

논문 2015-52-4-18

STFT 기반 영상분석을 이용한 효과적인 잡음제거 알고리즘

(Effective Noise Reduction using STFT-based Content Analysis)

백 승 인*, 정 수 웅*, 최 종 수**, 이 상 근**

(Seungin Baek, Soowoong Jeong, Jong-Soo Choi, and Sangkeun Lee[©])

요 약

디지털 영상 처리 분야에서 잡음 제거는 활발히 연구되어오고 있으며, 최근에는 블록 기반의 잡음 제거 알고리즘이 널리 사용되고 있다. 저계수행렬 근사 기반의 잡음 제거 알고리즘은 WNNM(Weighted Nuclear Norm Minimization)과 블록 기반의 잡음 제거 방법을 적용하여 잡음 제거 방법에 대한 잠재력을 입증했다. 그러나 저계수행렬 근사 기반의 잡음 제거 알고리즘은 영상복원 과정에서 의도치 않은 아티팩트를 발생시킨다. 본 논문에서는 STFT(Short Time Fourier Transform)을 이용해 영상을 분석하여 기존 알고리즘에서 발생하는 아티팩트를 적응적으로 최소화시키는 방법을 제안한다. 성능을 확인하기 위해 다양한 잡음정도를 포함하는 영상에서 실험하였으며, 비교를 통해 제안된 방법이 기존의 잡음 제거 알고리즘보다 효과적으로 잡음을 제거하는 것을 확인했다.

Abstract

Noise reduction has been actively studied in the digital image processing and recently, block-based denoising algorithms are widely used. In particular, a low rank approximation employing WNNM(Weighted Nuclear Norm Minimization) and block-based approaches demonstrated the potential for effective noise reduction. However, the algorithm based on low rank a approximation generates the artifacts in the image restoration step. In this paper, we analyzes the image content using the STFT(Short Time Fourier Transform) and proposes an effective method of minimizing the artifacts generated from the conventional algorithm. To evaluate the performance of the proposed scheme, we use the test images containing a wide range of noise levels and compare the results with the state-of-art algorithms.

Keywords : Image Restoration, Denoising, Noise Reduction, Gaussian noise

* 학생회원, ** 평생회원, 중앙대학교 첨단영상대학원 영상학과

(Department of Image Engineering, Graduate School of Advanced Imaging Science, Multimedia, and Film, Chung-Ang University)

© Corresponding Author(E-mail: sangkny@cau.ac.kr)

※ 이 논문은 2015년도 중앙대학교 두뇌한국(BK)21 PLUS 사업과 2014년도 미래창조과학부와 교육부의 재원으로 한국연구재단에서 지원을 받아 수행된 연구(No. NRF-2014R1A2A1A11049986 / NRF-2014S1A5B6037633) 입니다.

Received ; November 14, 2014 Revised ; February 22, 2015

Accepted ; April 1, 2015

I. 서 론

현대사회는 DSLR(Digital Single-lens Reflex), 스마트폰 카메라, CCTV, 자동차 블랙박스 등과 같은 디지털 영상기기의 보편화에 따라 실생활에서 디지털 영상을 자주 접할 수 있게 되었다. 이는 과학 기술의 발달로 인한 자연스러운 현상이며, 앞으로 고해상도의 디지털 영상 및 고화질의 영상에 대한 수요도 점차 증가할 것으로 예상 할 수 있다. 하지만 이와 같은 기술의 발전에도 영상에서 발생하는 잡음은 영상의 화질을 저하시키

는 결정적인 요소 중 하나이다.

잡음은 디지털 영상을 획득하는 과정에서 촬영환경, 센서, 전송과정에서의 신호간섭과 열화 등과 같은 다양한 원인에 의해 발생하고, 잡음의 특성과 분포에 따라서 임펄스 잡음, 가우시안 잡음, 균일 잡음 등으로 잡음 모델을 분류할 수 있다^[1]. 일반적으로 디지털 기기 내부에서 전자의 열운동에 의해 열잡음(Thermal noise)이 발생하며, 가우시안 확률분포(Gaussian Distribution)의 특성을 가진다^[2]. 따라서 열잡음을 가산 백색 가우시안 잡음(AWGN)이라고 한다.

이를 해결하기 위해 영상처리 분야에서는 다양한 방법^[2~13]을 통해 잡음을 제거하여 화질을 개선하기 위한 연구를 진행 중이다.

가우시안 잡음제거에 관한 연구는 잡음이 가우시안 분포의 특성을 가진다는 가정과 잡음의 분산을 안다는 가정 하에 잡음을 추정하고 제거하는 과정이 포함된다. 또한, 알고리즘을 수행하는 도메인에 따라 공간 영역(Spatial Domain)과 주파수 영역(Frequency Domain)기반의 방법으로 구분되어 연구가 되어 왔다^[3~6]. 하지만 두 가지 영역을 모두 사용하는 혼합방식의 잡음제거 방법인 SA-DCT(Shape-Adaptive DCT)^[7], BM3D(Block Matching 3D Filter)^[8], DDID(Dual Domain Image Denoising)알고리즘^[9], DDID를 개선한PID(Progressive Image Denoising)알고리즘^[10]과 학습기반의 잡음제거 방법인 K-SVD^[11]가 연구되어 잡음 제거에서 우수한 성능을 보이고 있다. 최근에는 저 계수 행렬근사(Low Rank Approximation)를 이용하여 가중치를 부여한 뉴클리어 놈 최소화와 블록 기반의 알고리즘을 이용하여 영상의 잡음을 제거하는 방법^[12~13]이 제안되었다.

본 논문에서는 최신의 저 계수 행렬 근사를 통한 잡음 제거 알고리즘^[12]의 단점을 보완하는 알고리즘을 제안하여 효과적인 영상복원을 이루어낸다. 제안하는 알고리즘은 STFT(Shot Time Fourier Transform)을 통해 지역적 영상분석을 수행하여 평탄한 영역과 세부정보 영역을 구분한다. 그리고 구분된 정보에 대하여 파라미터를 사용하지 않고 가중치를 부여하여 잡음 제거에 이용하는 새로운 방법을 제안한다.

본 논문의 II장은 기존의 잡음 제거 알고리즘을 소개한다. III장에서는 제안하는 알고리즘과 그 방법을 이용한 적응적 잡음 제거 방법에 대해 기술하며, IV장에서는 제안하는 알고리즘과 기존의 알고리즘의 결과를 실

험을 통해 비교, 분석하여 기술한다. V장에서는 결론을 맺는다.

II. 기존 알고리즘

디지털 영상이 가우시안 잡음에 의해 왜곡 되었을 경우 식 (1)과 같이 정의 할 수 있다^[1].

$$z(x) = o(x) + n(x), \quad x \in X, X \subset Z^2 \quad (1)$$

여기서 x 는 디지털 영상에서 픽셀이 위치한 2차원 좌표, X 는 영상 도메인, Z^2 는 2차원 정수 공간을 의미한다. $z(x)$ 는 왜곡이 발생한 잡음 영상, $o(x)$ 는 원본 영상, $n(x)$ 는 $o(x)$ 와 독립적이고 $N(0, \sigma_{noise}^2)$ 인 가우시안 잡음을 의미한다.

1. DDID 잡음 제거 알고리즘

DDID 잡음제거 알고리즘^[9]은 화소 기반의 잡음 제거 알고리즘으로써, 공간 영역과 주파수 영역을 모두 이용한다. 공간 영역에서는 양방향 필터^[3]를 이용하고, 주파수 영역에서는 웨이블릿 수축(Wavelet Shrinkage)를 이용하여 화소 단위의 잡음 제거 추정치를 얻는다. 그리고 복원된 영상은 가이드영상으로 활용되어 2번의 동일한 잡음제거 과정을 더 거치는 반복수행을 통해 최종적인 잡음 제거 영상을 얻는 알고리즘이다.

여기서 양방향 필터는 신호의 큰 진폭을 유지하기 위해서 사용되며, 웨이블릿 수축은 작은 진폭을 버리기 위하여 사용된다. 결과적으로 화소기반의 알고리즘임에도 불구하고 블록 기반의 잡음 제거 방법인 BM3D^[8]에 비해 빠르며 유사한 성능을 보인다. 그리고 평탄한 영역이 많은 영상에서 효과적인 성능을 보였다.

그러나 화소 기반의 잡음제거 방법은 복원화소가 잡음에 의해 심하게 오염되었을 경우, 잘못된 유사성에 의해 잘못된 복원이 이루어 질 수 있다. 그리고 DDID 알고리즘은 블록기반의 알고리즘에 비해서 윤곽선, 세부정보가 많은 영역에서 효과적으로 잡음을 제거하지 못하는 단점을 지닌다.

2. WNNM을 이용한 잡음제거 알고리즘

WNNM을 이용한 잡음제거 알고리즘은 블록 기반의 알고리즘으로써, 가중치를 부여한 뉴클리어 놈 최소화(Weighted Nuclear Norm Minimization)를 이용하여 영

상의 잡음을 반복적으로 제거한다^[12].

$$\|A\|_* = \sum_i \sigma_i \quad (2)$$

식 (2)를 통해 뉴클리어 놈(Nuclear Norm)을 정의할 수 있으며, 특이 값의 합으로써, 가중치를 고려하기 위하여 계산된다. 잡음 영상에서 유사성이 높은 블록을 구하기 위하여 다음과 같은 과정을 거친다.

$$d(Z_{x_R}, Z_x) = \|Z_{x_R} - Z_x\|_2^2 \quad (3)$$

$$a_n = \min(d), n = 1 \cdots N \quad (4)$$

$$Y_x = [a_1, a_2, \dots, a_N] \quad (5)$$

먼저 식 (3)을 이용하여 블록간의 차이를 구한다. 블록간의 차이가 작을수록 유사성이 높은 블록으로 추정할 수 있다. 그리고 식 (4)에서 차이가 작은 블록 순으로 정렬하여 a_n 으로 놓을 수 있다. 식 (5)는 유사도 순으로 정렬 된 블록에서 유사성이 높은 특정한 N 개의 블록을 그룹하여 Y_x 을 구성한다. 여기서 블록의 개수는 잡음의 분산 정도에 따라 다르도록 파라미터화 되었다. 유사 블록의 집합 Y_x 는 식 (6)에 의해 특이 값 분해를 할 수 있다.

$$Y_x = U\Sigma V^T \quad (6)$$

$$\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_i), \sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_i \geq 0 \quad (7)$$

여기서 Y_x 가 $M \times N$ 인 직사각행렬일 때, Σ 는 $M \times N$ 이며 특이 값(Singular Value)이 내림차순으로 정렬된 대각 행렬(Diagonal Matrix)이다. U 와 V 는 각각 $M \times M$, $N \times N$ 크기의 직교 행렬(Orthogonal Matrix)이다.

특이 값이 클 때, 큰 가중치를 적용하고, 특이 값이 작을 때, 작은 가중치를 주기 위해 식 (8)을 이용해서 특이 값에 반비례 하도록 적용한 가중 벡터를 구한다.

$$w_i = \frac{c\sqrt{n}}{\sqrt{\max(\sigma_i(Y_x) - n\sigma_{noise}^2, 0) + \varepsilon}} \quad (8)$$

이 수식에서 c 는 0보다 큰 상수 이고, n 은 잡음의 분산 정도에 따라 다르게 지정된 유사 블록의 개수 파

라미터이며, σ_i 는 식 (7)에 속한 특이 값이다. σ_{noise}^2 는 영상 잡음의 분산이며, ε 은 아주 작은 값으로 0으로 나누는 것을 방지하는 역할을 한다.

$$S_w(\Sigma_{ii}) = \max(\Sigma_{ii} - w_i, 0) \quad (9)$$

식 (9)는 소프트 임계처리 기술자를 의미하며, i 번 반복을 수행한다. $S_w(\Sigma)$ 는 식(8)의 가중 벡터에 의해서 가중치가 적용된 특이 값을 가진 대각 행렬이 된다. 그리고 구해진 가중 특이 값 행렬을 이용하여 영상 복원을 위한 추정된 값을 얻기 위하여 식 (10)을 수행한다.

$$\hat{O}_x = US_w(\Sigma)V^T \quad (10)$$

구해진 \hat{O}_x 는 x 위치의 블록 단위의 추정치이며, 블록 단위의 가중 평균을 구하여 영상 잡음을 제거하여 복원한다. 위 과정을 반복적으로 수행함으로써, 점차적으로 영상에서 잡음을 제거하여 최적화를 이루어 효과적인 잡음 제거 영상 \hat{O}^W 을 얻는다.

그러나 복원영상에서는 블록 기반의 잡음 제거 알고리즘이 가지는 단점인 평탄한 영역에서 부자연스러움과 아티팩트가 여전히 남는 것을 볼 수 있다. 평탄한 영역에서의 잡음을 영상의 구조로 판단했기 때문이다.

따라서 본 논문에서는 평탄한 영역에서 WNNM 잡음 제거 알고리즘이 가지는 문제점을 개선하기 위하여, STFT(Shot Time Fourier Transform)을 이용하여 영상을 분석하는 방법을 제안하며, 분석 정보에 의해서 따라서 DDID 알고리즘을 이용하여 효과적인 잡음 제거를 수행할 수 있는 방법을 제안한다. 그리고 실험결과를 통해 기존의 잡음제거 알고리즘에 비해 자연스럽게, 뛰어난 결과를 선보인다.

III. 제안하는 알고리즘

본 논문에서는 잡음 제거 영상에 STFT(Shot Time Fourier Transform)을 수행함으로써 위치정보를 활용할 수 있는 지역적 주파수 분석을 수행한다. STFT를 수행하는 것은 주파수 변환을 통해 영상의 해당지역에서 텍스처 정보와 같은 세부정보를 더 많이 반영할 수 있기 때문이다. 따라서 평탄한 영역, 텍스처 영역에 대한 정보를 추출하기 위해 STFT를 통해 영상을 분석한다.

1. STFT를 이용한 주파수 영역의 분석

STFT(Shot Time Fourier Transform)^[14]는 영상에 대한 지역적인 주파수 변환으로써, 지역적으로 가우시안 형태의 윈도우를 곱한 뒤 주파수 변환을 수행하는 방법이다. 이를 통해 공간 영역의 중요 부분에 대한 주파수 정보를 얻어낼 수 있다. 우리는 슬라이딩 윈도우를 통해 모든 영역을 지역적으로 탐색하되, 블록 단위의 DFT(Discrete Fourier Transform)를 수행한다. 여기서 생성되는 가우시안 윈도우는 식 (11)와 같이 양방향필터의 윈도우를 이용한다^[9]. 양방향 필터는 유사성이 높은 정보 반영과 깃스현상을 방지하기 위하여 사용된다.

$$k_{x,y} = e^{-\frac{|x-y|^2}{2\sigma_d^2}} e^{-\frac{(\widehat{O}_x^W - \widehat{O}_y^W)^2}{\gamma_r \sigma_{noise}^2}} \quad (11)$$

$$\widehat{g}_x = \frac{\sum_{y \in N_x} k_{x,y} \widehat{O}_y^W}{\sum_{y \in N_x} k_{x,y}} \quad (12)$$

여기서 \widehat{O}^W 는 WNNM 알고리즘을 통해 추정된 잡음 제거 영상이며, N_x 는 위치 x 를 중심으로 반지름 r 이 11인 블록으로써, 윈도우의 크기에 따라 STFT를 통한 영상 분석이 크게 차이가 나타나기 때문에 실험적으로 적절히 정해진 값을 사용한다. 그리고 σ_{noise}^2 은 영상의 잡음의 분산, σ_d 와 γ_r 은 윈도우의 가우시안 폭과 범위를 조절하는 파라미터로써 1.5와 0.5를 사용한다.

식 (12)을 통해 구해진 값 \widehat{g}_x 은 x 와 y 위치의 화소 사이의 거리 차이와 화소 값의 차이를 가중치로 적용한 값으로 저주파 성분에 해당된다. 그리고 저주파 성분은 식 (13)에서 STFT를 수행하는데 사용된다.

$$G_{x,f} = \sum_{y \in N_x} e^{\frac{-i2\pi(y-x) \cdot f}{2r+1}} k_{x,y} (\widehat{O}_y^W - \widehat{g}_x) \quad (13)$$

$$\sigma_{x,f}^2 = \sigma^2 \sum_{y \in N_x} k_{x,y}^2 \quad (14)$$

$G_{x,f}$ 는 분석 영역에 대해 주파수 변환을 통해 얻은 푸리에 계수들로 지역의 특징정보를 나타낸다. 그리고 식 (14)은 양방향 윈도우의 계수를 고려한 잡음 분산으로 식 (15)에서 이용된다. 식 (15)를 수행하면 푸리에 계수의 값이 크게 나타나는 특징정보만을 관찰할 수 있다.

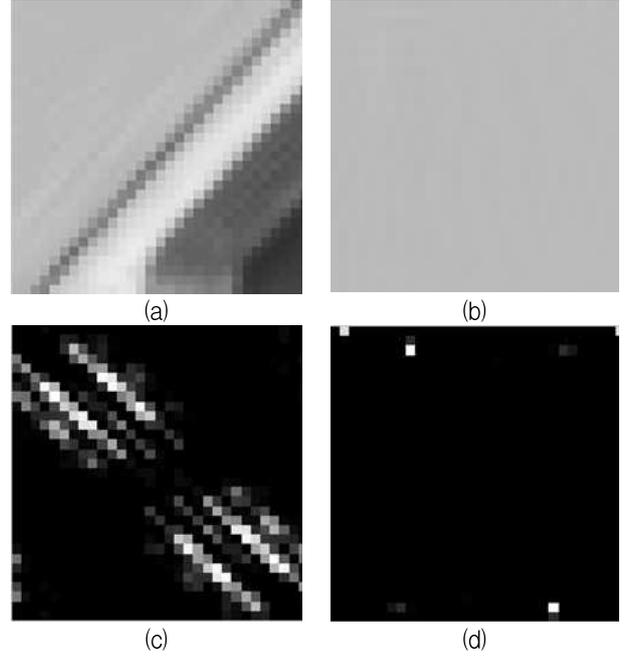


그림 1. 영상의 특징에 따른 웨이블릿 수축 계수의 차이

(a) 윤곽선 영역 (b) 평탄한 영역 (c) 윤곽선 영역에 대한 웨이블릿 수축 계수 (d) 평탄한 영역에 대한 웨이블릿 수축 계수

Fig. 1. Wavelet-shrinkage coefficients according to the image features.

(a) Edge region (b) Flat region (c) Wavelet-shrinkage coefficients in the edge regions (d) Wavelet-shrinkage coefficients in the flat regions

$$K_{x,f} = e^{-\frac{\gamma_f \sigma_{x,f}^2}{|G_{x,f}|^2}} \quad (15)$$

$$\Omega_{x,f} = \{K_{x,f}^1, K_{x,f}^2, \dots, K_{x,f}^n\} \quad (16)$$

구해진 $K_{x,f}$ 는 DDID 알고리즘^[9]에서 사용되어진 웨이블릿 수축(Wavelet Shrinkage)필터이다. 여기서 γ_f 는 필터가 적용되는 범위를 나타내는 파라미터이며, 식 (15)의 $K_{x,f}$ 는 식 (16)와 같이 각각의 계수들의 집합으로 나타낼 수 있다.

그림 1은 서로 다른 특징을 가지는 영상을 식 (15)와 식 (16)을 거쳐 영상으로 나타낸 것이다. 영상에서 특징이 나타나지 않는 평탄한 영역일수록 계수들 중 큰 값을 가지는 계수가 적게 나타나며, 식 (16)의 계수 집합 $\Omega_{x,f}$ 을 이용하면 영상의 특징 정보를 분석할 수 있다.

$$\bar{\Omega}_{x,f} = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n K_{x,f}^p \quad (17)$$

$$\hat{K}_{x,f}^n = \max(K_{x,f}^n - \bar{\Omega}_{x,f}, 0), \hat{K}_{x,f}^n \in \hat{\Omega}_{x,f} \quad (18)$$

식 (17)은 계수 집합의 평균 값 $\bar{\Omega}_{x,f}$ 을 의미하며 n 은 계수 전체의 개수이다. 제안하는 방법에서 평균 값 $\bar{\Omega}_{x,f}$ 는 임계값과 같은 역할을 수행하여 식 (18)을 통해 평균 이하의 계수는 제외하고, 평균 이상의 큰 값을 가지는 계수만을 남김으로써 적응적으로 이용한다.

$$C_x = \# \{ \hat{\Omega}_{x,f} \neq 0 \} \quad (19)$$

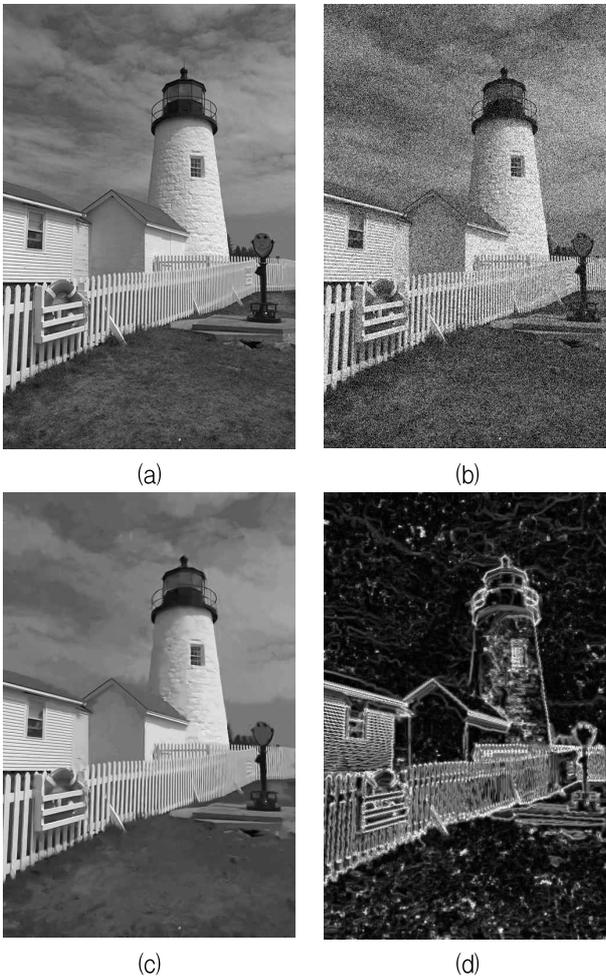


그림 2. 제안된 방법에 의해 생성된 분석 맵
(a) 원본 영상 (light house) (b) 잡음 영상 ($\sigma = 40$) (c) WNNM의 결과 (d) 분석 맵
Fig. 2. Analysis map from the proposed method.
(a) Original image (light house) (b) Noisy Image ($\sigma = 40$) (c) Result of WNNM (d) Analysis map

여기서 $\# \{ \}$ 은 개수를 세는 기술자로서, 집합 $\hat{\Omega}_{x,f}$ 에서 0이 아닌 원소의 개수를 세어 분석 맵 C 를 구성한다.

$$C_x^{mor} = \frac{C_x}{\max(C)} \quad (20)$$

식 (20)은 분석 맵 C 의 정규화를 나타내며, 정규화된 분석 맵 C^{mor} 는 영상의 평탄한 영역과 윤곽선, 세부 정보를 나타낸다. 따라서 C^{mor} 의 값이 작을 경우에는 평탄한 영역이며, 값이 큰 경우에는 윤곽선, 세부정보가 많은 영역으로 판단할 수 있다.

그림 2는 제안된 방법으로 도출된 분석 맵의 결과를 보인다. 그림 2 (b)의 잡음 영상에 대하여 WNNM 잡음 제거 방법을 이용하여 잡음을 제거하면 그림 2 (c)의 결과와 같다. 하지만 그림 2 (c)은 하늘부분의 평탄한 부분에서 잡음을 특징으로 판단하여 남아 있는 아티팩트가 발견된다. 제안된 방법을 이용하여 도출한 그림 2 (d)는 분석 맵을 통해 윤곽선, 텍스처와 같은 세부 정보가 평탄한 영역과 구분되어진 것을 확인 할 수 있다. 따라서 분석 맵이 가진 값에 의해서 가중치를 부여하여 아티팩트를 줄일 수 있다.

2. 분석 정보 기반의 잡음 제거 알고리즘

WNNM 알고리즘을 통해 추정된 잡음 제거 영상 \hat{O}^W 을 가이드 영상으로 이용하여, DDID 알고리즘 수행 결과 영상 \hat{O}^D 을 얻는다. 두 영상은 평탄한 영역과 세부정보가 많은 영역에서 차이를 보이고 있다. 따라서 식 (21)에서 주파수 분석을 통해 얻은 분석 맵 C^{mor} 의 값에 따라 영상 분석 정보 기반의 잡음 제거를 수행한다. 이를 통해 평탄한 영역에서 발생하는 아티팩트는 줄이고, 윤곽선은 보존할 수 있다. 식 (21)에서 구한 \hat{O}_x^F 은 최종적인 잡음 제거 영상이다.

$$\hat{O}_x^F = (1 - C_x^{mor}) \times \hat{O}_x^D + (C_x^{mor} \times \hat{O}_x^W) \quad (21)$$

영상의 분석 결과인 분석 맵 C^{mor} 의 값을 가중치로 적용하였다. \hat{O}^W 의 영상은 평탄한 영역에서 아티팩트가 발생되었으므로, \hat{O}^W 의 값은 줄이고 \hat{O}^D 의 값을 많이 반영하여 아티팩트를 줄인다. 그리고 윤곽선과 세부 정보가 많은 영역의 경우에는 \hat{O}^W 의 값을 많이 이용하

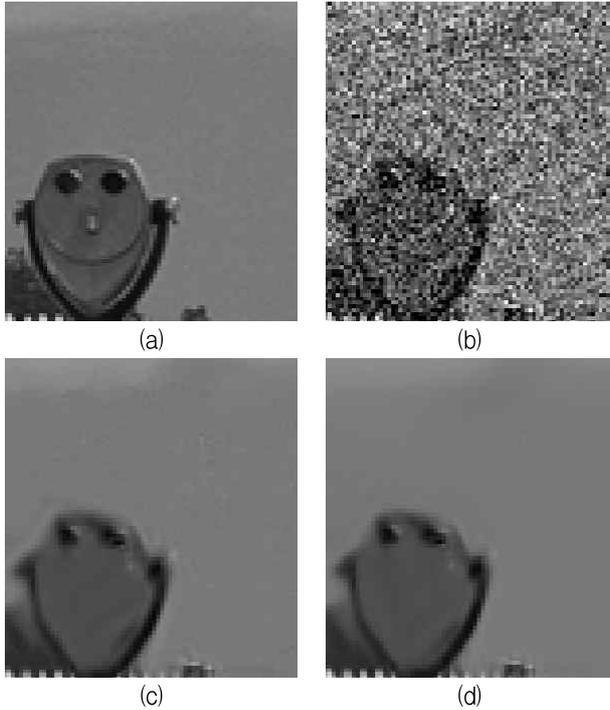


그림 3. 제안된 방법을 이용한 적응적 잡음 제거
(a) 원본 영상의 확대 결과 (light house) (b) 잡음 영상의 확대 결과 ($\sigma = 40$) (c) WNNM의 확대 결과 (d) 제안된 잡음 제거 확대 결과

Fig. 3. Adaptive noise reduction from the proposed method.

(a) Enlarged result of original image (light house) (b) Enlarged result of noisy image ($\sigma = 40$) (c) Enlarged result of WNNM (d) Enlarged result of proposed noise reduction

여 세부 영역은 보존할 수 있도록 하였다. 결과적으로 분석된 정보에 따라 효과적으로 잡음 제거를 할 수 있었다.

그림 3은 그림 2의 “light house” 원본 영상에 대해 제안한 방법으로 분석 맵을 구하고, 분석된 정보에 따라 평탄한 영역에서 효과적으로 잡음과 아티팩트를 제거한 영상을 확대하였다. 그림 3 (c)에서 큰 윤곽선 영역 주위와 평탄한 영역에서 남은 아티팩트를 볼 수 있다. 그림 3 (d)은 제안된 방법으로 윤곽선을 보존하면서 평탄한 영역에서 아티팩트를 효과적으로 제거한 영상이다. 그림 3 (c)에 비해 아티팩트가 줄어들어 시각적으로 자연스러운 영상복원이 이루어진 것을 볼 수 있다.

IV. 실험 및 결과

이 장에서는 가우시안 잡음을 대상으로 기존의 알고리즘들과 제안하는 잡음 제거 알고리즘을 다양한 영상과 잡음 정도에서 실험한 결과에 대해 기술한다.

그림 4는 실험을 위해 사용한 16장의 원본 영상들이다. 영상의 크기는 256×256 , 512×512 , 768×512 이며, 영상마다 $\sigma = \{5, 15, 25, 40, 50, 70, 100\}$ 인 가우시안 잡음을 첨가하여 잡음 제거 실험을 진행하였다. 기존의 가우시안 잡음 제거 알고리즘은 널리 알려진 SA-DCT^[7], BM3D^[8], K-SVD^[11]와 최신의 알고리즘인 PID^[10], WNNM^[12]을 사용하였다. 그리고 모든 비교 알고리즘은 동일한 실험조건 하에 제안하는 잡음제거 방법과 객관적 성능비교를 하였다.

$$MSE = \frac{1}{p} \sum_{x=1}^p (\widehat{O}_x^F - O_x)^2 \quad (22)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) dB \quad (23)$$

실험에서 복원된 잡음 제거 영상에 대한 객관적 화질 평가를 위하여 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)을 이용하였다. 식 (22)에서 \widehat{O}_x^F 은 잡음을 제거한 복원 O_x 는 잡음에 오염되지 않은 원본 영상이다. 복원 영상과 원본



그림 4. 실험에 사용된 원본 영상

Fig. 4. Original test images

표 1. "Cameraman"영상의 PSNR 비교 (단위 : dB)
Table 1. The comparison of PSNR for "Cameraman".
(unit : dB)

σ	K-SVD	SA-DCT	BM3D	PID	WNNM	Proposed
5	37.88	37.81	38.29	38.18	38.55	38.55
15	31.48	31.57	31.91	32.09	32.20	32.33
25	28.88	29.07	29.45	29.68	29.65	29.84
40	26.75	26.93	27.18	27.60	27.47	27.72
50	25.70	25.88	26.12	26.62	26.42	26.69
70	23.84	24.24	24.61	25.02	24.85	25.15
100	21.57	22.51	23.07	23.11	23.36	23.51
Avg.	28.01	28.29	28.66	28.90	28.93	29.11

표 2. "Lena"영상의 PSNR 비교 (단위 : dB)
Table 2. The comparison of PSNR for "Lena". (unit : dB)

σ	K-SVD	SA-DCT	BM3D	PID	WNNM	Proposed
5	38.61	38.38	38.72	38.56	38.81	38.80
15	33.70	33.87	34.27	34.22	34.38	34.46
25	31.36	31.66	32.08	32.12	32.25	32.37
40	29.03	29.57	29.86	30.14	30.11	30.33
50	27.87	28.60	29.05	29.17	29.25	29.46
70	26.15	27.07	27.57	27.67	27.85	28.09
100	24.55	25.48	25.95	26.15	26.20	26.53
Avg.	30.18	30.66	31.07	31.15	31.26	31.43

표 3. "Baboon"영상의 PSNR 비교 (단위 : dB)
Table 3. The comparison of PSNR for "Baboon".
(unit : dB)

σ	K-SVD	SA-DCT	BM3D	PID	WNNM	Proposed
5	35.27	33.37	35.35	35.18	35.49	35.48
15	28.05	27.61	28.18	28.18	28.38	28.42
25	25.34	25.12	25.39	25.66	25.71	25.76
40	23.24	23.21	23.39	23.61	23.69	23.69
50	22.43	22.57	22.71	22.80	22.95	22.91
70	21.52	21.82	21.93	21.87	22.01	22.00
100	20.80	21.14	21.13	21.13	21.12	21.17
Avg.	25.24	24.98	25.44	25.49	25.62	25.63

영상이 유사할수록 높은 PSNR 수치가 나타난다.

표 1에서 표 3은 각 실험 영상에 대한 실험 결과를 나타낸다. 기존의 잡음제거 알고리즘들과 제안하는 방법의 성능을 PSNR수치로 비교하였다.

표 1, 표 2에 해당하는 영상은 평탄한 영역이 많은 영상이다. 표를 통해 제안하는 잡음제거 방법의 결과가 기존의 잡음제거 알고리즘에 비해 대부분 더 좋은 결과를 보였다. 기존 알고리즘들과 잡음 정도에 대한 수치적 평균으로 본다면 0.1 ~ 0.2dB 상승

표 4. 모든 실험 영상의 잡음 정도(σ)에 따른 PSNR 평균비교 (단위 : dB)

Table 4. PSNR average for all test images with different noise level(σ). (unit : dB)

σ	K-SVD	SA-DCT	BM3D	PID	WNNM	Proposed
5	37.44	37.04	37.72	37.50	37.98	37.99
15	31.40	31.41	31.92	31.91	32.23	32.30
25	28.85	28.95	29.50	29.54	29.78	29.89
40	26.51	26.71	27.20	27.41	27.58	27.73
50	25.32	25.69	26.26	26.38	26.58	26.73
70	23.51	24.18	24.82	24.85	25.12	25.24
100	21.85	22.67	23.28	23.27	23.57	23.67

했다.

그리고 가우시안 잡음 정도가 강할수록 제안 알고리즘의 잡음 제거 결과가 다른 알고리즘에 비해서 좋았다. 그리고 수치적 결과뿐만 아니라 시각적인 면에서도 평탄한 영역에서의 아티팩트를 줄일 수 있었다.

표 3에 해당하는 영상은 털과 같은 텍스처가 많이 나타나는 영상에 대한 결과이다. 표에서 WNNM을 이용한 잡음제거 방법^[12]에 비해 제안하는 잡음 제거 방법이 비슷하거나 떨어지는 결과를 보여주었다. 하지만 그 외의 기존 잡음 제거 알고리즘들의 PSNR 수치보다는 높은 PSNR 수치를 나타내었다.

표 4는 모든 실험 영상에 대한 잡음 제거의 결과를 각 잡음의 정도(σ)에 따라 구성된 PSNR 평균값을 나타낸 것이다. 표 4를 통해서 제안하는 방법이 모든 실험 영상과 잡음 정도에서 기존의 잡음 제거 알고리즘들보다 더 높은 수치를 보였으며, 잡음의 정도가 강할수록 더 좋은 결과를 나타내었다.

그림 5는 실험 영상이 저주파 성분이 많은 영상인 "Peppers"와 "Montage"에 대한 기존 알고리즘 PSNR 비교 그래프이며, 그림 6는 고주파 성분이 많은 영상인 "Finger Print"와 "Straw"에 대한 PSNR 비교 그래프이다.

그림 5와 6의 그래프를 통해서 보았을 때, 평탄한 영역이 많아서 저주파 성분이 다수인 영상에서는 제안하는 잡음 제거 방법을 사용하는 것이 기존의 잡음 제거 알고리즘보다 좋은 결과를 보이는 것을 볼 수 있었다. 그러나 윤곽선이 많아서 고주파 성분이 다수인 영상에서는 개선되기 전의 WNNM을 이용한 잡음 제거 결과보다 약간 더 낮은 수치를 나타내거나 비슷한 결과를

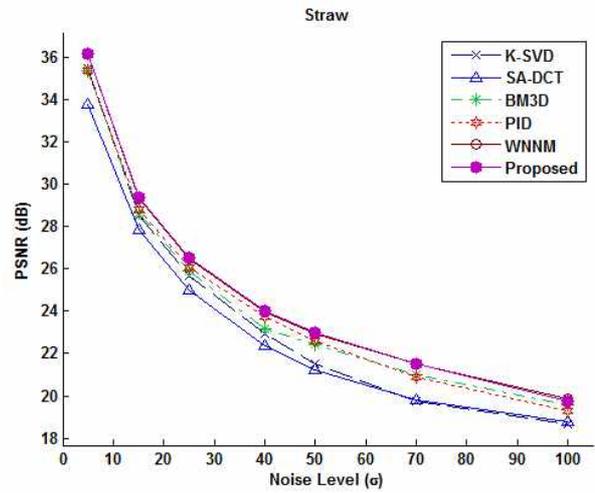
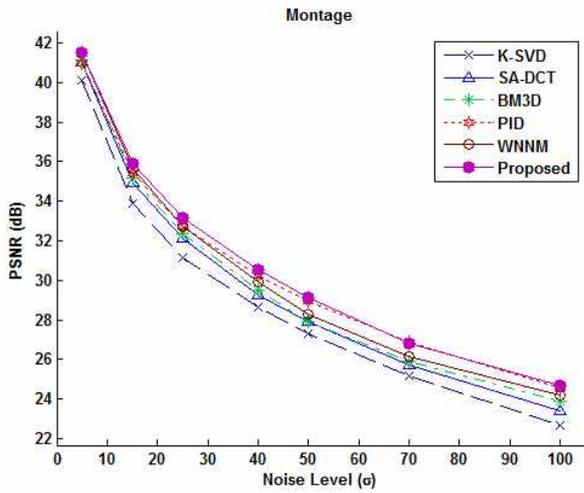
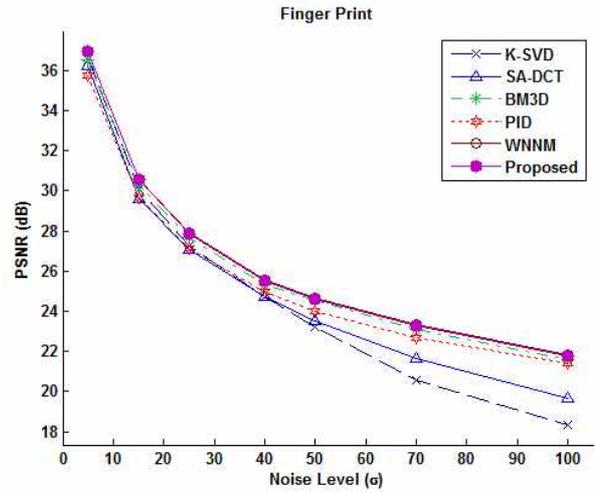
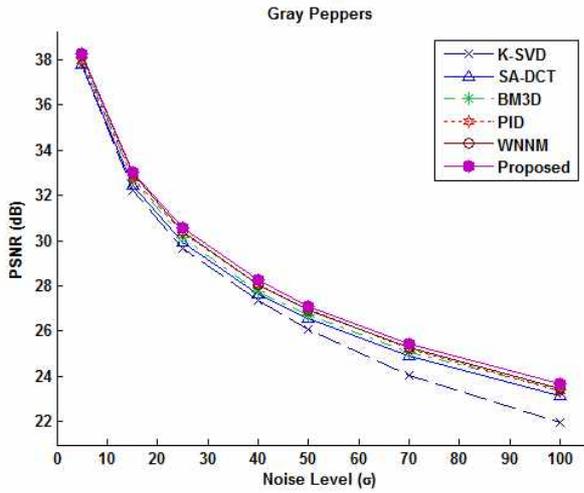


그림 5. 저주파 성분이 다수인 영상의 PSNR 비교 그래프 결과

Fig. 5. Result of PSNR for low-frequency images.

그림 6. 고주파 성분이 다수인 영상의 PSNR 비교 그래프 결과

Fig. 6. Result of PSNR for high-frequency images.

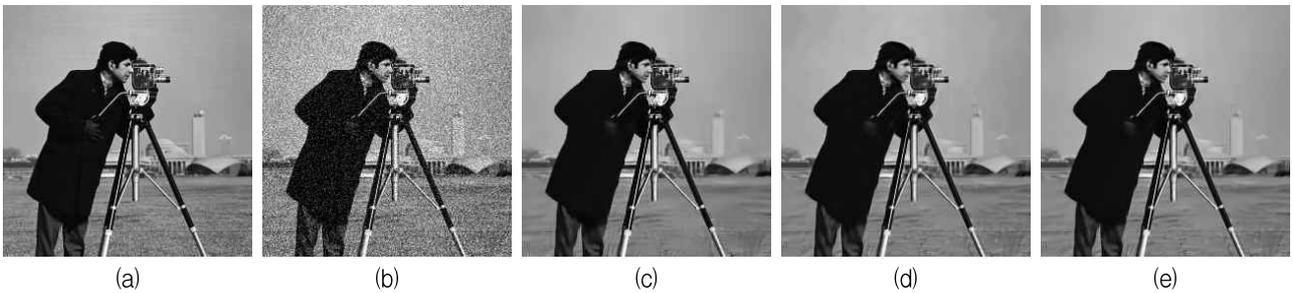


그림 7. “Cameraman” 잡음 영상($\sigma = 25$)에 대한 결과

(a) 원본 영상 (b) 잡음 영상 ($\sigma = 25$) (c) PID의 결과 (d) WNNM의 결과 (e) 제안된 방법의 결과

Fig. 7. Denoising results on noisy image “Cameraman”. ($\sigma = 25$) (a) Original Image (b) Noisy Image($\sigma = 25$) (c) Result of PID (d) Result of WNNM (e) Result of the proposed method

보이는 것을 확인할 수 있다. 즉, 제안하는 알고리즘이 평탄한 영역에서 좋은 결과를 나타낸다는 것을 볼

수 있으며, 평탄한 영역에서 많은 아티팩트 제거가 이루어졌다는 것을 알 수 있다.



그림 8. “Lena” 잡음 영상($\sigma = 40$)에 대한 결과

(a) 원본 영상 (b) 잡음 영상 ($\sigma = 40$) (c) PID의 결과 (d) WNNM의 결과 (e) 제안된 방법의 결과

Fig. 8. Denoising results on noisy image “Lena”. ($\sigma = 40$) (a) Original Image (b) Noisy Image ($\sigma = 40$) (c) Result of PID (d) Result of WNNM (e) Result of the proposed method

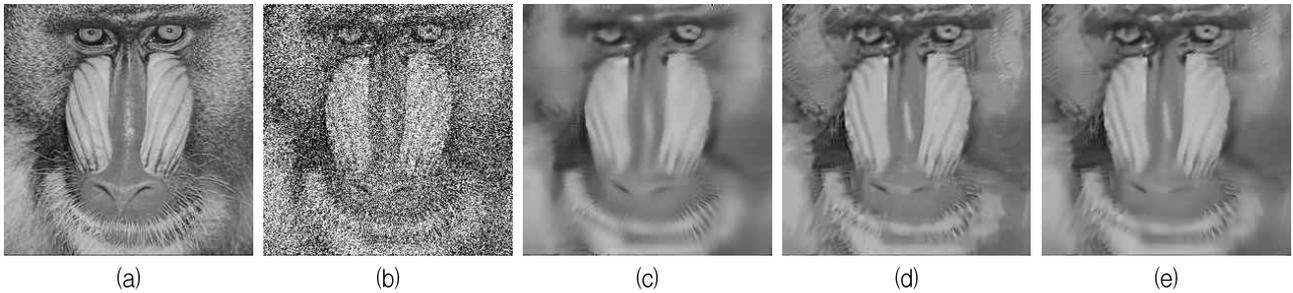


그림 9. “Baboon” 잡음 영상($\sigma = 70$)에 대한 결과

(a) 원본 영상 (b) 잡음 영상 ($\sigma = 70$) (c) PID의 결과 (d) WNNM의 결과 (e) 제안된 방법의 결과

Fig. 9. Denoising results on noisy image “Baboon”. ($\sigma = 70$) (a) Original Image (b) Noisy Image ($\sigma = 70$) (c) Result of PID (d) Result of WNNM (e) Result of the proposed method.

그림 7에서 그림 9은 각각의 원본영상에 가우시안 잡음을 추가 후에 제거한 알고리즘들의 결과를 영상으로 나타낸 것으로써, 표 1에서 표 3에 해당하는 실험 결과 영상이다. PID와 WNNM을 이용한 잡음 제거 결과 영상과 비교할 때, WNNM과 같은 블록기반의 잡음제거 알고리즘이 가지고 있었던 평탄한 영역에서 발생하는 아티팩트와 PID와 같은 화소기반의 잡음제거 알고리즘이 세부영역을 보존하지 못하는 단점을 개선하여 깨끗한 영상을 얻은 것을 볼 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 영상에 대한 분석을 통해 영역을 구분하고, 분석된 내용에 따라 적응적으로 가우시안 잡음을 제거하는 방법을 제안하였다.

실험에서 대부분의 영상들에 대하여 기존알고리즘에 비해서 더 좋은 결과를 보였다. 뿐만 아니라 제안한 방

법을 이용한 잡음 제거 영상이 개선 전에 비해서 평탄한 영역에서 아티팩트가 많이 개선되었다.

하지만 윤곽선, 세부영역만이 존재하는 영상에 대해서는 기존의 알고리즘과 결과가 유사하거나 개선 전의 영상에 비해 좋지 못한 부분도 나타났다. 따라서 고주파 성분이 많은 영상에 대해 알고리즘은 추후 보완되어야 할 점이 있으며, 현재 윤곽선이 많은 영상에 대한 가우시안 잡음 제거 알고리즘에 대한 개선 연구가 진행 중이다.

REFERENCES

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing Third Edition, Pearson Prentice-Hall, 2008.
- [2] Sung-Un Kim, “An Image Denoising Algorithm for the Mobile Phone Cameras,” *The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 9, no. 5, pp. 601-607, May 2014.

- [3] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 839-846, Bombay, India, Jan. 1998.
- [4] A. Buades, B. Coll, and J.M. Morel "A non-local algorithm for image denoising," in *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 60-65, San Diego, CA, USA, June 2005.
- [5] Sang Wook Park and Moon Gi Kang, "Improved Nonlocal Means Algorithm for Image Denoising," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, vol. 48. no. 1, pp. 46-53, Jan. 2011.
- [6] Sang Wook Park and Moon Gi Kang, "Spatio-temporal Denoising Algorithm base on Nonlocal Means," *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*, vol. 48, no. 2, pp. 24-31, Mar. 2011.
- [7] A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, "Pointwise Shape-Adaptive DCT for High-Quality Denoising and Deblocking of Grayscale and Color Images," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 5, pp. 1395-1411, May 2007.
- [8] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K.Egiazarian, "Image denoising by sparse 3d transform domain collaborative filtering," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 8, pp. 2080-2095, Aug. 2007.
- [9] Claude Knaus and Matthias Zwicker, "DUAL-DOMAIN IMAGE DENOISING," in *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, pp. 440-444, Melbourne, VIC, Australia, Sep. 2013.
- [10] Claude Knaus and Matthias Zwicker, "Progressive Image Denoising," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 23, no. 7, pp. 3114-3125, July 2014.
- [11] M. Elad and M. Aharon, "Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 12, pp. 3736 - 3745, Dec. 2006.
- [12] S. Gu, L. Zhang, W. Zuo, and X. Feng, "Weighted Nuclear Norm Minimization with Application to Image Denoising," in *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2862-2869, Columbus, OH, USA, June 2014.
- [13] J. Cai, E. Candes, and Z. Shen, "A singular value thresholding algorithm for matrix completion," *SIAM Journal on Optimization*, vol. 20, no. 4, pp. 1956-1982, Jan. 2010.
- [14] J. B. Allen, "Short term spectral analysis, synthesis, and modification by discrete fourier transform," in *Proceedings of IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 25, no. 3, pp. 235 - 238, Jun. 1977.

— 저 자 소 개 —



백 승 인(학생회원)
2013년 남서울대학교 멀티미디어
학과 학사 졸업.
2015년 중앙대학교 첨단영상대학
원 영상학과 석사 졸업.

<주관심분야 : 영상 개선 및 복구, 컴퓨터 비전>



정 수 응(학생회원)
2010년 남서울대학교 멀티미디어
학과 학사 졸업.
2012년 중앙대학교 첨단영상대학
원 영상학과 석사 졸업.
2012년~현재 중앙대학교 첨단영상
대학원 영상학과 박사과정.

<주관심분야 : 영상 개선, 패턴 인식>



최 종 수(평생회원)
1975년 인하대학교 전기공학과
학사 졸업.
1977년 서울대학교 전자공학과
사 졸업.
1981년 게이오대학교 전기공학과
박사 졸업.

1981년~1981년 Aloka Co. Ltd. 연구소 연구원.
1981년~2014년 중앙대학교 교수.
2014년~현재 중앙대학교 명예교수.
<주관심분야 : 영상신호처리, 컴퓨터 비전, 증강
현실, 영상합성, 영상통신>



이 상 근(평생회원)-교신저자
1996년 중앙대학교 전자공학과
학사 졸업.
1999년 중앙대학교 전자공학과
석사 졸업.
2003년 조지아공과대학교 전기 및
컴퓨터공학과 박사 졸업.

2003년~2008년 Samsung Information and
System America, Irvine, CA. Staff
Research Engineer.
2008년~현재 중앙대학교 첨단영상대학원
영상학과 교수
<주관심분야 : 멀티미디어 신호 및 통신, 영상 압
축, 영상 개선 및 복구, 영상 검색, 컬러 보정>