

논문 2006-43IE-4-10

웨이브렛 변환 영역에서 적응문턱값을 이용한 적외선영상의 잡음제거

(Denoising of Infrared Images by an Adaptive Threshold Method in
the Wavelet Transformed Domain)

조 창 호*, 이 상 효**, 이 종 용***, 조 도 현****, 이 상 철*****

(Chang-Ho Cho, Sang-Hyo Lee, Jong-Yong Lee, Do-Hyeon Cho, and Sang-Chuel Lee)

요 약

본 연구에서는, 열상장비(thermal imaging equipment)로 촬영한 적외선 영상의 화질을 저해하는 주된 요소인 임펄스 잡음(impulse noise)과 가우시안 잡음(Gaussian noise)을 제거하는 웨이브렛 변환 기반 방법을 논의한다. 효과적인 잡음제거를 위하여 잡음으로 손상된 적외선 영상에 대하여 상세 부분대역 웨이브렛 계수에 대한 미분과 중앙절대편차(median absolute deviation)를 이용한 문턱값 설정방법을 제안하였다. 특히, 임펄스성 잡음제거를 위해서 웨이브렛 계수를 미분하여 임펄스 잡음의 위치를 나타내는 이진 마스크를 생성하는 방법을 채택하였다. 이와 같은 방법에 의해, 모서리와 잡음을 구분하는 적응 문턱값 설정을 보다 효율적으로 얻을 수 있었고, 기존 웨이브렛 수축법과 비교를 통하여 제안한 잡음제거 방법의 타당성을 확인하였다.

Abstract

This thesis deals with a wavelet-based method of denoising of infrared images contaminated with impulse noise and Gaussian noise. The method of thresholding the wavelet coefficients using derivatives and median absolute deviations of the wavelet coefficients of the detail subbands was proposed to effectively denoise infrared images with noises. Particularly, in order to eliminate the impulse noise the method of generating binary masks indicating locations of the impulse noise was selected. By this method, the threshold values dividing edges and noises were obtained more effectively proving the validity of the denoising method compared with the conventional wavelet shrinkage method.

KeyWords : wavelet transform, infrared image, de-noise, median absolute deviation

* 정회원, (주)세스코 기술연구소 IT개발팀
(IT Development team, R&D Center, CESCO Co. Ltd.)
** 정회원, 광운대학교 정보제어공학과
(Dept. of Information & Control Engineering, Kwangwoon university)
*** 정회원, 광운대학교 교양학부
(Dept. of general education, Kwangwoon university)
**** 정회원, 인하공업전문대학 디지털전자정보과
(Dept. of Digital Electronics & Information, Inha Collage)
***** 정회원, 재능대학 마이크로로봇과
(Dept. of micro-robot, Jaeneung Collage)
※ 이 논문은 2004년 광운대학교 교내학술연구비 지원에 의해 연구되었습니다.
접수일자: 2006년10월10일, 수정완료일: 2006년12월4일

I. 서 론

모든 물체는 절대 온도, 0[K] (-273.16°C) 이상에서 복사 에너지를 방출한다. 이것은 물체를 구성하는 원자들의 진동으로 인하여 생기는 현상으로, 이 복사 에너지를 검출하여 다시 사람이 볼 수 있는 영상으로 만들어 내는 장치가 열상장비(thermal imaging system)이다. 이러한 열상장비를 통해 얻어진 적외선 영상은 외부 적외선의 반사(reflection) 또는 자체 적외선의 복사(radiation)에 관계없이 인간이 감지할 수 없는 복사에너지의 차이를 영상화한 것이다.

적외선 영상감지 기술은 1940년대 열의 복사에너지를 분광학적으로 이용하는 것으로 시작하여 2차 대전

후, 미사일의 열추적 장치용 단소자 적외선 센서 기술이 발달하면서 급속히 발전하게 되었다. 최근 들어 적외선 영상은 군사적인 용도뿐만 아니라 철탐감시, 수색 및 구조, 건물 감시, 의료장비 등의 상업적인 목적으로 활용이 점차 증가하고 있다^[1].

그러나 적외선 센서를 통해 얻어지는 영상은 미약한 출력신호를 근거로 하고 있어서 잡음에 민감하고 대조비(contrast)성분이 작아, 낮은 생동폭(dynamic range)을 가지기 때문에 가시광선 영상에 비해 시각적인 화질이 떨어져 물체의 인식이 어렵다. 또한 신호처리를 위한 데이터의 전송과 저장 과정에서도 임펄스 잡음(impulse noise)에 의해 영상의 질이 열화(degradation)될 가능성이 있다. 따라서 잡음을 제거하여 낮은 생동폭을 가지는 적외선 영상의 시각적인 화질을 개선하기 위해 영상개선(image enhancement)은 필수적이다.

웨이브렛 변환은 시간과 주파수 정보를 모두 포함하는 변환 계수의 특성으로 신호 및 영상처리 분야에 있어서 효율적인 수학적 도구로서 각광받고 있으며, 최근 영상의 잡음제거 연구에 많이 이용되고 있다^[2-5]. 또한 여러 분야에서 적외선 영상의 활용이 늘어남에 따라 웨이브렛 변환을 이용한 적외선 영상처리에 관한 연구도 점차 증가하고 있다. 1996년 Robin은 웨이브렛을 이용하여 잡음이 포함된 복잡한 배경의 적외선 영상에서 특정 물체만을 추출하는 방법을 제안하였고^[6], Li는 적외선 영상에 대해서 웨이브렛에 기반한 잡음추정 기법으로 적외선 영상의 잡음제거 및 인식에 관한 연구를 하였다^[7]. 1998년 Friha는 기상관측에 사용되는 기상 위성의 적외선 영상에 대하여 영상압축과 잡음제거를 위해 웨이브렛 변환을 이용하였다^[8].

이와 같은 웨이브렛 기반 잡음제거 기법들은 신호와 잡음을 구별하기 위해 웨이브렛의 다중해상도 분석 특성을 이용하며, 이때 중요한 것은 잡음성분이 많은 웨이브렛 계수와 그렇지 않은 계수로 나누는 기준인 문턱값(threshold)을 정의하는 것이다. 1994년 Donoho와 Johnstone은 잡음 신호로부터 원 신호를 효율적으로 찾기 위해 문턱처리를 기반으로 하는 웨이브렛 수축법(wavelet shrinkage)을 제안하였고, 이 방법은 간단하면서도 매우 효율적인 잡음제거 성능을 제공하였다^[4-5].

웨이브렛 수축법의 기본은 신호에 포함된 잡음을 추정하여 그 크기를 계산하고, 이에 비례한 문턱값을 설정하는 것이다. 그러나 실제의 경우 원 신호를 알지 못하기 때문에 잡음의 양을 정확하게 추정하기 어렵고, 잡음분산의 크기가 같은 경우 영상의 통계량이 달라지

더라도 동일한 문턱값을 적용하게 된다는 문제점이 있다. 또한, 위 연구에서 가정한 잡음은 가우시안 형태의 잡음(Gaussian noise)만을 고려하였기 때문에 데이터의 전송과 저장 중에 발생할 수 있는 임펄스 잡음(impulse noise)에 대해서는 큰 효과를 낼 수 없다^[8].

본 연구에서는 이와같은 문제를 해결하기 위하여 잡음레벨을 계산하는 대신에 웨이브렛 계수만을 사용하여 잡음을 효율적으로 제거하는 문턱값을 찾으려고 하였다. 우선, 웨이브렛 변환된 상세대역 계수에 대해 미분 마스크 연산을 수행하여 임펄스 잡음의 위치를 찾고, 잡음에 해당하는 계수와 그렇지 않은 계수를 구분하는 2진 마스크를 생성하여 임펄스 잡음을 제거한다. 다음으로 상세대역들의 중앙절대 편차(median absolute deviation, MAD)를 각각 구하고 이를 각 대역의 문턱값으로 설정하여 가우시안 잡음을 제거한다. 이 방법은 영상의 통계량에 따라 MAD에 의해 가변적으로 임계값이 정해지므로 잡음의 레벨이 같더라도 각 영상의 통계량에 따라 문턱값이 달라진다. 특히, 표준편차를 이용할 경우 값이 큰 소수의 계수들로 인하여 전체 문턱값이 커지는 문제가 생기기 때문에 중앙편차를 이용한 계수의 순서통계량을 적용하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. I장에서는 논문의 배경과 목적에 대해 설명하고, II장에서는 적외선 영상과 그 특성, Donoho가 제안한 웨이브렛 수축법등에 대해 논의한다. III장에서는 제안한 잡음제거 알고리즘에 대하여 구체적으로 설명하고, IV장에서는 시뮬레이션을 통해 제안한 방법과 기존 웨이브렛 수축법의 잡음제거 결과를 비교 평가한다. V장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 관련 이론

1. 적외선 영상

오늘날 적외선 기술은 천문학, 기상, 의료, 소방 및 국방, 치안 및 보안등 여러 분야에서 사용되고 있다. 적외선이란, 파장이 마이크로파보다는 짧고 가시광선보다는 긴 전자파를 총칭하는 것으로, 전자파의 파장범위는 $0.76\mu\text{m}$ 에서 1mm 정도인데, 그 중에서도 응용범위가 큰 대역은 $3\sim 5\mu\text{m}$ 와 $8\sim 14\mu\text{m}$ 이다. 그 대역의 적외선이 대기 중에 흡수되지 않고 잘 전파되기 때문인데, 이 두 대역을 "대기의 적외선 창(window)"이라고도 부른다.



절대온도가 0K가 아닌 물체는 모두 전자파를 자연적으로 복사(radiation)한다. 절대온도가 500K인 물체는

3~5 μ m 대역의 적외선을, 그리고 상온, 즉, 절대온도가 300K인 물체는 8~14 μ m 대역의 적외선을 복사한다. 이러한 복사 에너지를 검출하여 다시 사람이 볼 수 있는 영상으로 만들어 내는 장치를 열상장비(thermal imaging system)라 한다. 열상장비를 통해 얻어진 적외선 영상은 외부 빛의 반사(reflection) 또는 자체 빛의 복사(radiation)에 관계없이 인간이 감지할 수 없는 복사 에너지의 차이를 영상화한 것으로 의료용, 산업용 및 군사용 등으로 응용되고 있다.

본 논문에서 사용한 적외선 영상은 방법용, 군용, 산업용 등 여러 응용분야에서 사용되는 적외선 카메라로부터 획득한 256x256 크기의 8bit 흑백 적외선 영상을 사용한다. 이 적외선 영상들은 일반 가시광선 영상과 달리 모서리와 같은 고주파 성분이 적은 반면, 적외선 장비의 특성에 기인하는 고주파 잡음이 다소 존재하는데, 웨이브렛 변환을 이용하면 이러한 특성을 잘 이용할 수 있다. 즉, 웨이브렛 변환을 통해 중요한 영상정보를 저주파 대역에 집중시키고, 잡음이라 여겨지는 고주파 성분의 정보량을 낮추거나 제거하면 영상의 잡음제거와 동시에 효율적인 압축결과를 얻을 수 있으리라 예상된다.

표 2.1은 가시광선 'Lena' 영상과 적외선 '사람' 영상의 특징을 비교한 것이다. 표 2.1의 '사람' 영상은 가시광선이 전혀 없는 공간에서 반사방식의 적외선 카메라를 이용하여 획득한 영상으로, 'Lena' 영상에 비해 선명도가 낮고, 영상 전체에서 가우시안 잡음과 유사한 잡음을 관찰 할 수 있다. 이처럼 적외선 영상이 가시광선 영상보다 화질이 떨어지는 이유는 상대적으로 미약한

표 2.1 가시광선 영상과 적외선 영상의 비교
Table 2.1. Comparison a visible rays image and a infrared image.

영상	특징
	'Lena' 영상(가시광선 영상) 강한 가시광선 출력신호를 영상화 잡음성분이 거의 없음 대조비 성분이 커서 영상이 선명함 물체의 식별이 쉬움 주변의 밝기에 영향을 받음
	'사람' 영상(적외선 영상) 미약한 적외선 출력신호를 영상화 잡음성분을 다소 포함 대조비 성분이 작아 영상이 번짐 물체의 식별이 어려움 주변 밝기에 영향을 받지 않음

적외선 반사(또는 복사) 신호를 영상화 하는 과정에서 잡음성분이 함께 증폭되기 때문으로, 만약 가시광선 영상을 획득하는 일반적인 디지털 카메라의 경우에도 주변이 어두운 경우에는 적외선 영상에서 관찰되는 잡음 특징이 나타난다.

2. 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환은 1980년대 초기에 지진과 응답(seismic response)을 분석하기 위해 "ondelette"라는 이름으로 Morlet에 의해 소개되었다^[9]. 그 후, Grossman에 의해 이 변환은 순수한 수학적 모델로서 다루어져 직교 웨이브렛(orthogonal wavelet)으로 탄생하였고^[10], 1987년 Mallat는 Croissor 등의 QMF(quadrature mirror filter)^[11], Burt 등의 피라미드(pyramid) 알고리즘^[12], Stromberg의 직교 웨이브렛 등이 공통적인 특징을 가지고 있다는 것을 확인하고, 다중해상도 분석(multi-resolution analysis)이라는 개념을 소개하여 구체적인 웨이브렛 구축방법과, 신호·영상처리에 적용할 수 있는 고속 웨이브렛 변환 알고리즘을 제시하였다^[13]. Mallat가 소개한 다중해상도 분석이론은 1909년 독일의 수학자 Haar^[14]가 직교 함수 이론을 설명하기 위해 유한구간을 제외하고 영인(옹골받침, compact support) 상자함수의 척도구성(scaling)과 이동(translation)의 조합으로 거의 모든 신호를 재구성할 수 있다는 이론에 기반을 둔 것이다. 이후, 1988년 Daubechies는 Mallat의 다중해상도 분석을 이용하여 옹골받침과 매끄러운 형태를 갖는 직교 웨이브렛의 존재성과 구축법을 확립하였다^[15]. 이는 옹골받침을 갖는 웨이브렛 변환이 실제 계산에서 효율적인 FIR 필터로 대응되고, Harr 함수에 의해 유도되는 필터 이외에 이전까지 알려져 있지 않은 FIR 직교 필터의 존재와 필터구성 방법을 제시한 것으로 웨이브렛 변환의 실제 응용의 시발점이 되었다.

1990년대에는 다양한 웨이브렛의 일반형이 제시되었다. 1992년 Cohen 등에 의해 이중직교 웨이브렛(biorthogonal wavelet)^[16], Coifman 등에 의해 웨이브렛 패킷(wavelet packet)이 소개되었다^[17]. 특히, 웨이브렛 패킷은 기존 웨이브렛 보다 다양하고 유연한 시간-주파수 분석 영역을 갖고 있어 음성신호나 지문영상과 같은 고주파 진동 파형을 갖는 신호·영상의 압축 및 잡음제거에 효율적이다.

3. 웨이브렛 수축법을 이용한 잡음제거

웨이브렛 기반 잡음제거 기법의 대부분이 신호와 잡

음을 구별하기 위해 다중해상도 분석의 특성을 이용하며, 이와같은 분석에 있어서 가장 중요한 것은 잡음성분이 많은 웨이브렛 계수와 그렇지 않은 계수를 구분하는 기준인 문턱값(threshold)을 정의하는 것이다.

1994년 Donoho와 Johnstone은 잡음 신호로부터 원신호를 효율적으로 찾기 위해 문턱처리를 기반으로 하는 웨이브렛 수축법(wavelet shrinkage)을 제안하였다 [4-5]. 이 기법의 기본은 신호에 포함된 잡음을 추정하여 그 크기를 계산하고, 이에 비례하여 문턱값을 설정하는 것이나 실제의 경우 원 신호를 정확히 알지 못하기 때문에 잡음의 양을 추정하기 어렵다. 또한 잡음분산의 크기가 같은 경우 영상의 통계량이 달라지더라도 동일한 문턱값을 적용하게 된다는 문제가 있으나 이 방법은 비교적 간단하면서도 대부분의 가시광선 영상에 대해 효과적인 잡음제거 성능을 제공하였다.

잡음이 첨가된 신호는 식 (2.1)과 같은 형태의 모델로 표현할 수 있다.

$$u = f + w \tag{2.1}$$

식 (2.1)에서 w 는 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 가우시안 백색잡음(Gaussian white noise)이며 f 는 유한 에너지를 갖고 있는 미지의 신호이고 u 는 잡음에 의해 손상된 신호이다. 잡음제거는 관찰된 u 로부터 f 를 복원하는 문제로 생각할 수 있다.

잡음으로 인해 식 (2.1)에서 정확한 f 를 복원하는 것은 불가능하다. 따라서, f 의 추정신호 또는 근사신호 \hat{f} 을 찾는 것이 합리적이다. 최적의 추정신호 \hat{f} 은 식 (2.2)의 신호 대 잡음비(SNR)를 최대화함으로써 얻을 수 있다.

$$SNR := -20\log_{10}\left(\frac{E(\|f - \hat{f}\|)}{E(\|f\|)}\right) \tag{2.2}$$

여기서, $E(\cdot)$ 는 기대값 연산자, $\frac{E(\|f - \hat{f}\|)}{E(\|f\|)}$ 은 정규화된 상대오차.

Donoho와 Johnstone은 주어진 u 로부터 추정치 \hat{f} 를 효율적으로 찾기 위해 문턱처리를 기반으로 한 웨이브렛 수축법을 개발하였다. 이 방법은 간단하면서도 효율적인 복원 알고리즘을 제공한다. 그림 2.1은 Donoho가 제안한 웨이브렛 수축법의 3단계 절차를 나타낸다.

그림 2.1에서 보는 바와 같이 웨이브렛 수축법의 기본 절차는 잡음신호를 웨이브렛 변환 하고 변환 계수에 대한 문턱처리 후, 그 결과를 다시 웨이브렛 역변환하

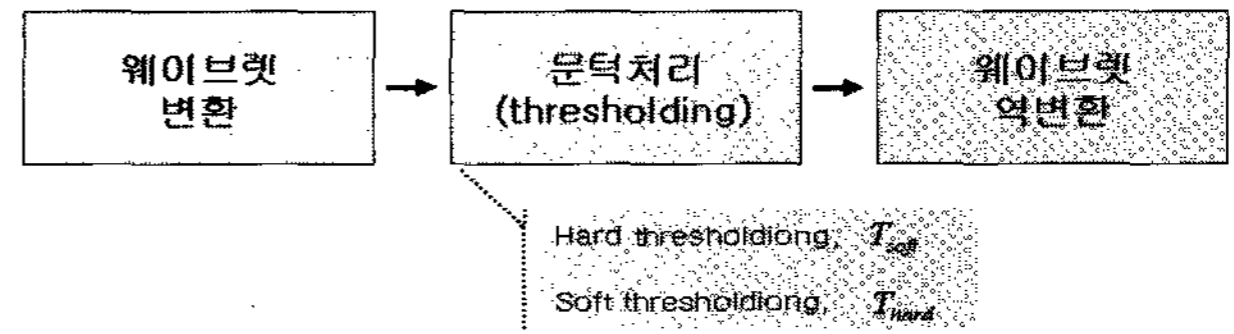


그림 2.1 웨이브렛 수축법의 처리과정
Fig. 2.1 Procedure of the wavelet shrinkage.

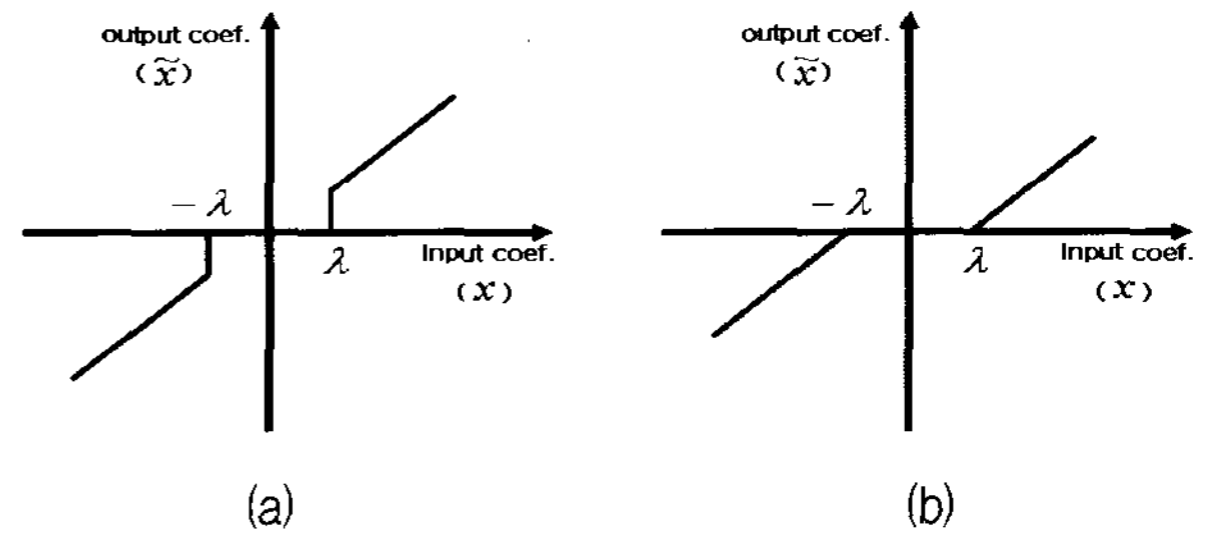


그림 2.2 웨이브렛 수축법
(a) 하드 문턱처리 (b) 소프트 문턱처리

Fig. 2.2 Wavelet shrinkage
(a) Hard threshold (b) Soft threshold

여 잡음을 제거하는 것이다.

문턱처리 과정은 그림 2.2와 같이 각 대역의 계수 절대값이 임의의 문턱값 보다 작을 경우, 잡음으로 분류하여 '0'으로 대체하는 하드 문턱처리(hard thresholding, T_{hard})와 모든 변환계수 값을 문턱값 만큼 줄여주는 소프트 문턱처리(soft thresholding, T_{soft})로 나눌 수 있다.

그림 2.1의 웨이브렛 수축법은 다음과 같이 세 단계의 구체적 절차로 설명할 수 있다.

[step 1] 잡음신호에 대하여 이산 웨이브렛 변환을 수행한다. 여기서 DWT는 이산 웨이브렛 변환이고, $u = f + w$ 으로 f 는 원신호, w 는 잡음신호이다.

$$DWT(u) = W(u) \tag{2.3}$$

[step 2] 변환영역 계수들을 문턱처리하여 수축한다. 하드 문턱처리와 소프트 문턱처리의 식은 다음과 같다. 여기서 x 는 웨이브렛 계수이고, λ 는 문턱값이다.

● hard thresholding(T_{hard}):

$$T_{hard}(x, \lambda) = \begin{cases} x, & \text{if } |x| \geq \lambda \\ 0, & \text{if } |x| < \lambda \end{cases} \tag{2.4}$$

● soft thresholding(T_{soft}):

$$T_{soft}(x, \lambda) = \begin{cases} sign(x)(|x| - \lambda), & \text{if } |x| \geq \lambda \\ 0, & \text{if } |x| < \lambda \end{cases} \tag{2.5}$$

[step 3] 전 단계에서 문턱처리된 계수를 역변환 한다. 여기서 \tilde{X} 는 식 (2.4) 또는 식 (2.5)에 의해 문턱처리된 계수들이다.

$$IDWT(\tilde{X}) = W^{-1}(\tilde{X}) \quad (2.6)$$

상술한 웨이블릿 축소법에서 중요한 것은 식 (2.4)와 (2.5)에 사용한 문턱값 λ 를 결정하는 것이다. Donoho와 Johnstone이 제안한 범용 문턱값(universal threshold), $\lambda = \lambda^U$ 의 선택은 통계적 결과에 기반을 둔 것으로 식 (2.7)과 같이 잡음의 표준편차(또는 분산)와 관측된 신호 u 의 표본 크기(N)에 따라 결정된다^[5].

$$\lambda = \lambda^U := \sqrt{2 \ln N} \hat{\sigma} \quad (2.7)$$

여기서 $\hat{\sigma}$ 는 잡음의 표준편차 σ 에 대한 추정치이고, 이를 구하기 위해 Donoho와 Johnstone은 다음 식 (2.8)과 같은 중앙절대편차를 이용한 방법을 제안하였다.

$$\hat{\sigma} = \frac{MAD(|x_{k+1,j}|)_{1 \leq j \leq 2^{k+1}}}{0.6745} \\ := \frac{Med(|x_{k+1,j} - \rho|)_{1 \leq j \leq 2^{k+1}}}{0.6745} \quad (2.8)$$

식 (2.8)의 $Med(\cdot)$ 는 중간값 연산자이고, $\rho = Med(x_{k+1,j})_{1 \leq j \leq 2^{k+1}}$ 은 해상도 수준 $k+1$ 에서 얻어진 웨이블릿 계수의 중간값이다. 즉, 식 (2.8)과 같이 최고 해상도 웨이블릿 변환 계수의 중앙절대편차를 계산하여 잡음의 표준편차 $\hat{\sigma}$ 를 추정할 수 있고, 이를 식 (2.7)에 대입하여 범용 문턱값 λ^U 를 얻을 수 있다.

범용 문턱값 λ^U 는 하드/소프트 문턱처리 등에 무리 없이 이용될 수 있지만, 특히 데이터의 크기가 크거나 잡음의 표준편차가 과추정 되었을 때, λ^U 가 커지므로 잡음제거 신호 \hat{f} 가 열화(degradation) 또는 왜곡(distortion)이 발생하는 경향이 있다. 또한, Mallat 등은 λ^U 가 $E(\|f - \hat{f}\|)$ 을 최소화하는 최적의 문턱값이 아니라는 것을 지적하였다.

III. 제안 알고리즘

이 장에서는 웨이블릿 계수의 공간 정보를 이용해 임펄스 잡음의 위치를 찾아내는 이진 마스크연산과 2.3절에서 소개한 문턱값 설정을 간소화하여 임펄스와 가우시안 잡음을 제거하는 방법을 제안한다.

적외선 영상은 II장에서 논의한 것처럼 대조비가 낮

고 전체적으로 선명하지 못한 영상 특성을 가지고 있으므로 가시광선 영상에 비해 임펄스 잡음에 민감하고, 약한 신호차를 증폭하고 획득하는 과정에서 가우시안 형태의 잡음이 다소 포함되어 있다. 가우시안 형태의 잡음은 앞 절에서 설명한 웨이블릿 수축법을 이용하여 효과적으로 제거가 가능하지만 임펄스 잡음에 대해서는 그 효과가 낮고, 인위적으로 문턱값을 높이게 되면 모서리 정보의 손상을 초래한다.

이러한 문제를 해결하기 위하여 다음과 같은 잡음제거 방법을 제시한다.

[step 1] 잡음영상에 대하여 이산 웨이블릿 변환을 수행한다.

[step 2] 상세대역 계수(LH, HL, HH)를 미분하고, 그 결과를 이용하여 임펄스 잡음의 위치를 나타내는 2진 마스크를 구해낸다.

[step 3] 전 단계에서 구해진 마스크와 상세대역 웨이블릿 변환 계수를 곱하여 잡음으로 손상된 계수를 제거하고, 제거된 계수는 주변 8개의 계수 중앙값으로 치환하여, 보간된 $\overline{LH}, \overline{HL}, \overline{HH}$ 을 구한다.

[step 4] $\overline{LH}, \overline{HL}, \overline{HH}$ 에 대해 각각의 중앙값과 중앙편차를 구하고, 이를 각 대역의 문턱값으로 설정하여 소프트 문턱처리를 한다.

[step 5] 웨이블릿 역변환을 수행하여 잡음제거된 영상을 얻는다.

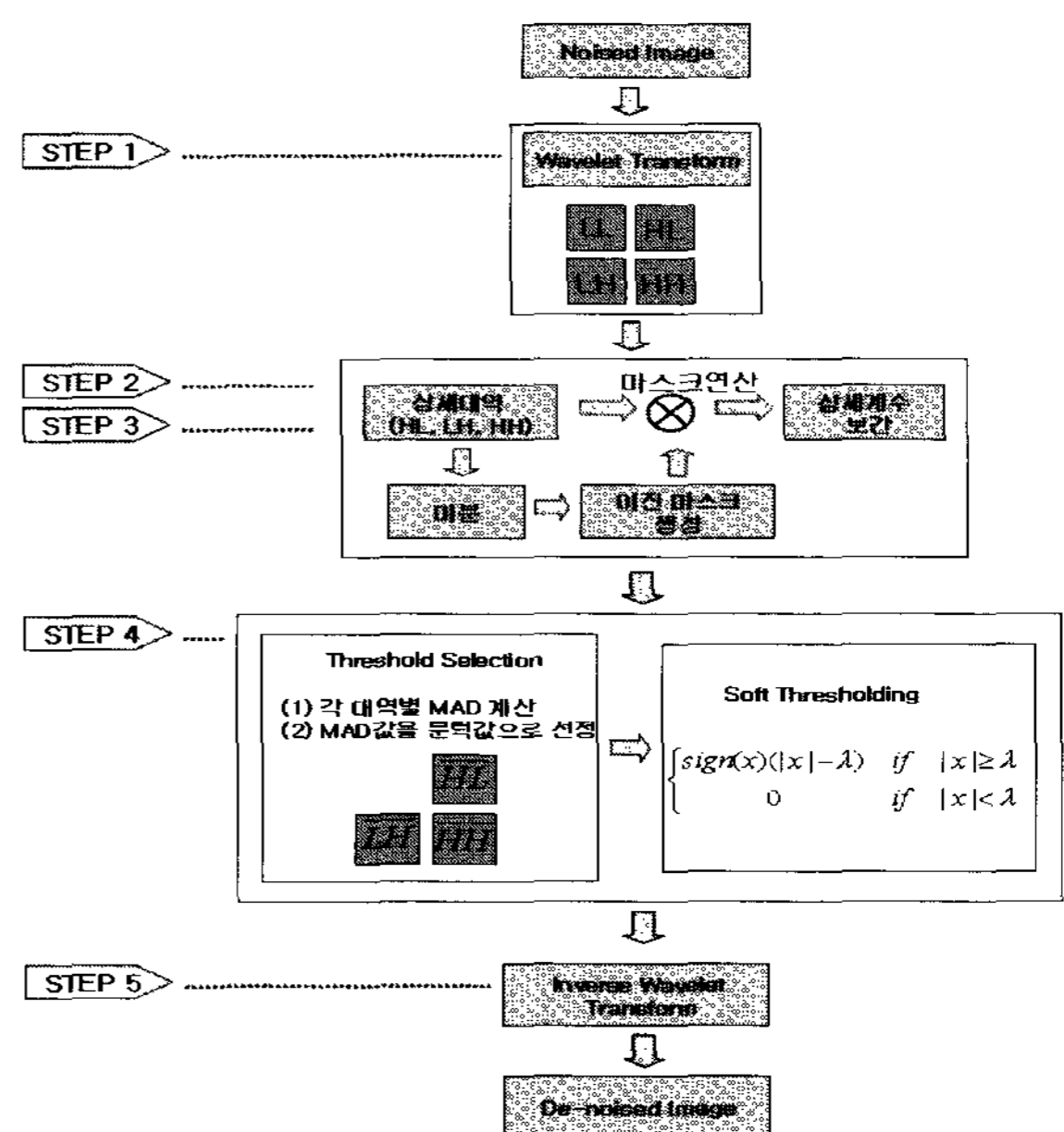


그림 3.1 제안한 잡음제거 시스템
Fig. 3.1 Proposed denoising system.

그림 3.1은 제안한 5단계 처리 과정을 도식화하여 나타낸 것이다.

제안한 잡음제거 시스템의 구체적 처리과정은 다음과 같다. 먼저, $N \times N$ 크기의 잡음영상을 웨이브렛 변환하여 4개의 부분대역으로 영상정보를 분할한다. 분할된 상세대역 계수(HL, LH, HH)에 대하여 그림 3.2의 로버츠 공간 마스크(Roberts spatial mask)를 적용하여 그림 3.3와 같은 방법으로 미분연산을 수행한다.

로버츠 마스크는 윤곽선 검출 마스크 중 기본이 되는 마스크로, 빠른 연산속도와 잡음에 민감하고 매우 분명한 모서리만을 검출하는 특징이 있다. 마스크의 모양은 그림 3.2와 같이 45°기울기를 가지고 있다.

마스크 연산은 그림 3.3의 (a)와 같이 변환 계수의 각 원소에 대하여 마스크의 동일 위치에 해당하는 원소들과 곱하고 모든 값을 더하여 마스크와 겹쳐진 계수의

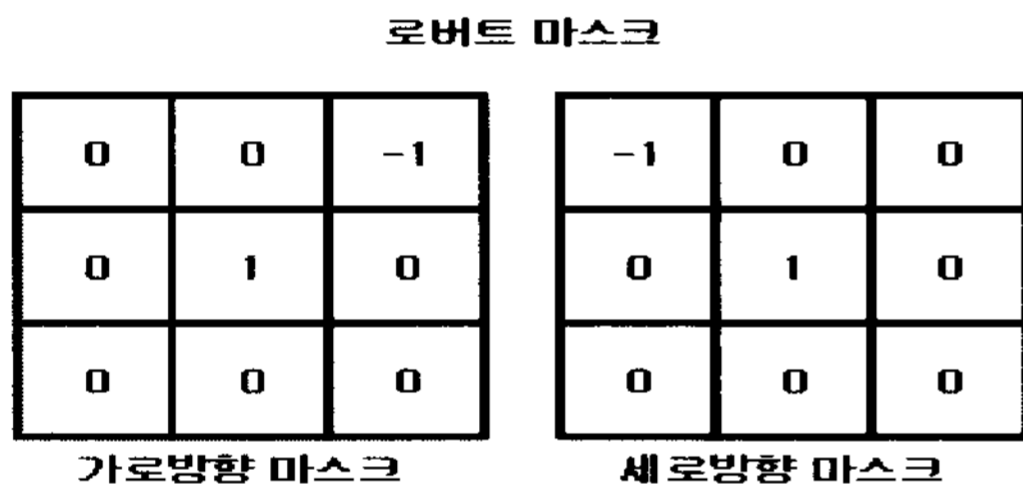


그림 3.2 미분 연산을 위한 로버츠 공간 마스크
Fig. 3.2 Roberts spacial mask for differential operation.

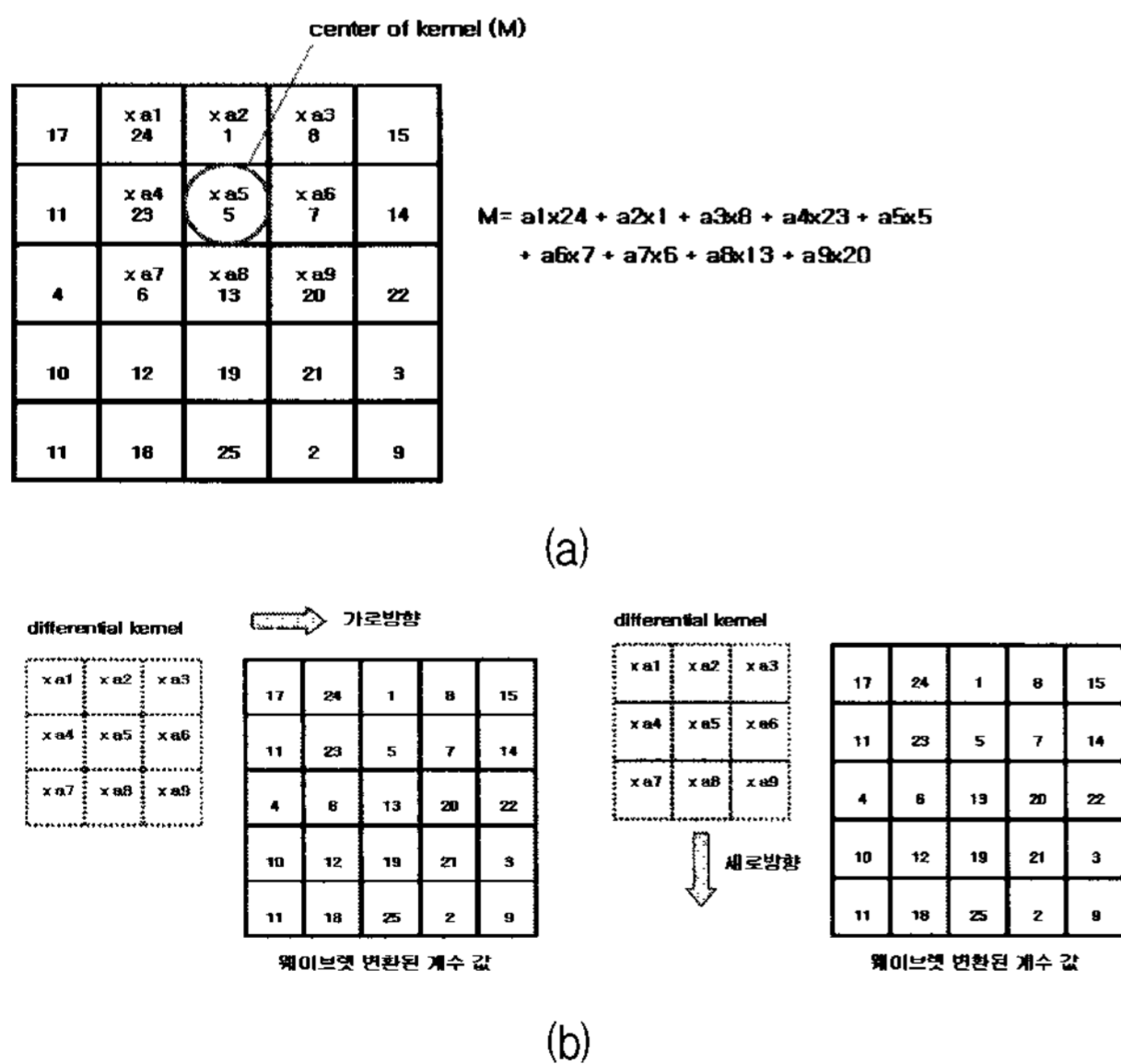


그림 3.3 2차원 웨이브렛 계수의 마스크링 연산
(a) 마스크 연산 방법 (b) 2차원 웨이브렛 계수의 마스크링 연산 과정
Fig. 3.3 Masking operation for 2-D wavelet coefficients.
(a) Masking method (b) Masking procedure for 2D wavelet coefficients

중심 원소(center of kernel, M)에 할당 시킨다. 이와 같은 연산을 그림 3.3의 (b)와 같이 가로방향으로 차례로 마스크를 이동시켜 전체 계수에 대해 수행 하고, 다시 세로 방향으로 수행하여 2차원 웨이브렛 계수의 미분결과를 얻어낸다.

위와 같은 방법으로 얻어진 미분된 계수 HL' , LH' , HH' 에 대해 다음과 같은 문턱처리를 수행한다. 여기서 $Med(\cdot)$ 는 중앙값 연산자이다.

$$HL'_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } HL'_{i,j} \geq Med(HL'_{i,j}) \\ 0, & \text{if } HL'_{i,j} < Med(HL'_{i,j}) \end{cases} \quad (3.1)$$

$, 1 \leq i, j \leq \frac{N}{2}$

$$LH'_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } LH'_{i,j} \geq Med(LH'_{i,j}) \\ 0, & \text{if } LH'_{i,j} < Med(LH'_{i,j}) \end{cases} \quad (3.2)$$

$, 1 \leq i, j \leq \frac{N}{2}$

$$HH'_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } HH'_{i,j} \geq Med(HH'_{i,j}) \\ 0, & \text{if } HH'_{i,j} < Med(HH'_{i,j}) \end{cases} \quad (3.3)$$

$, 1 \leq i, j \leq \frac{N}{2}$

식 (3.1)~(3.3)에 의해 만들어진 HL' , LH' , HH' 은 128×128 크기의 2차원 데이터로 이진(binary) 값을 가지며, 각 대역에서 급격하게 변하는 계수의 위치정보를 제공한다. 즉, '1'의 값을 갖는 곳은 급격하게 변화하는 위치이고, 이 위치에는 주로 영상의 강한 모서리 성분과 임펄스 잡음 성분이 함께 포함되어 있기 때문에 이를 구분해야 한다.

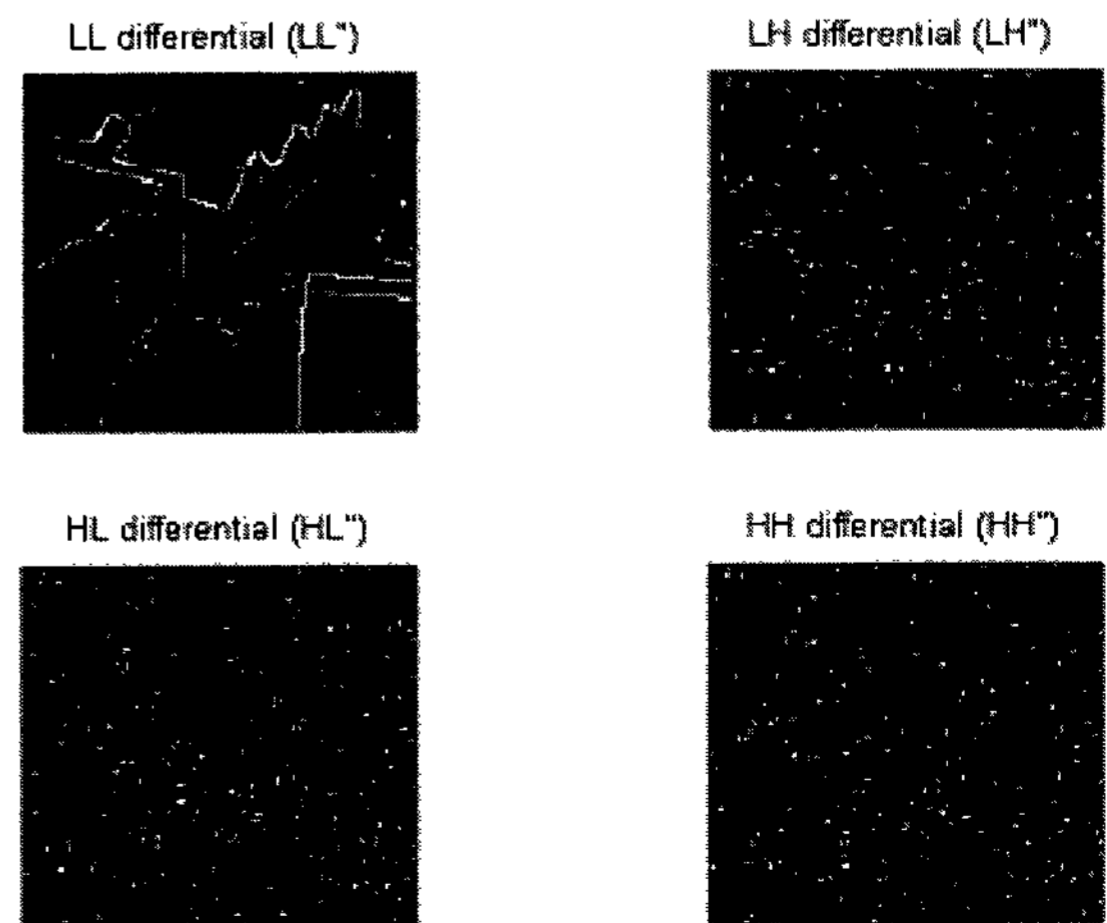


그림 3.4 웨이브렛 계수를 미분하고 문턱처리한 결과
Fig. 3.4 The results of thresholding and differential operation for the wavelet coefficients.

그림 3.4는 임펄스 잡음에 의해 손상된 영상을 웨이브렛 변환하고, 변환된 계수에 대해 로버츠 마스크 연산과 식 (3.1), (3.2), (3.3)으로 문턱처리한 결과를 나타낸 것이다.

위 그림에서 흰색으로 나타나는 부분이 '1'의 값을 갖는 곳으로써 강한 모서리나 임펄스 잡음의 위치에 해당하고, 검은색으로 나타나는 부분이 '0'의 값을 갖는 곳으로 계수의 미분결과가 작은 위치이다.

본 연구에서는 식 (3.4)와 같은 기준을 통해 모서리와 잡음을 구분하는 이진 마스크를 채택한다. 즉, 웨이브렛 계수에 대하여 가로성분 대역(LH)과 세로성분 대역(HL)의 같은 위치에서 큰 미분 값을 갖거나 대각성분 대역(HH)에서 큰 미분 값을 갖는 계수를 임펄스 잡음이라 간주하고, 이에 대한위치 정보를 $Mask_{i,j}$ 에 할당한다. 식 (3.4)의 $Mask_{i,j}$ 역시 128×128 크기의 2차원 데이터로 이진 값을 갖으며, '1'의 값을 갖는 위치가 잡음의 위치에 해당한다.

$$Mask_{i,j} = HL'_{i,j} \times LH'_{i,j} + HH'_{i,j} \quad (3.4)$$

$$, 1 \leq i, j \leq \frac{N}{2}$$

그림 3.5는 임펄스 잡음 영상과 식 (3.4)에 의해 얻어진 잡음 위치를 나타내는 마스크($Mask_{i,j}$)이다. 이 결과에서 알 수 있듯이 제안한 방법을 통해 임펄스 잡음의 위치를 비교적 정확하게 찾아낼 수 있다.

다음으로 식 (3.5)를 이용하여 잡음에 의해 손상된 계수를 제거하고, 제거된 계수에는 주변 계수의 평균 또는 중앙값으로 치환하여 임펄스 잡음이 제거된 상세대역 웨이브렛 계수, $\widehat{W}_{i,j}$ (or $\overline{LH}, \overline{HL}, \overline{HH}$)를 생성한다. 본 연구에서는 3×3 공간 마스크를 이용하여 주변 계수 8개의 중앙값을 이용하여 계수를 보간(interpolation)하였다.

$$\widehat{W}_{i,j} = W_{i,j} \times (1_{i,j} - Mask_{i,j}) \quad (3.5)$$

$$, 1 \leq i, j \leq \frac{N}{2}$$

여기서 $1_{i,j}$ 는 모든 원소 값이 '1'인 $\frac{N}{2} \times \frac{N}{2}$ 크기의 정방행렬이다.

이와 같은 방법으로 생성된 상세대역 웨이브렛 계수 $\overline{LH}, \overline{HL}, \overline{HH}$ 에 대해 각각 중앙절대편차를 구하고, 이를 각 대역의 문턱값으로 설정하고 앞 절에서 설명한 소프트 문턱처리를 수행하여 가우시안 잡음을 제거한다.

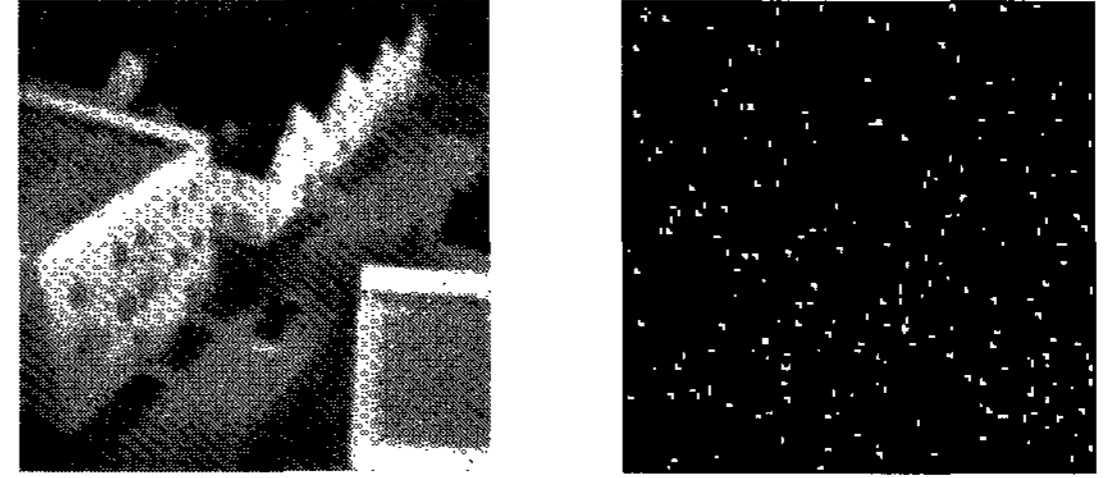


그림 3.5 임펄스 잡음 영상과 잡음 위치정보 마스크
Fig. 3.5 Impulse noisy image and the mask of the noise position information.

IV. 실험 및 평가

1. 실험결과의 객관적 평가

본 논문에서는 제안한 잡음제거 방법의 평가를 위해 적외선 영상 4장과 자연영상(가시광선 영상) 1장에 1%의 임펄스 잡음과 평균이 0이고 표준편차가 2%인 가우시안 백색 잡음을 인위적으로 첨가해 범용 문턱값을 이용한 웨이브렛 수축법과 제안한 방법의 잡음제거 성능을 비교 평가한다.

잡음 제거된 영상의 객관적인 평가를 위해 첨두신호 대 잡음비(peak signal-to-noise ratio, PSNR)를 사용하였다. 이때 사용된 PSNR 계산식은 다음과 같다.

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{2^n - 1}{SE} \quad (4.1)$$

여기서 원 이미지와 재구성된 이미지를 f 와 g , 그리고 이미지의 폭(width)과 높이(height)를 각각 N, M 이라하면, 식 (4.1)에 사용된 RMSE (root mean square error)의 계산식은 다음과 같다.

$$SE = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [f(i,j) - g(i,j)]^2} \quad (4.2)$$

보다 공정한 성능비교를 위하여 각 영상에 대해 상술한 잡음을 랜덤(random)하게 추가시키고 10회의 반복적인 잡음제거 실험을 수행하여 얻어진 PSNR 값을 평균하여 객관적 성능 비교의 기준으로 한다.

그림 4.1부터 4.5까지는 1%의 임펄스 잡음과 2%의 가우시안 잡음이 포함된 영상에 대한 잡음제거 실험의 PSNR 평가 결과이다. 정확한 실험 평가를 위해 각 영상에 대해 10회의 잡음제거 실험을 수행하고 범용 문턱값 방법과 비교하였다.

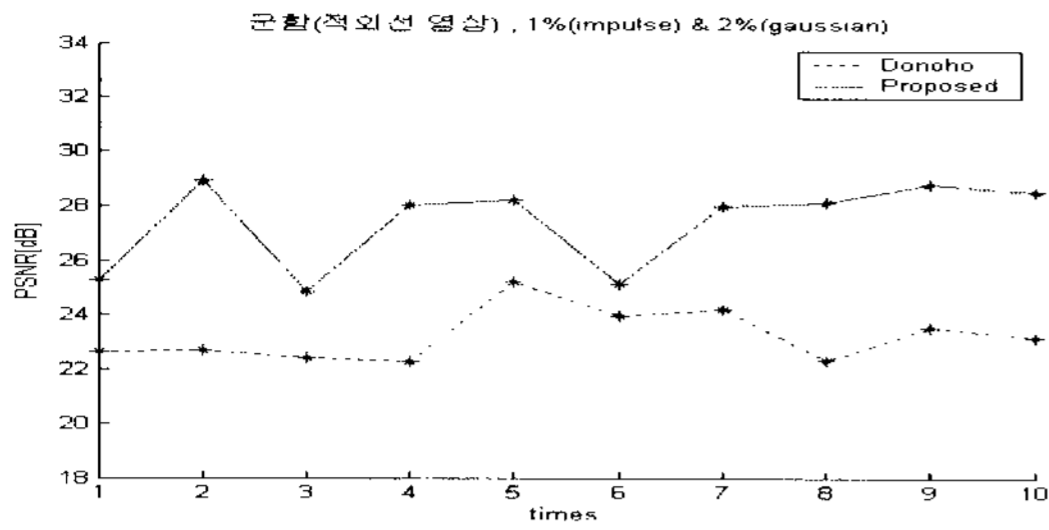


그림 4.1 잡음 제거된 '군함' 영상의 PSNR
Fig. 4.1 PSNR results of the denoised 'warship' image.

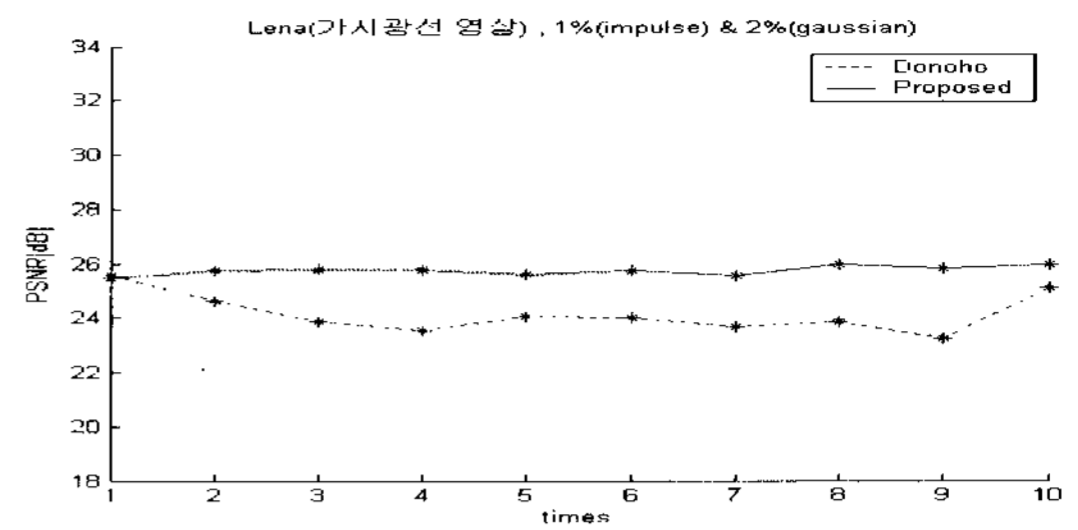


그림 4.5 잡음 제거된 'Lena' 영상의 PSNR
Fig. 4.5 PSNR results of the denoised 'Lena' image.

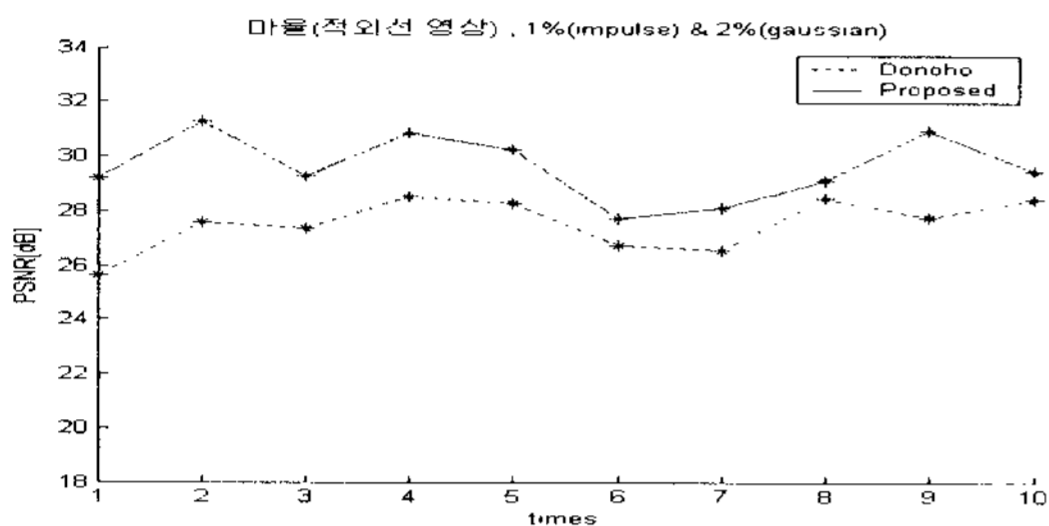


그림 4.2 잡음 제거된 '마을' 영상의 PSNR
Fig. 4.2 PSNR results of the denoised 'village' image.

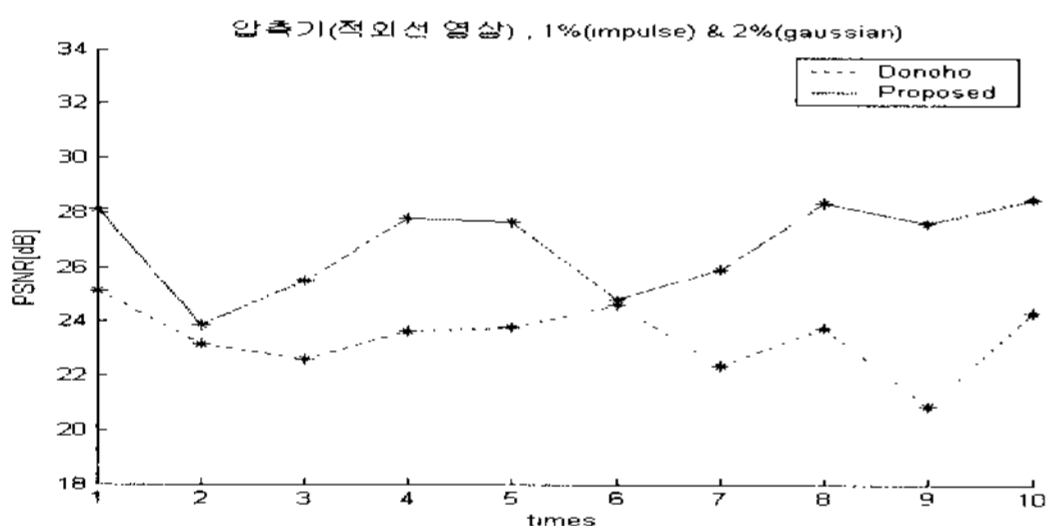


그림 4.3 잡음 제거된 '압축기' 영상의 PSNR
Fig. 4.3 PSNR results of the denoised 'compressure' image.

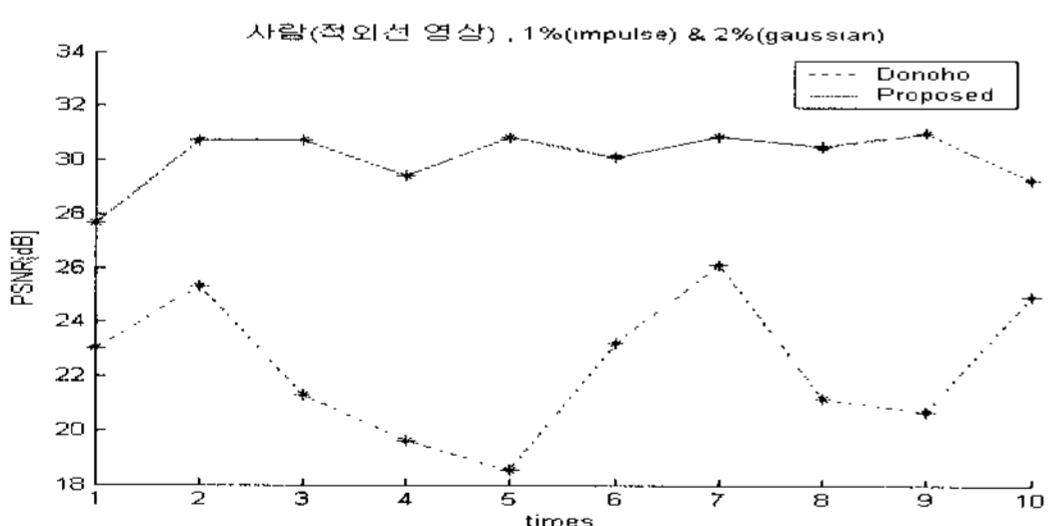


그림 4.4 잡음 제거된 '사람' 영상의 PSNR
Fig. 4.4 PSNR results of the denoised 'person' image.

그림 4.1과 4.2는 '군함' 영상과 '마을' 영상의 PSNR 결과이다. '군함' 영상은 약 4.1dB의 차이를 보이고 있고, '마을' 영상은 약 2dB의 차이를 보이고 있다. 이 결과는 앞의 실험보다 PSNR 차이는 다소 줄어든 결과이다. 특히, 다른 적외선 영상보다 선명도가 높은 '마을' 영상의 경우 PSNR 차이가 1dB 이상 줄어들었다.

그림 4.3과 4.4는 '압축기' 영상과 '사람' 영상의 PSNR 결과이다. '압축기' 영상은 약 3.4dB의 차이를 보이고 있고, '사람' 영상은 7.7dB 이상의 차이를 보였다. 이는 '사람' 영상에 대해서 기존 방법이 늘어난 임펄스 잡음의 영향을 크게 받아 더 많은 화질 저하 현상이 발생한 반면, 제안방법은 임펄스 잡음의 영향을 크게 받지 않고 효과적으로 잡음제거가 가능함을 알 수 있다.

2. 실험결과의 주관적 평가

그림 4.6부터 4.10까지는 Donoho의 범용 문턱값 방법과 제안방법의 잡음제거 성능의 주관적 평가를 위해 나타낸 것이다. 그림 4.6의 '군함' 영상의 경우, 범용 문턱

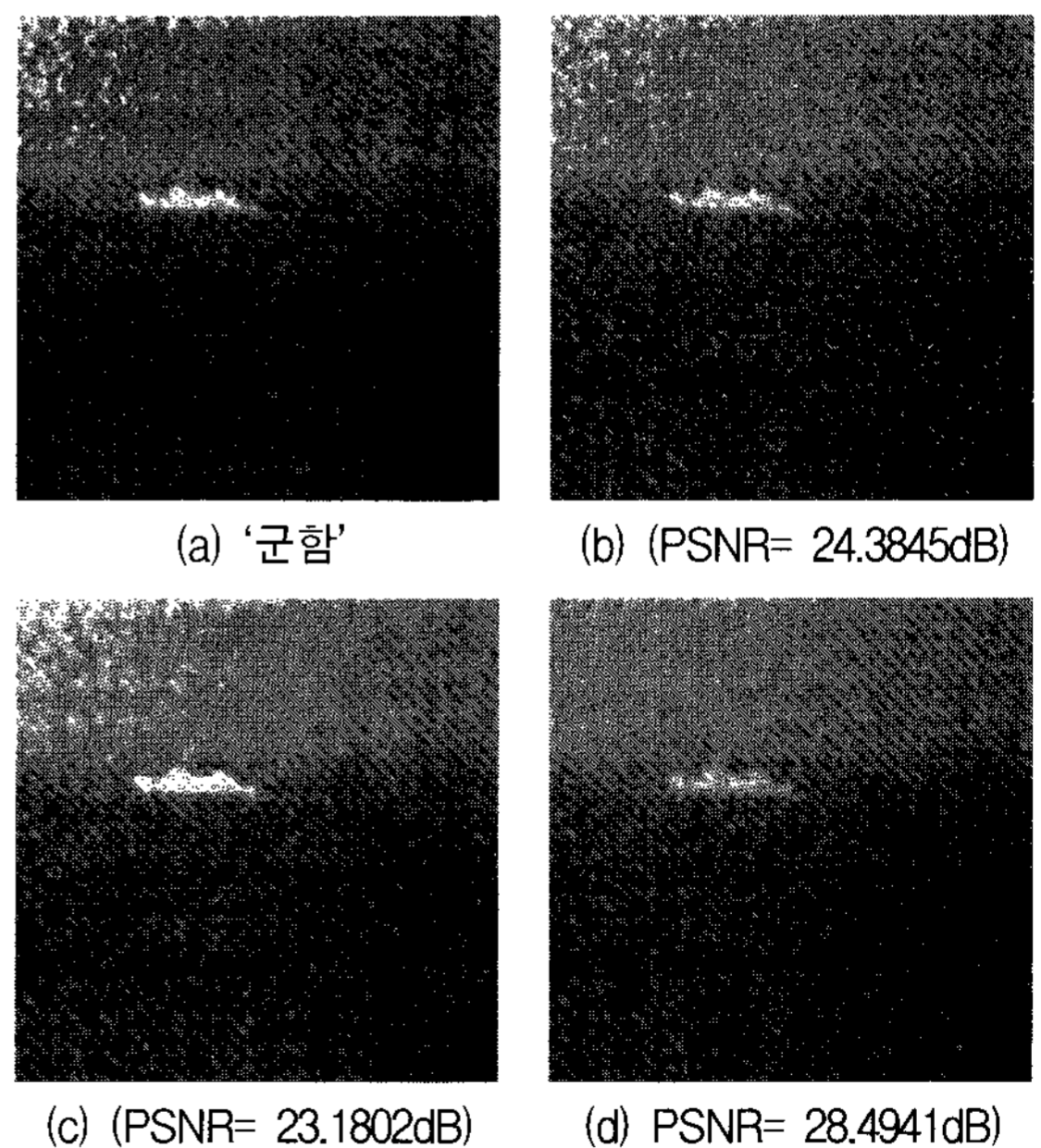


그림 4.6 '군함' 영상의 잡음제거 결과
(a) 군함영상 (b) 임펄스+가우시안 잡음영상
(c) 범용 문턱값 방법 (d) 제안 방법
Fig. 4.6 Denoising results of the 'warship' image.
(a) Warship image (b) Impulse and Gaussian noised image (c) Universal thresholding method (d) Proposed method

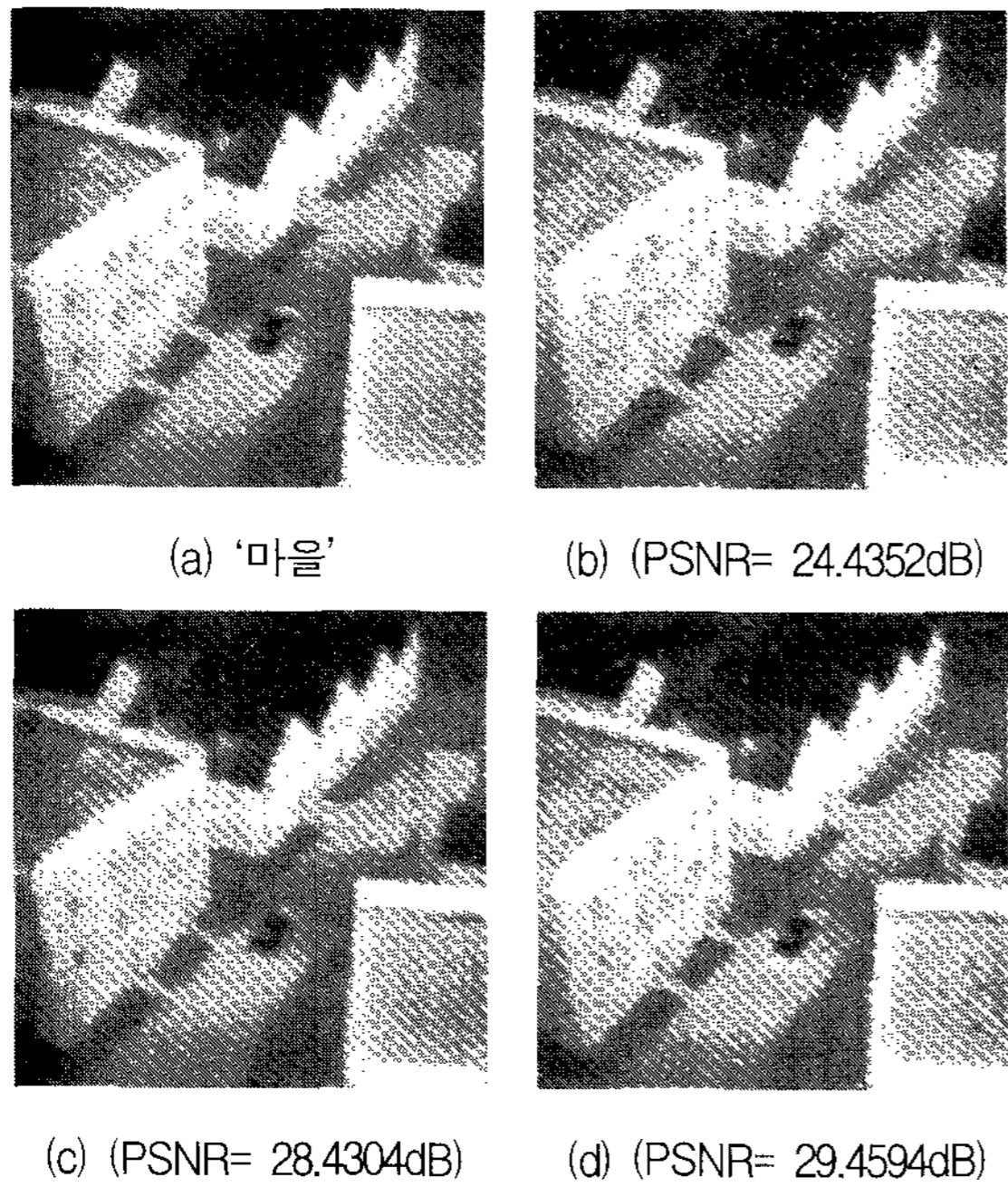


그림 4.7 '마을' 영상의 잡음제거 결과
 (a) 마을영상 (b) 임펄스+가우시안 잡음영상
 (c) 범용 문턱값 방법 (d) 제안 방법
 Fig. 4.7 Denoising results of the 'village' image.
 (a) Village image (b) Impulse and Gaussian noised image (c) Universal thresholding method (d) Proposed method

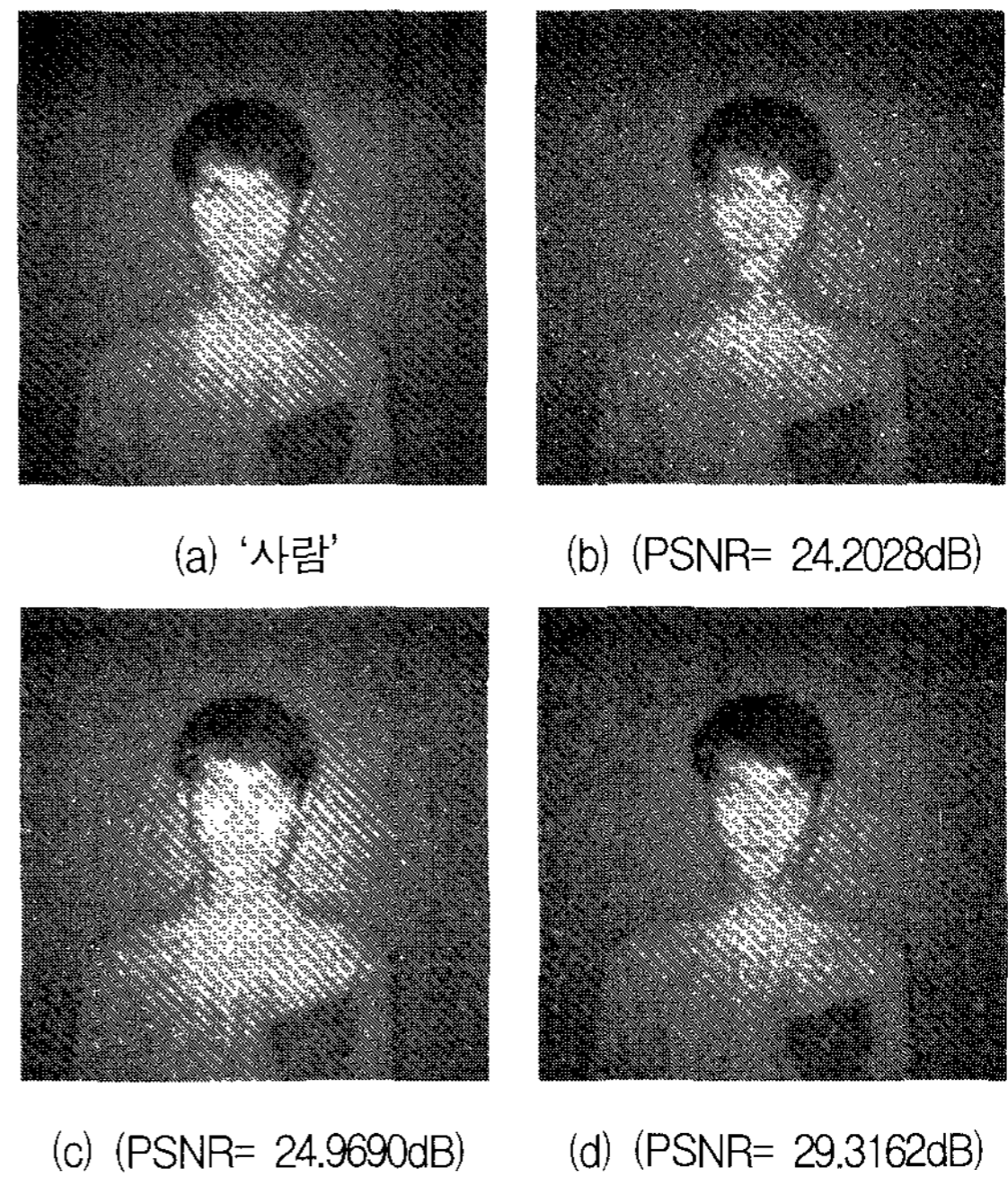


그림 4.9 '사람' 영상의 잡음제거 결과
 (a) 사람영상 (b) 임펄스+가우시안 잡음영상
 (c) 범용 문턱값 방법 (d) 제안 방법
 Fig. 4.9 Denoising results of the 'person' image.
 (a) Person image (b) Impulse and Gaussian noised image (c) Universal thresholding method (d) Proposed method

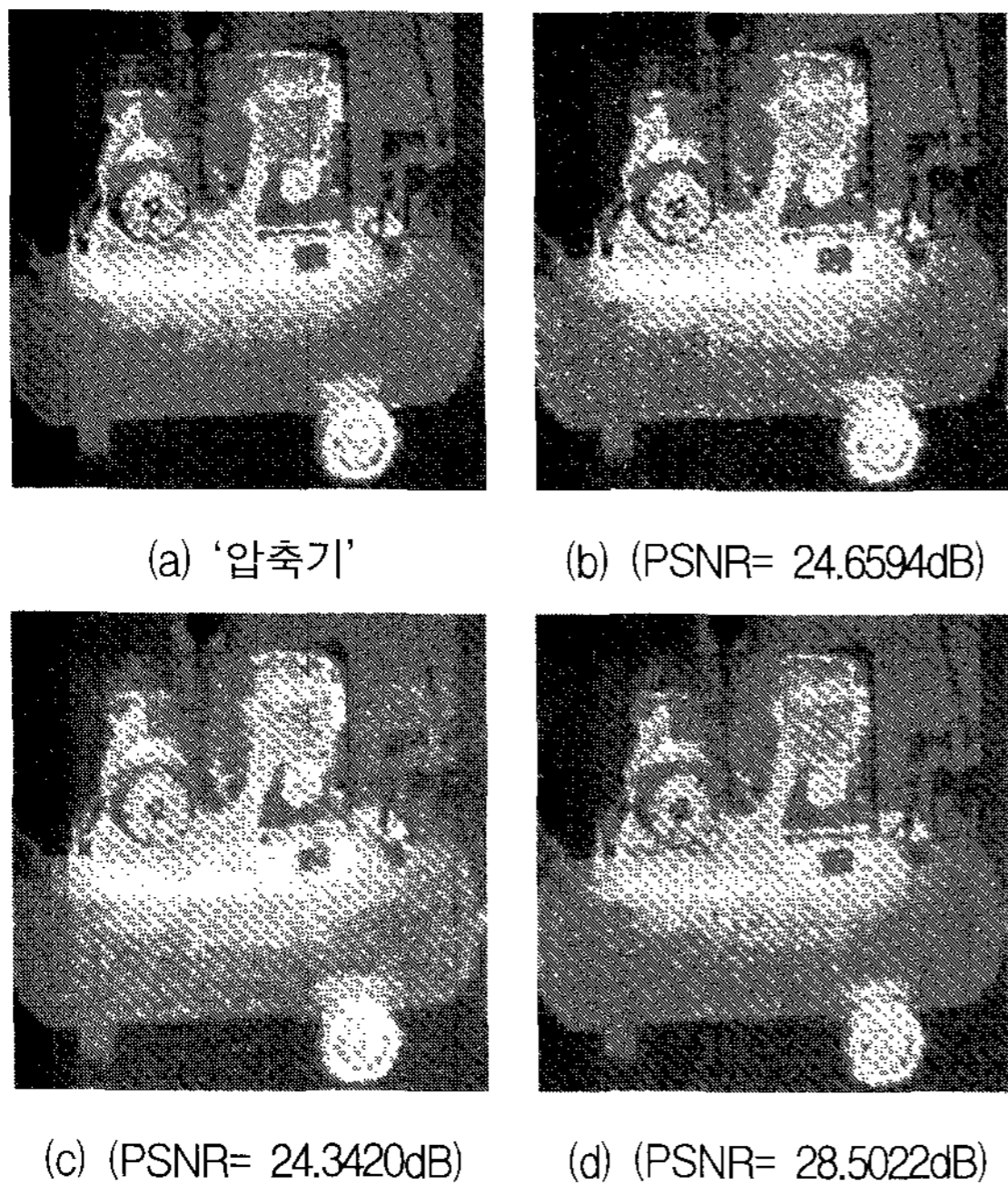


그림 4.8 '압축기' 영상의 잡음제거 결과
 (a) 압축기영상 (b) 임펄스+가우시안 잡음영상
 (c) 범용 문턱값 방법 (d) 제안 방법
 Fig. 4.8 Denoising results of the 'compressor' image.
 (a) Compressor image (b) Impulse and Gaussian noised image (c) Universal thresholding method (d) Proposed method



그림 4.10 'Lena' 영상의 잡음제거 결과
 (a) Lena영상 (b) 임펄스+가우시안 잡음영상
 (c) 범용 문턱값 방법 (d) 제안 방법
 Fig. 4.10 Denoising results of the 'Lena' image.
 (a) Lena image (b) Impulse and Gaussian noised image (c) Universal thresholding method (d) Proposed method

값 방법보다 약 5.3dB의 PSNR 개선이 있었고 주관적인 화질의 차이가 크게 나타났다. 특히, 임펄스 잡음의 경우, 기존 방법에서는 미약하게 남아 있지만, 제안 방법의 경우 대부분 제거되었음을 확인할 수 있었다. 그림 4.7의 '마을' 영상의 경우, 제안방법이 약 1dB의 PSNR 개선을 보이고 있으며 비교적 큰 주관적 화질 차이를 보였다. 이는 '마을' 영상이 다른 적외선 영상에 비하여 비교적 선명하여 잡음 제거시 발생하는 모서리 열화 현상을 쉽게 확인할 수 있기 때문이라 생각된다.

그림 4.8의 '압축기' 영상의 경우에는 기본 잡음제거 방법에 비하여 약 4.1dB 정도의 PSNR 개선을 보여주고 있으며 제안 방법이 영상의 모서리 성분을 잘 보존하는 것을 확인할 수 있었다. 그림 4.9의 '사람' 영상의 경우에도 기존 방법보다 화질 향상이 두드러지게 나타남을 확인할 수 있다.

마지막으로, 'Lena' 영상에 대해서는 제안 방법이 약 0.8dB 정도의 PSNR 향상을 보였지만, 기존 방법보다 대조비가 약화되어 선명도가 떨어지고, 그 결과 전체적인 주관적 화질이 열화 되었다. 그러나 이 경우에도 임펄스 잡음은 효과적으로 제거되고 있으며 예리한 모서리 성분이 기존 방법보다 잘 보존됨을 알 수 있다.

V. 결 론

적외선 영상은 미약한 출력 신호를 영상화하기 때문에 가우시안 잡음(Gaussian noise)이 발생하기 쉽고, 신호처리를 위한, 데이터의 전송과 저장 과정에서도 임펄스 잡음(impulse noise)에 의해 영상의 화질이 열화(degradation)될 가능성이 있다. 또한, 적외선 영상은 그 응용 목적상 물체인식, 추적, 감시 등에 사용되기 때문에 잡음제거는 필수적이다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 본 논문에서는 적외선 영상의 처리과정에서 존재할 수 있는 임펄스 잡음과 가우시안 잡음을 웨이브렛 변환 영역에서 제거하는 방법에 대해 다루었다. 특히 제 IV장에서는 주관적, 객관적 평가를 통해 제안한 잡음제거 방법이 Donoho의 범용 문턱값 방법보다 임펄스 잡음제거 및 모서리 성분 보존 성능이 우수함을 확인하였다. 객관적인 평가 지표인 PSNR은 기존의 범용 문턱값 방법보다 제안방법이 1.58 ~ 7.74dB의 성능 개선을 보이고 있으며, 또한, 제안 방법이 기존의 방법보다 임펄스 잡음을 효과적으로 제거하고 영상의 모서리 정보를 보존하여 주관적 화질 평가에서도 좋은 결과를 보였다. 그러나 가시광선 영상의

경우, 제안 방법의 결과가 전체적인 대조비 성분을 약화 시켜 잡음제거에도 불구하고 전체적인 화질열화를 보이고 있으며, 제안 방법을 통해 잡음 제거된 영상을 확대하여 화질을 평가해 보면, 임펄스 잡음 위치에 미세하게 십자 형태의 잔상이 남는 문제가 있었고 이는 임펄스 잡음에 해당하는 계수를 보간(interpolation)하는 과정에서 나타난 현상으로 여겨진다. 본 논문의 연구 결과를 요약하면 다음과 같다.

먼저, 잡음으로 손상된 적외선 영상에 대하여 웨이브렛 변환 후, 상세 부분 대역에 대해 계수를 미분하여 임펄스 잡음의 위치를 나타내는 이진 마스크를 생성한다. 다음으로, 생성된 마스크를 통하여 잡음에 손상된 계수를 찾아내고 이를 주변 계수의 중앙값으로 치환하여 새로운 상세 부분대역 계수를 생성하고, 이에 대한 중앙절대편차를 이용하여 모서리와 잡음을 구분하는 기준으로 사용하는 것이다. 이와 같이 중앙절대편차를 이용한 방법은, 흔히 영상에 포함된 잡음의 통계량에 따른 적응 문턱값 선택 방법으로 크기가 큰 몇몇 변환계수에 의해 전체 평균이 바뀌는 표준편차를 이용한 문턱값 설정정보보다 효율적인 잡음제거가 가능함을 실험을 통해 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] P. Sayood, Introduction to Data Compression, Morgan Kaufmann, 1993.
- [2] C. S. Burrus, R. A. Gopinath, H. Guo, Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms A Primer, Prentice-Hall, 1998.
- [3] A. Chambolle, R. A. DeVore, N. Lee, and B. J. Lucier, "Nonlinear Wavelet Image Processing: variational Problems, Compression, and Noise Removal Through Wavelet Shrinkage", IEEE Trans. on Image Processing, 7(3), pp. 319-335, 1998.
- [4] D. L. Donoho and I.M. Johnstone, "Ideal Spatial Adaptation via Wavelet Shrinkage", Jour. of the Amer. Stat. Asso., 90(432), pp. 1200-1224, 1995.
- [5] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal Spatial Adaptation Via Wavelet Shrinkage", Biometrika, 81, pp. 425-455, 1994.
- [6] R. N. Strickland, H. I. Hahn, "Wavelet Methods for Extracting Objects from Complex Backgrounds", IEEE ICASSP, Albuquerque, USA, pp.2997-2300, April 1996.
- [7] Z. Li, Z. K. Shen, "An Estimation Method Based on Wavelet Transformation for Infrared Image

Noise", IEEE ICASSP, Albuquerque, USA, pp.2997-2300, April 1996.

[8] S. Friha, M. Boulemden, "Meteorological Image Processing with Wavelets", IEEE ICASSP, Albuquerque, USA, pp.2997-2300, April 1998.

[9] J. Morlet, C. H. Chen, ed., "Sampling Theory and Wave Propagation, In NATO ASI series, Vol. 1, Issues in Acoustic Signal/Image Processing and Recognition", Springer-Verlag, Berlin, pp. 233-261, 1983.

[10] A. Grossmann and J. Morlet, "Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape", SIAM J. Math. Anal., pp. 723-736, 1984.

[11] A. Croissier, D. Esteban, and C. Galand, "Perfect Channel Splitting by Use of Interpolation/Decomposition/Tree Decomposition Techniques", In Int. Conf. on Info. Sciences and Systems, pp. 447-446, 1976.

[12] P. Burt and E. Adelson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code", IEEE trans. Comm., 31, pp. 482-540, 1983.

[13] S. Mallat, "Multiresolution Approximations and Wavelet Or-thonormal Bases of $L_2(\mathbb{R})$ ", Trans. Amer. Math. Soc., pp. 69-87, 1989.

[14] A. Haar, "Zur Theorie der Orthogonalen Funktionen-Systeme", Math Annal., pp. 331-371, 1910.

[15] I. Daubechies, "Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets", Commun. on Pure and Appl. Math., 41(2), pp. 909-996, 1988.

[16] A. Cohen and I. Daubechies, and J. -C. Feuveau, "Biorthogonal Bases of Compactly Supported Wavelets", Commun. Pure and Appl. Math., 45, pp. 485-560, 1992.

[17] R. Coifman, Y. Meyer, and M. Wickerhauser, "Wavelet Analysis and Signal Processing, In wavelet and their Applications", B. Ruskai et al. eds., Jones and Barlett Pub., Boston, pp. 153-178, 1992.

저 자 소 개



조 창 호(정회원)
 2000년 광운대학교 제어계측 공학과 석사 졸업.
 2005년 광운대학교 제어계측 공학과 박사 졸업.
 2006년 현재 (주)세스코 IT개발팀 팀장.

<주관심분야 : 영상처리, 디지털제어, USN>



이 상 호(정회원)
 1980년 광운대학교 전자공학과 교수.
 1981년 연세대학교 전기공학과 박사 졸업.
 1989년 광운대학교 제어계측 공학과 교수.

2006년 현재 광운대학교 정보제어공학과 명예교수

<주관심분야 : 강건제어, 신호처리, 전력전자>



이 종 용(정회원)
 전자공학회 논문지 제43권 1E편 제3호 참조 (2006년 9월)



조 도 현(정회원)
 전자공학회 논문지 제43권 1E편 제3호 참조 (2006년 9월)



이 상 철(정회원)
 1990년 광운대학교 전자공학과 석사 졸업.
 2000년 광운대학교 제어계측 공학과 박사 졸업.
 2006년 현재 재능대학 마이크로 로봇과 교수.

<주관심분야 : 임베디드시스템, 신호처리, 로봇>