단점이 있다. 또한 평탄 영역에서의 잡음제거 효과가 미흡하며 잡음제거 과정에서 흐려짐 현상과 같은 문제점이 있다. 또한 전체 영역을 참조하여 잡음제거를 수행하다보니 연산량이 많고, 연산 시간이 효율적이지 못하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 전체 영역을 참조하지 않고, 주변  $N \times N$  화소로 참조 영역을 제한하여 잡음제거를 하는 방법이 제안되었다.<sup>[5]</sup> 또한 평탄한 영역에서의 효과적인 잡음제거와 경계 영역에서의 흐려짐을 개선하기 위한 연구가 진행되고 있다.<sup>[6]</sup> 동영상 잡음제거를 위해 3D 잡음제거 기법으로 사용하고 성능 및 연산량을 개선하는 연구도 진행되고 있다.<sup>[7]</sup> 이와 같은 잡음제거 기법들은 공간 영역 분석을 통해 잡음을 제거한다. 일반적인 잡음에서는 공간 영역에서의 잡음제거 기법이 좋은 성능을 보이고, 충분한 효과를 나타내는 것을 볼 수 있다. 하지만 저조도 환경에서 취득한 영상은 일반적인 화질 열화보다 그 정도가 심하여 기존의 공간 영역 필터링으로는 잡음을 효과적으로 제거하기 어렵다.

본 논문에서는 잡음이 강한 환경에서의 잡음을 제거하기 위해 주파수 영역 분석을 이용한 잡음제거 기법을 제안한다. 영상에서 주파수 특성을 분석하여 그 특성에

따라 잡음제거 정도를 달리하는 적응적 잡음제거 방법으로, 화질열화가 강한 경우에도 효과적인 잡음제거가 가능하다.

### III. 제안 알고리즘

#### 1. 기본 원리

본 논문에서 제안하는 잡음제거 기법은 한 장의 영상을 이용하는 2D 잡음제거 기법으로, 강한 잡음의 제거를 위해 주파수 영역 분석을 통해 각 주파수 대역 별 분산 차에 따라 가중치 값을 다르게 주어 잡음을 제거하게 된다.

저조도 환경에서 취득한 영상에는 여러 가지 잡음이 있는데 주된 잡음으로는 Gaussian 분포를 따르는 증폭 잡음과 Poisson 분포를 따르는 산탄잡음이 있다.<sup>[10-11]</sup> 이 주된 잡음들은 백색 특성을 가지는데 백색 잡음의 경우, 스펙트럼에서 모든 주파수 영역이 동시에 포함되어 있다. 따라서 일반적인 영상과 달리 저조도 잡음이 매우 강한 영상의 경우에는 전체적인 주파수 영역을 백색 잡음이 주도하게 되고, 전체 대역의 분산은 작아진다. 이러한 특성에 의해 주파수 영역에서 특정영역의 분산이 크다면, 영상에 그 주파수 대역의 특징을 가진 패턴이 존재한다는 가정을 할 수 있다. 본 논문에서는 각 주파수 대역의 분산을 비교하여 해당 대역을 주도하는 영상 특징에 따라 적응적 잡음제거를 수행하고, 고주파 에지 부분의 선명도와 미세부분을 유지하면서도 평탄한 부분에는 강한 잡음제거를 수행하여 화질을 개선하는 잡음제거 기법을 제안한다.

#### 2. 주파수 영역 분석 알고리즘

그림 1은 제안 알고리즘의 순서도이다. 먼저 주파수 영역으로 변환을 하기 위해 DCT(Discrete Cosine Transform)<sup>[12]</sup>를 사용한다. DCT는 영상압축에서 가장 많이 사용하는 공간주파수 변환이며 이미 많은 구현 방법이 소개되어 있고, 변환된 값이 실수 영역만 가지고 있어 DFT의 복소수 형태의 결과보다 처리하기가 용이하다. 또한 최근 Wavelet transform을 이용한 영상처리가 많이 연구되고 있으나, DCT에 비해 하드웨어, 소프트웨어 구현 측면에서 비용이 크고 결과의 차이가 크지 않아 DCT를 이용하여 구현하였다.<sup>[13]</sup>

DCT를 사용하여 입력 영상의 주파수 변환 후, DC를

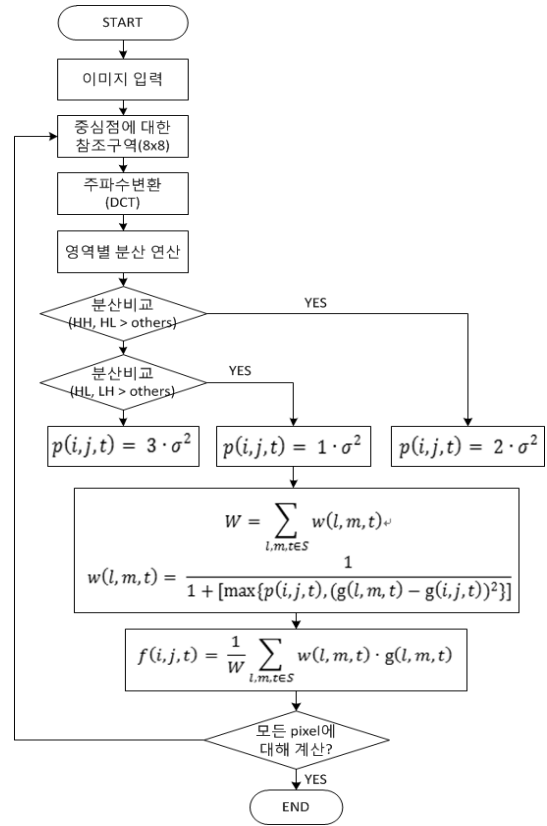


그림 1. 제안하는 알고리즘 순서도

Fig. 1. Flowchart of proposed algorithm.

제외한 AC 주파수 영역을 4개의 대역으로 균일하게 나눈다. 이 네 부분의 분산을 구하게 되면 영상의 내용에 따라 특정 주파수 대역의 분산 값이 큰 것을 확인 할 수 있다. 이는 백색 잡음으로 인해 전체 분산이 작아졌음에도 불구하고 영상의 특징이 존재하는 주파수의 값이 커지면서 해당 주파수 대역 내의 주파수 값들의 차이가 커지기 때문이다. 따라서 주파수 대역 간의 분산 비교와 그 특징에 따라 차등적으로 잡음분산의 계수  $p(i,j,t)$ 를 적용하여 가중치를 구하고, 해당 가중치를 이용하여 잡음제거 알고리즘을 수행한다. 이와 같은 계산을 영상전체의 모든 화소에 대하여 수행을 반복한다.

제안 알고리즘에서  $8 \times 8$  DCT를 사용하였고, 계산의 편의성과 2차원의 공간적 특성을 모두 반영하기 위해 그림 2의 zigzag 변환을 수행하였다. Zigzag 변환은 DCT계수를 1차원 계수 열로 변환하고, 주파수 정보를 저주파로부터 고주파 성분으로 나열한다. 여러 순서의 scanning 변환 중 가장 기본이 되는 zigzag 변환을 사용하였다. 이 변환을 통해 1차원으로 변환된 DCT의 DC는 제외하고 나머지 AC만 분산과 가중치를 구하는

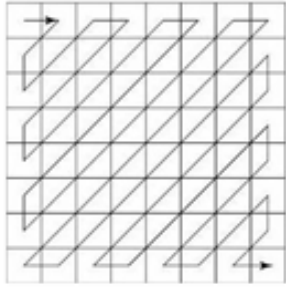


그림 2. Zigzag 변환  
Fig. 2. Zigzag scanning.

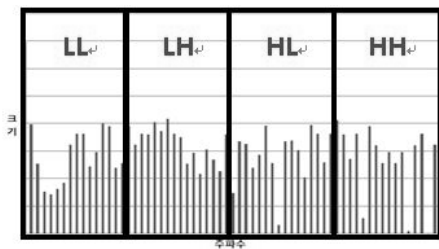


그림 3. 주파수 영역의 4가지 대역  
Fig. 3. 4 bands of frequency domain.

데 이용하였다. 1차원 DCT를 4부분으로 나누어 가장 앞의 15개를 LL, 두 번째 16개를 LH, 세 번째를 HL, 그리고 마지막을 HH라고 보았다. LL이 가장 저주파 대역이며, HH가 고주파 대역이다. 그림 3이 이를 나타내고 있다. 이렇게 나눈 영역 별로 주파수 값에 대한 분산을 구하고 그 차에 따라 잡음제거를 수행한다.

(1) 고주파 대역(HH, HL)의 분산이 가장 클 경우

고주파 대역의 분산이 가장 크다면, 원 영상신호는 급격한 변화가 있는 에지 등이 포함되어 있을 가능성이 높다. 따라서 잡음의 분산 계수를 2로 하고, 일반적인 정도의 잡음제거를 수행한다.

(2) LH 또는 HL 대역의 분산이 가장 클 경우

해당 영상은 다양한 주파수의 미세성분을 다수 포함할 가능성이 높다. 잡음의 분산 계수를 1으로 설정하여 기존 영상의 미세성분을 최대한 보존하며 잡음제거를 수행한다.

(3) LL 대역의 분산이 가장 클 경우

저주파 대역에서 분산이 크다면, 해당 영상의 원 영상신호가 밝기 차가 크지 않은 평탄한 영역일 가능성이 높다. 실험적으로 잡음의 분산 계수를 3으로 하고, 잡음

분산을 키워 강한 잡음제거를 수행한다.

3. 가중치 결정 알고리즘

각 주파수 대역 별 분산 차에 따라 잡음제거 가중치를 결정하게 된다. 식 (6)에서 잡음이 제거된 영상의 출력  $t$ 시간에  $(i, j)$  화소의  $f(i, j, t)$ 를 구하기 위해 필터 내 신호  $g(l, m, t)$ 에 가중치  $w(l, m, t)$ 를 적용한다.

$$f(i, j, t) = \frac{1}{W} \sum_{l, m, t \in S} w(l, m, t) \cdot g(l, m, t) \quad (6)$$

이때 정규화 인자  $W$ 는 식 (7)와 같이 가중치의 합으로 나타낼 수 있다.

$$W = \sum_{l, m, t \in S} w(l, m, t)$$

$$w(l, m, t) = \frac{1}{1 + [\max\{p(i, j, t), (g(l, m, t) - g(i, j, t))^2\}]} \quad (7)$$

식 (7)에서의 각각의 가중치는 식은 필터 내 주변 신호  $g(l, m, t)$ 와 입력 영상신호  $g(i, j, t)$ 와의 차이의 제곱과  $p(i, j, t)$ 를 비교하여 더 큰 값을 사용한다. 가중치에 영향을 주는  $p(i, j, t)$ 는 앞에서 설명한 바와 같이 주파수 대역의 잡음 분산의 차를 이용하여 구하며 식 (8)을 이용하여 결정한다. 식 (8)의 잡음분산의 계수 값은 본 기법의 실험적인 결과로 제안되었다. 각 식에 사용되는  $\sigma$ 는 해당 잡음 영상의 잡음 분산을 추정하여 결정되는 값이다.

$$p(i, j, t) = \begin{cases} 3 \cdot \sigma^2 & , \text{LL high} \\ 2 \cdot \sigma^2 & , \text{HH, HL high, HL, LH high} \\ 1 \cdot \sigma^2 & \end{cases} \quad (8)$$

LL대역의 분산이 가장 큰 영상의 평탄한 부분에서  $p(i, j, t)$ 는  $3 \cdot \sigma^2$ 의 값을 가지게 되고, 입력 영상신호  $g(i, j, t)$ 와 필터 내 주변 영상신호인  $g(l, m, t)$ 들과의 차는 상대적으로 크지 않다. 따라서 가중치를 계산할 때 주로  $p(i, j, t)$ 가 선택이 된다. 필터 내의 입력 화소에 대한 가중치들의 값들은  $p(i, j, t)$ 가 주로 선택됨에 따라 일정한 값에 수렴되며, 출력  $f(i, j, t)$ 는 처리 영역 내 화소 값의 평균에 가까운 값이 된다.

다양한 주파수의 미세성분이 존재하는 부분에서는 평탄한 영역에 비해 1/3로 줄어든  $p(i,j,t)$ 의 값이 적용되어  $p(i,j,t)$ 와  $g(l,m,t)$ 간 차의 제곱을 더 많이 선택하게 된다. 입력 영상신호와 차이가 많이 나는 부분들에서의 가중치는 0에 수렴하게 되어 출력  $f(i,j,t)$ 는 입력 영상에 가까운 값을 최대한 유지하게 된다.

그 외의 경우에는  $p(i,j,t) = 2 \cdot \sigma^2$ 나  $g(i,j,t)$ 와  $g(l,m,t)$ 의 차이 값의 제곱 사이에서 결정하게 된다.  $g(i,j,t)$ 와  $g(l,m,t)$ 의 차이 값의 제곱이  $p(i,j,t)$ 보다 큰 부분은 영상의 미세성분으로 추정하여  $g(i,j,t)$ 와  $g(l,m,t)$ 차이 값의 제곱을 적용하여 출력은 입력 영상에 가까운 값을 유지하고 작은 부분은  $p(i,j,t)$ 를 적용하여 평균에 가까운 값을 적용한다.

#### IV. 실험 및 결과

이 장에서는 제안하는 잡음제거 기법의 성능을 평가하기 위하여 기존의 잡음제거 기법들과의 PSNR의 비교를 통한 평가를 수행하였다. 제안 알고리즘에서 영상의 잡음 분산 값을 추정하여 식 (8)의  $\sigma$ 을 결정한다.  $\sigma$ 은 실험적으로 추정된 잡음 분산 값의 2배  $\pm 5$  정도의 값이 적당하다.  $\sigma$ 이 커질수록 심한 잡음제거에 적합하게 되고, Poisson 잡음이 영상에 포함되어 있을 경우, Gaussian 잡음에 비해 보다 강한 잡음제거가 필요하므로 비슷한 잡음 정도일 때  $\sigma$ 의 값이 더 커야 한다.

##### 1. 제안 알고리즘의 잡음 강도에 따른 PSNR

그림 4는 Poisson 잡음이 포함된 11dB Lenna 잡음 영상을  $\sigma$ 를 다르게 하여 수행한 잡음제거 결과를 나타낸 것이다. 영상의 잡음이 상당히 강하기 때문에  $\sigma = 145$  일 때 가장 좋은 결과를 얻는 것을 볼 수 있다. 그 외의  $\sigma$ 를 이용한 영상은 잡음제거가 제대로 이루어지지 않고, 얼굴 및 배경을 보면 잡음이 여전히 남아있는 볼 수 있다.  $\sigma$ 값에 따라 잡음제거 영상의 PSNR이 크게는 5dB까지 차이 나는 것을 볼 수 있다. 표 1은 Poisson 잡음의 정도가 다른 Lenna 영상을  $\sigma$ 에 따라 잡음제거하고 그 PSNR을 정리한 결과이다. 각 잡음의 정도에 따라 잡음제거 수행이 잘 되는  $\sigma$ 값이 다르고, 잡음이 심할수록  $\sigma$ 가 높아야 결과가 좋은 것을 확인할 수 있다.

그림 5는 Lenna 테스트 영상에 Gaussian 잡음을 추



그림 4. 추정 잡음 분산  $\sigma$ 에 따른 결과

- (a) Lenna 원 영상
- (b) Poisson 잡음(PSNR=11.21)
- (c) 잡음제거  $\sigma = 145$  (d) 잡음제거  $\sigma = 20$

Fig. 4. Denoising result from estimated noise variance  $\sigma$ .

- (a) Lenna original image
- (b) Poisson noise (PSNR=11.21)
- (c) denoising  $\sigma = 145$  (d) denoising  $\sigma = 20$

표 1. Poisson 잡음 강도와 추정잡음 분산에 따른 PSNR비교

Table 1. The comparison of PSNRs according to the poisson noise level and estimated noise variance.

Noisy	$\sigma = 145$	$\sigma = 95$	$\sigma = 75$	$\sigma = 55$	$\sigma = 45$	$\sigma = 20$
11.21	<b>17.31</b>	17.02	16.51	15.57	14.93	12.92
13.27	20.88	<b>21.22</b>	20.95	19.90	19.02	16.01
14.78	21.53	22.17	<b>22.36</b>	21.90	21.22	18.11
16.64	22.00	22.79	23.34	<b>23.66</b>	23.42	20.66
18.09	22.07	22.83	23.48	24.24	<b>24.42</b>	22.50
22.68	22.21	22.89	23.61	24.81	25.63	<b>27.21</b>

가한 9dB 잡음 영상을  $\sigma$ 에 따라 잡음제거를 수행한 결과를 나타낸 것이다. 잡음이 강하기 때문에  $\sigma = 135$ 를 사용했을 경우의 결과가 가장 좋음을 확인할 수 있다. 표 2는 Gaussian 잡음의 정도가 다른 Lenna 영상을  $\sigma$

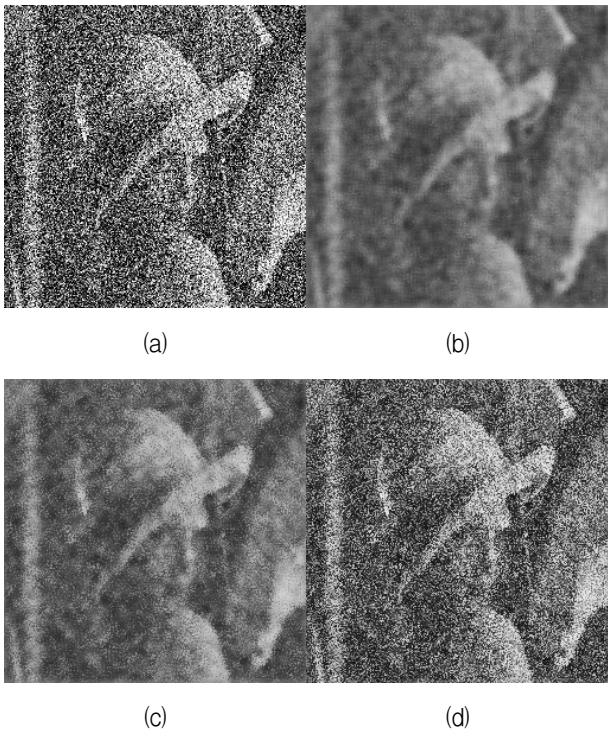


그림 5. 추정 잡음 분산  $\sigma$ 에 따른 결과  
 (a) Gaussian 잡음(PSNR=9.84)  
 (b) 잡음제거  $\sigma = 135$   
 (c) 잡음제거  $\sigma = 85$  (d) 잡음제거  $\sigma = 30$   
 Fig. 5. Denoising result from estimated noise variance  $\sigma$ .  
 (a) Gaussian noise(PSNR=9.84)  
 (b) denoising  $\sigma = 135$   
 (c) denoising  $\sigma = 85$  (d) denoising  $\sigma = 30$

표 2. Gaussian 잡음 강도와 추정잡음 분산에 따른 PSNR 비교  
 Table 2. The comparison of PSNRs according to the gaussian noise level and estimated noise variance.

Noisy	$\sigma = 135$	$\sigma = 95$	$\sigma = 85$	$\sigma = 70$	$\sigma = 50$	$\sigma = 30$
9.84	<b>17.48</b>	17.08	16.73	16.23	14.38	12.51
12.57	20.16	<b>20.47</b>	20.41	19.91	18.24	15.83
13.64	20.57	21.04	<b>21.11</b>	20.95	19.69	17.30
15.22	21.14	21.71	21.91	<b>22.11</b>	21.55	19.43
17.61	21.70	22.32	22.60	23.10	<b>23.50</b>	22.32
21.90	22.15	22.77	23.09	23.74	24.99	<b>26.00</b>

값을 각각 다르게 주고 잡음제거 하여 그 PSNR을 정리한 것이다. 이 역시 잡음이 심할수록  $\sigma$  값이 커야 결과가 좋은 것을 확인할 수 있다.

표 1과 표 2에서 각각의 13dB의 잡음 영상을 비교해

보면 Poisson 잡음은  $\sigma = 95$ , Gaussian 잡음은  $\sigma = 85$ 에서 좋은 잡음제거 효과를 볼 수 있다. 따라서 Poisson 잡음제거 시, Gaussian 잡음보다 좀 더 강한 잡음제거가 필요하고, 비슷한 잡음 정도 일 때  $\sigma$ 가 더 커야한다.

## 2. 잡음제거 알고리즘 성능 실험 결과

다음은 제안하는 기법을 기존 잡음제거 기법과 비교한 결과이다. 비교하는 기존 잡음제거 기법은 Median, AWA, NL-means이다. 제안하는 알고리즘이 2D 잡음제거 알고리즘이기 때문에 같은 2D 잡음제거 기법들과 비교하였다. 실험에 사용된 잡음영상은  $256 \times 256$ 의 크기를 갖고, 각 알고리즘에 동일하게 사용하였다. Median 필터 구현 시에  $8 \times 8$  block을 사용하여 총 64개 화소 중 32번째 화소를 중심 값으로 사용하여 결과를 추정하였다. AWA 필터는  $8 \times 8$  block을 사용하였고, 파라미터  $a = 1$ ,  $\epsilon^2$ 은 추정된 잡음분산의 2배를 사용하였다. NL-means 필터는  $3 \times 3$  window를 사용하여 구현하였고, 파라미터  $h$ 는  $\sqrt{2} \times$  입력영상의 표준편차를 사용하였다.

실험에 사용한 잡음의 종류는 Poisson, Gaussian 잡음이다. Poisson, Gaussian 잡음의 경우 임의로 잡음 강도를 다르게 준 잡음영상을 제안 알고리즘과 비교 잡음제거 기법들을 사용하여 잡음제거를 실험 및 비교하였다. 그림 6은 11dB Poisson Lenna 잡음영상의 잡음제거를 수행한 결과이다. NL-means 필터는 잡음이 거의 제거되지 않는 것을 볼 수 있다. 그림 7은 9dB의 Gaussian Lenna 잡음영상의 잡음제거를 수행한 결과이다. median의 경우 에지 주위에서 흐려짐 현상이 발생하는 것을 볼 수 있다. 제안 알고리즘의 경우, 전체적으로 영상이 흐려지는 것을 볼 수 있지만, 평탄한 영역과 에지 부분에서 모두 다른 잡음제거 기법에 비해 더 나은 결과를 보인다. AWA와 거의 유사한 결과를 나타내지만, PSNR에서 더 우수한 결과를 보인다. 그림 8은 10dB의 Poisson House 잡음영상으로 제안 알고리즘의 에지 부분이 가장 선명하고, 경계에서 번짐 현상과 잡음이 다른 기법에 비해 가장 적은 것을 확인할 수 있다. 그림 9는 10dB의 가우시안 Airplane 잡음영상을 각 알고리즘으로 잡음 제거한 결과이다.

표 3은 잡음 영상에 제안 알고리즘과 비교 잡음제거 기법들을 수행한 PSNR을 보여준다. 강한 잡음뿐만 아니라 잡음의 정도가 약한 경우에도 제안 알고리즘의

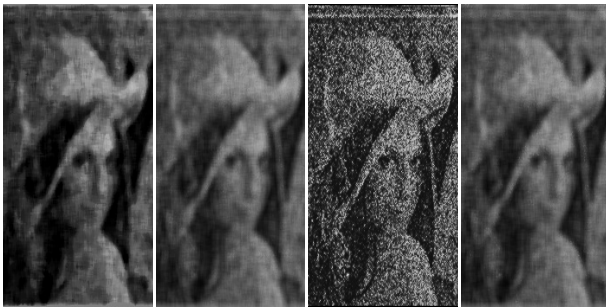


그림 6. 11dB Poisson 잡음, (왼쪽부터) Median, NL-means, AWA, 제안한 잡음제거 알고리즘  
Fig. 6. 11dB Poisson noise, (from left) Median, NL-means, AWA, proposed denoising algorithm.

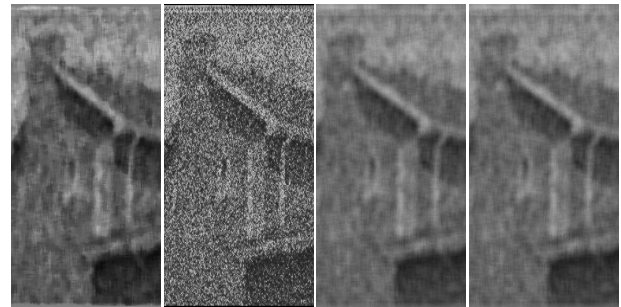


그림 8. 10dB Poisson 잡음, (왼쪽부터) Median, NL-means, AWA, 제안한 잡음제거 알고리즘  
Fig. 8. 10dB Poisson noise, (from left) Median, AWA, NL-means, proposed denoising algorithm.

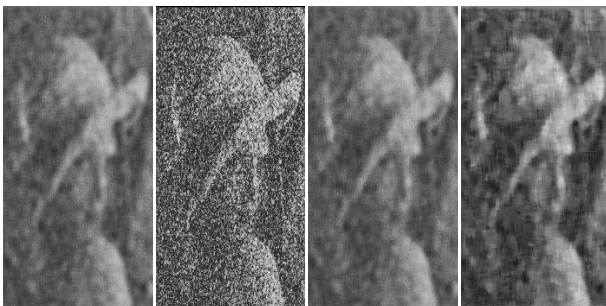


그림 7. 9dB Gaussian 잡음, (왼쪽부터) Median, NL-means, AWA, 제안한 잡음제거 알고리즘  
Fig. 7. 9dB Gaussian noise, (from left) Median, NL-means, AWA, proposed denoising algorithm.

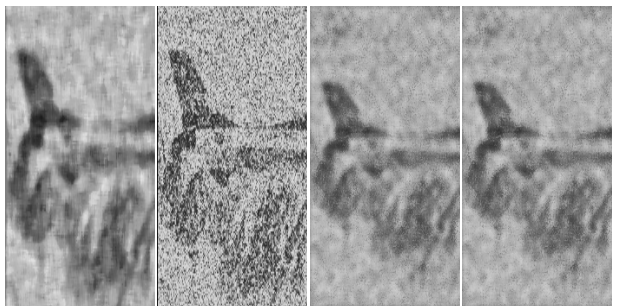


그림 9. 10dB Gaussian 잡음, (왼쪽부터) Median, NL-means, AWA, 제안한 잡음제거 알고리즘  
Fig. 9. 10dB Gaussian noise, (from left) Median, NL-means, AWA, proposed denoising algorithm.

표 3. 혼합잡음 강도에 따른 각 알고리즘의 PSNR 비교

Table 3. The comparison of PSNRs of each algorithm according to the mixed noise intensity.

Image	Type of Noise	Noisy	Median	NL-means	AWA	Proposed
Lenna	Poisson	11.21	15.32	13.87	17.30	<b>17.31</b>
		13.27	19.78	17.80	21.13	<b>21.22</b>
		14.78	20.96	19.98	22.23	<b>22.36</b>
		20.68	22.55	25.85	25.85	<b>26.01</b>
	Gaussian	9.84	<b>18.21</b>	13.33	17.47	17.48
		12.57	19.67	16.63	20.41	<b>20.47</b>
		13.64	20.27	17.98	21.06	<b>21.11</b>
		15.22	21.00	19.97	22.04	<b>22.11</b>
	Poisson+Gaussian	21.90	22.60	25.73	25.88	<b>26.00</b>
	House	Poisson	12.23	20.73	17.01	19.85
Gaussian		10.39	15.48	13.19	16.51	<b>16.52</b>
Airplane	Poisson	10.20	<b>20.84</b>	14.23	20.66	20.67
	Gaussian	9.73	13.62	12.26	13.68	<b>13.69</b>
		10.25	<b>18.03</b>	14.06	17.25	17.27

PSNR이 가장 높으며, 효과적으로 잡음제거를 수행한다는 것을 볼 수 있다. Median 필터가 더 높은 PSNR을 보이기도 하지만 에지 부분의 흐려짐 현상이 발생하고, 평탄한 영역에서 잡음이 남아있어 잡음제거가 효과적이지 못하다. 또한 제안 알고리즘과의 PSNR이 크게 차이 나지 않고, 실제 잡음 제거된 영상은 제안한 알

고리즘이 더욱 좋은 잡음제거 효과를 나타내는 것을 볼 수 있다.

### 3. 저조도 영상 잡음제거 성능 실험 결과

마지막으로 실제 저조도 영상을 이용하여 제안 알고리즘과 다른 잡음제거 기법들을 비교해보았다. 영상은



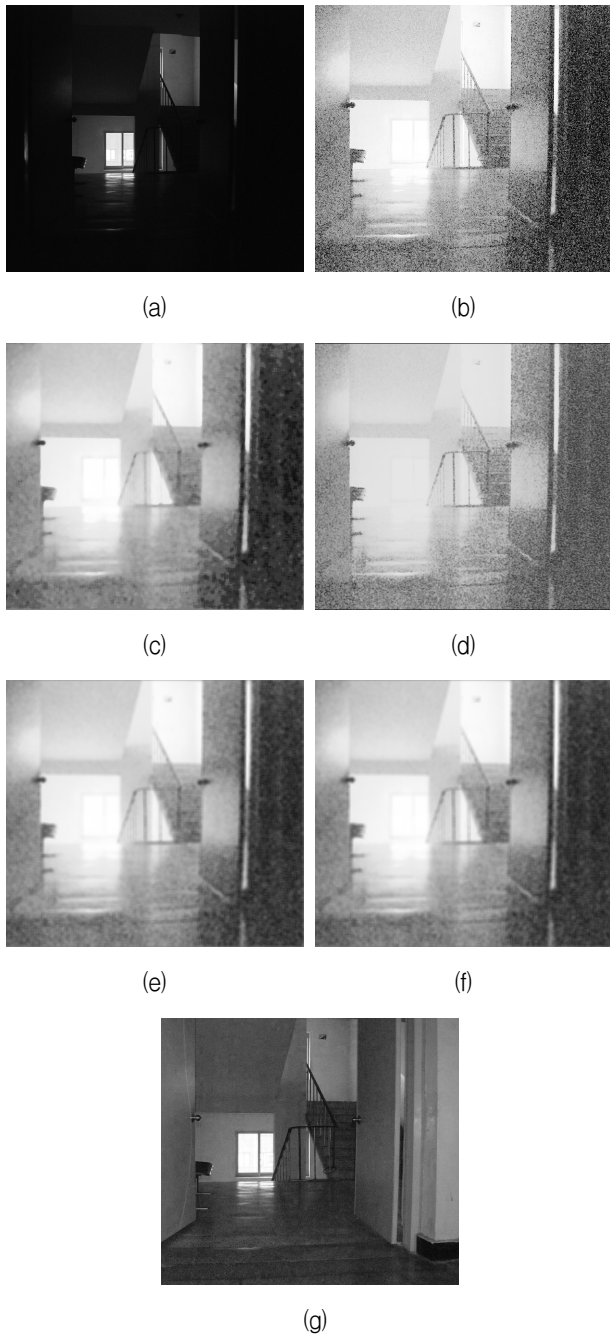


그림 10. 0.1lx 저조도 잡음 영상에 대한 결과  
 (a) 저조도 영상 (b) 히스토그램 평활화  
 (c) Median (d) NL-means (e) AWA  
 (f) 제안한 알고리즘 (g) 잡음 없는 영상

Fig. 10. Result of 0.1lx low-light noisy image.  
 (a) low-light image (b) histogram equalization  
 (c) Median (d) NL-means (e) AWA  
 (f) proposed denoising algorithm (g) Non-Noisey

Nikon D-80 DSLR 카메라를 이용하여 촬영하였다. 획득한 영상이 AGC가 충분히 증폭하지 않아 상당히 어둡

표 4. 저조도 영상 PSNR 비교

Table 4. The comparison of PSNRs of low-light noisy image.

Noisy	Median	NL-means	AWA	Proposed
7.87	8.05	8.24	8.31	8.31

다. 이 때문에 히스토그램 평활화를 통하여 밝기를 조절 한 뒤 잡음제거를 수행하였다.

그림 10(a)는 저조도 영상의 PSNR 비교를 위하여 10lx 조도에서 취득한 영상으로 PSNR 계산 시 원본 영상으로 이용하였다. 그림 10(b)은 조도 2000lx를 기준으로 ND 필터를 이용하여 0.1lx 조도에서 촬영한 영상이고, 그림 10(c)는 그림 10(b)를 히스토그램 평활화한 영상이다. 먼저 영상 결과를 비교해 보면 제안 알고리즘은 AWA와 비슷한 성능을 보이고, 제안 알고리즘이 Median 나 NL-means 필터보다는 주관적 화질 면에서 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다. Median 필터보다는 문이나 계단 등의 에지 부분의 흐려짐 현상이 가장 덜하고, NL-means 필터보다는 평탄한 지역의 잡음에 효과적이다.

표 4는 저조도 영상을 각 잡음제거 기법들로 잡음제거 후 PSNR 비교한 것이다. 실제 영상을 PSNR을 이용하여 성능을 비교하는 것은 큰 의미는 없다. 카메라의 설정에 따라 서로 다른 원본영상을 얻을 수 있으며, 저조도 영상 또한 히스토그램 평활화 같은 여러 변환 과정을 거치기 때문이다. 하지만 제안 알고리즘과 AWA의 PSNR이 큰 값을 가지는 경향이 있는 것을 확인할 수 있고, 다른 결과들과 함께 제안 기법이 좋은 성능을 나타낸다고 할 수 있다.

#### IV. 결 론

본 논문은 잡음이 극히 심한 저조도 영상에 대해 주파수 특성을 해석, 그에 따른 효과적인 잡음제거 기술을 제안하였다. 기존 잡음제거 기법들은 강한 잡음을 효과적으로 제거하지 못하는 문제점을 가지고 있었다. 이에 본 논문에서는 주파수 영역에서 영상을 분석하여 영상특징에 따라 가중평균을 달리하는 잡음제거 기법을 제안하였다. 평탄한 부분에서는 잡음제거를 강하게 하고, 미세한 부분에서는 본래 화소 값을 유지할 수 있도록 하였다.

그 결과 저조도 영상에서 기존의 알고리즘에 비해 PSNR이 0.01~ 0.1 정도 향상되는 것을 볼 수 있고, 잡음 제거된 영상의 경계에서 번짐 현상과 남아있는 잡음이 적은 것을 확인할 수 있다. Median 필터의 PSNR이 높게 나오는 영상이 있지만 주관적 화질을 비교해 보면 median 필터의 경우, 평탄한 영역에서의 잡음제거 능력이 떨어져 잡음이 존재하는 것을 볼 수 있다.

이후 개선 방안은 각 이미지 잡음 정도에 따른 잡음 분산의 자동적 선택 및 DCT 윈도우 크기에 따른 잡음 제거 효과를 파악하고, 차등적인 분산치를 적용하는 것과 zigzag 변환의 순서를 개선하여 보다 나은 결과물을 얻도록 하는 것이다. 또한 시간 축은 2D 잡음제거 알고리즘과 직교하여 3D 잡음제거 기법으로의 확장이 가능하므로 추후 연구에서 본 논문에서 제안하는 2D 잡음제거 기법을 바탕으로 3D 잡음제거 기법으로의 확장을 진행할 것이다.

### 참 고 문 헌

[1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital Image Processing-2/E*, Prentice Hall, pp. 220-278, 2002.  
 [2] 이호철, 남궁재찬, 이성원, "저조도 환경의 영상 잡음제거 기술에 관한 연구," 한국철도학회논문집, 제13권, 제3호, 283-289쪽, 2010년 6월  
 [3] M. K. Ozkan, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp, "Adaptive motion-compensated filtering of noisy image sequence," *IEEE Trans. Circuits and Systems for video tech.*, vol. 3, no. 4, pp. 277-290, August 1993.  
 [4] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," *IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 60-65, June 2005.  
 [5] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "A review of image denoising algorithms, with a new one", *SIAM Multiscale modeling and Simulation*, vol. 4, no. 2, pp. 490-530, 2005.  
 [6] 박상욱, 강문기, "영상 잡음 제거를 위해 개선된 비지역적 평균 알고리즘," *전자공학회논문지*, 제48권 SP편, 제1호, 46-53쪽, 2011년 1월.  
 [7] 박상욱, 강문기, "비지역적 평균 기반 시공간 잡음제거 알고리즘," *전자공학회논문지*, 제48권 SP편, 제2호, 24-31쪽, 2011년 3월.  
 [8] H. Malm, M. Oskarsson, E. Warrant, P. Clarberg, J. Hasselg'ren, and C. Lejdfors,

"Adaptive enhancement and noise reduction in very low light-level video," *IEEE Conf. on Computer Vision, ICCV 2007*, pp. 1-8, Oct 2007.  
 [9] S. W. Lee, V. Maik, J. Jang, J. Shin, and J. Paik, "Noise-Adaptive Spatio-Temporal filter for real-time noise removal in low light level images," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol.51, No.2, May 2005.  
 [10] F. Alter, Y. Mantsushita, and X. Tang, "An intensity similarity measure in low-light conditions," in *Proc. ECCV 2006*, vol.3954, pp. 267-280, 2006  
 [11] H. Faraji, "CCD Noise Removal in Digital Images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol.15, no.9, pp. 2676-2685, Sep. 2006.  
 [12] N. Ahmed, T. Natarajan, and K. R. Rao, "Discrete Cosine Transform," *IEEE Trans. Computers*, vol.C-23, no.1, pp. 90-93, Jan. 1974.  
 [13] Z. Xiong, K. Ramchandran, M. T. Orchard, and Y. Zhang, "A Comparative Study of DCT- and Wavelet-Based Image Coding", *IEEE Trans. Circuits and system for video technology*, vol.9, no.5, pp. 692-695, Aug. 1999.

### 저 자 소 개



이 정 윤(학생회원)  
 2011년 광운대학교 컴퓨터공학과  
 학사 졸업.  
 2011년~현재 광운대학교 컴퓨터  
 공학과 석사.  
 <주관심분야 : 영상신호처리,  
 GPGPU>



이 성 원(정회원)-교신저자  
 1988년 서울대학교 제어계측  
 공학과 학사 졸업.  
 1990년 서울대학교 제어계측  
 공학과 석사 졸업.  
 2003년 Univ. of Southern  
 California 박사 졸업.  
 1990년~2004년 삼성전자 반도체부문 시스템  
 LSI 책임연구원.  
 2005년~현재 광운대학교 컴퓨터공학과 부교수.  
 <주관심분야 : 영상신호처리, 신호처리 SoC, 컴  
 퓨터구조>