

논문 2011-48SP-1-6

영상 잡음 제거를 위해 개선된 비지역적 평균 알고리즘

(Improved Nonlocal Means Algorithm for Image Denoising)

박 상 욱*, 강 문 기**

(Sang Wook Park and Moon Gi Kang)

요 약

비지역적 평균 기반 영상 잡음 제거 알고리즘은 이론적 배경이 간단한데 반해 영상 잡음 제거 성능은 우수하여 최근 가장 널리 사용되는 잡음 제거 알고리즘 중에 하나이다. 그러나 기존의 비지역적 평균 기반 알고리즘도 여전히 평탄 영역에서의 잡음 제거 효과가 미흡하며 잡음 제거 과정에서 경계 및 패턴 영역의 흐려짐과 같은 문제점이 있어 다양한 방식으로 개선된 알고리즘이 개발되고 있다. 본 논문에서는 비지역적 평균값을 구할 때 사용되는 가중치를 가중치 정렬을 통해 재 정의된 임계치로서 갱신하고 그로부터 잡음 제거 효과를 향상시키는 개선된 비지역적 평균 알고리즘을 제안한다. 가중치 정렬을 통해 갱신된 가중치들을 통해 경계 및 패턴 영역에서 보다 고르고 선명하게 가중치를 구할 수 있어 결과적으로 잡음 제거로 인한 흐려짐 없이 잡음 제거가 가능하다. 다양한 잡음 정도를 갖는 실험 영상에 제안된 방법을 테스트하여 기존에 제안된 비지역적 평균 기반 알고리즘들에 비해 시각적, 수치적 성능에서 우수한 결과를 얻을 수 있었다.

Abstract

Nonlocal means denoising algorithm is one of the most widely used denoising algorithm. Because it performs well, and the theoretic idea is intuitive and simple. However the conventional nonlocal means algorithm has still some problems such as noise remaining in the denoised flat region and blurring artifacts in the denoised edge and pattern region. Thus many improved algorithms based on nonlocal means have been proposed. In this paper, we proposed new improved nonlocal means denoising algorithm by weight update through weights sorting and newly defined threshold. Updated weights can make weights more refined and definite, and denoising is possible without that artifacts. Experimental results including comparisons with conventional algorithms for various noise levels and test images show the proposed algorithm has a good performance in both visual and quantitative criteria.

Keywords: Non-local means, weight sorting, denoising, image enhancement, resolution

I. 서 론

디지털 영상 입력을 위한 이미지 센서의 제작 기술의 발달로 DSLR(Digital Single-lens Reflex Camera)과 같

은 고가의 디지털 카메라가 점차 보편화 되고 있으며 스마트폰 등의 모바일 멀티미디어 기기에도 고해상도의 디지털 카메라 모듈이 일반적으로 적용되고 있다. 또 디지털 영상의 해상도 증가와 함께 깨끗하고 선명한 디지털 영상에 대한 요구가 증가하고 있다. 그러나 이미지 센서가 소형화되고 해상도가 늘어남에 따라 디지털 영상 입력 과정에서는 더 많은 열화 잡음이 발생할 가능성이 커졌으며 이에 따라 이미지 센서 뒷단에 장착되는 ISP(Image Signal Processor) 반도체 회로는 디지털 영상의 품질을 좌우하는 매우 중요한 역할을 하게 되었다. 잡음 제거 알고리즘은 ISP에서 매우 중요한 비중을 차지하며 고품질 디지털 영상에 필수적이다.

* 학생회원, ** 정회원, 연세대학교 전기전자공학부
TMS 정보기술사업단
(Institute of TMS information Technology,
Yonsei University)

※ 본 연구는 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(No.2010-0000345)과 지식경제부, 문화체육관광부 및 정보통신연구진흥원의 IT산업원천기술개발사업의 일환[KI001820, 영상 및 비디오 콘텐츠를 위한 계산사진학 기술 개발]으로 수행하였음.

접수일자: 2010년7월2일, 수정완료일: 2010년9월29일

디지털 영상처리 분야에서 잡음 제거 알고리즘은 오랫동안 그리고 매우 다양한 접근 방법으로 연구되어 왔다^{[1][2]}. 근래 들어 비지역적 평균 기반의 잡음 제거 알고리즘^[4]이 제안되었다. 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘은 양방향 필터(bilateral filter)^[3]로부터 발전된 계열의 필터로 설명되고 있다^[4]. 즉 화소 단위의 유사성 판단을 가중치로 할당하는 양방향 필터에서 지역적 집단(한 화소 위치 주변의 일정 크기를 갖는 화소들의 집합)의 유사성 판단으로 확장하여 가중치를 할당하는 방식이 가장 큰 차이점이며 잡음 제거 성능의 향상 요인이다. 이와 같이 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘의 이론적 배경이 간단한데 반해 기존에 제시된 잡음 제거 알고리즘에 비해 성능이 월등하여 최근 몇 년간 활발하고 다양하게 연구되어 개선된 알고리즘이 제시되었다^[5~11]. 비지역적 평균 기반 알고리즘에서 주변 화소의 집합 크기 및 지역적 집단의 최적 크기에 관한 연구^[5], 최적 가중치 함수에 관한 분석 및 컬러 잡음으로의 확장^[6], 지역적 집단 유사성 판단 시 나무 자료 구조(tree data structure)를 적용한 알고리즘 성능 향상^[7] 등이 진행되었다. 또 SURE 기반의 예측자(estimator)를 이용한 가중치 설정^[8], 다양한 크기의 영상 간에 유사성 판단을 통한 성능 향상^[9], 유사성 판단의 성능 향상을 위해 미리 주어진 데이터 정보 사용하는 베이시안(Bayesian) 비지역적 잡음 제거 방법^[10], 잡음 에러를 최소화 하는 최적 가중치를 구하기 위한 가중 최대 공산(weighted maximum likelihood) 방법을 도입한 접근법^[11] 등에 관한 연구가 있었다.

이와 같은 연구들에도 불구하고 비지역적 평균 기반 잡음 제거 방법에 여전히 해결되지 않은 문제점이 있으며 기존 알고리즘들이 성능 향상을 위해 영상과 가중치의 반복 계산(iteration)을 통해 연산량 증가가 현저한데 반해 한 번의 가중치 갱신만을 통해 다른 개선 알고리즘들과 대등하거나 또는 더 우수한 성능 향상을 얻을 수 있는 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 II장에서는 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘에 관해 간단한 설명 및 그의 문제점을 분석하고, III장에서는 분석된 문제점을 바탕으로 지역적 집단의 유사성 판단을 통해 계산된 가중치를 가중치 갱신 과정을 통해 개선한 비지역적 평균기반 잡음 제거 알고리즘을 제안한다. IV장에서 기존의 알고리즘과 제안된 알고리즘을 실험을 통해 비교 분석하고 V장에서 결론을 맺는다.

II. 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘

영상이 일반적인 가중 가우시안 잡음에 의해 열화된 경우 영상의 열화 과정은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$v(i, j) = u(i, j) + n(i, j)a \tag{1}$$

여기서 $u(i, j)$ 은 열화되기 전의 원래 영상, $v(i, j)$ 은 열화된 영상 그리고 $n(i, j)$ 은 잡음 값으로써 평균은 0 이고 표준편차는 σ 을 갖는 각 화소별로 독립되고 동일한 가우시안 분포를 갖는다고 가정한다.

비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘을 간단히 설명하면 다음 그림과 같다.

그림 1에서 보는 바와 같이 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘은 잡음을 제거하고자 하는 화소 $v(i, j)$ 의 정색으로 표시된 주변 집합 Ω 안에서 적색으로 표시된 지역적 집단 영역 $\vec{v}(i, j)$ 와 $\vec{v}(m, n)$ 의 유사성을 비교하고 유사한 정도에 따라 가중치를 주어 평균을 구하는 잡음 제거 알고리즘이다. 이 때 적색으로 표시된 지역적 집단은 잡음을 제거하고자 하는 화소와 가까운 지역이 아니라 그림 1에서와 같이 멀리 떨어진 위치에 있어도 잡음 제거를 위해 사용될 수 있다.

비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘에 의해 잡음이 제거된 영상 $\bar{v}(i, j)$ 는 다음과 같이 표현된다.

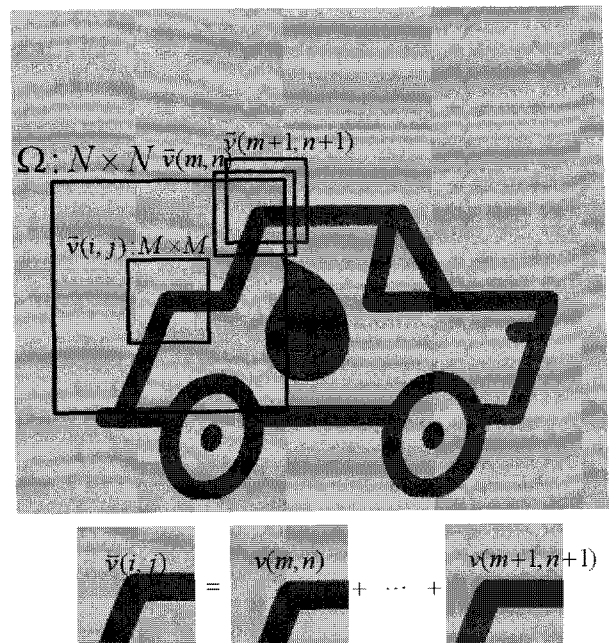


그림 1. 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘 도식
Fig. 1. Nonlocal means algorithm schematic diagram.

$$\bar{v}(i, j) = \sum_{(m, n) \in \Omega} w(m, n, i, j) v(m, n) \quad (2)$$

여기서 $w(m, n, i, j)$ 는 중심 화소 $v(i, j)$ 에 대한 주변 화소 $v(m, n)$ 에 대한 가중치 값이며 Ω 는 주변 화소들의 집합으로써 $N \times N$ 의 크기를 갖는다. 본래 비지역적 평균에서 비지역적이란 용어는 주변 화소들의 집합 Ω 의 크기를 입력 영상 안에서 지역적으로(일정 크기를 갖도록) 한정짓지 않고 영상 전체로 확장하여 적용하기 때문에 도입되었다. 그러나 연산 시간의 효율성을 고려하여 기존에 제안된 알고리즘^[4]에서도 주변 화소들의 집합을 $N \times N$ 으로 한정지었다. 그러나 그 크기는 일반적으로 21×21 정도를 사용하여 잡음 제거에서 고려하는 지역적 영역의 크기에 비해서는 크다.

가중치 $w(m, n, i, j)$ 는 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$w(m, n, i, j) = \frac{1}{Z(i, j)} e^{-\frac{\|\vec{v}(i, j) - \vec{v}(m, n)\|^2}{h^2}} \quad (3)$$

여기서 $\vec{v}(i, j)$ 와 $\vec{v}(m, n)$ 은 각각 중심 화소 $v(i, j)$ 와 주변 화소 $v(m, n)$ 의 $M \times M$ 의 지역적 집단이고, $Z(i, j)$ 은 정규화 상수로써

$$Z(i, j) = \sum_{(m, n) \in \Omega} e^{-\frac{\|\vec{v}(i, j) - \vec{v}(m, n)\|^2}{h^2}} \quad (4)$$

와 같이 구할 수 있다. 여기서 $\|\cdot\|^2$ 은 일반적인 유클리디안 거리 (Euclidean Distance)이다.

위에서 주어진 식을 통해 기존의 비지역적 평균 기반



그림 2. House 잡음 영상(좌), 원 영상(중앙), 기존 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘(우)

Fig. 2. House original image(left), noisy image(middle), conventional NLM algorithm(right).

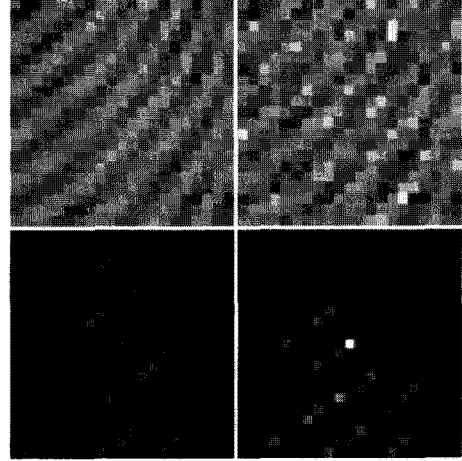


그림 3. 잡음이 없는 테스트 패턴(좌측상단), 잡음($\sigma = 20$)이 있는 테스트 패턴(우측상단), 잡음이 없는 경우 가중치 영상(좌측하단), 잡음이 있는 경우 가중치 영상(우측하단)

Fig. 3. Original test pattern(top left), noisy test pattern(top right), weight image of original test pattern(bottom left), weight image of noisy test pattern(bottom right).

잡음 제거 알고리즘을 $\sigma = 20$ 인 가중 가우시안 잡음에 의해 열화된 영상에 적용한 결과는 아래와 같다.

그림 2의 확대 영상에서와 보는 바와 같이 비교적 열화 잡음이 많이 제거되었으나 원 영상에 비해 평탄 영역에서도 여전히 제거되지 않은 열화 잡음이 존재하며 경계 영역이나 패턴 영역에서는 잡음 제거에 의한 영상의 흐려짐과 같은 문제점이 존재한다.

기존의 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘에서 발생하는 문제는 평탄 영역과 경계 및 패턴 영역에서 노이즈 제거를 위해 주변 화소들의 집합 Ω 안에서 계산되는 가중치의 분포 값이 적절히 설정되지 못했기 때문이다.

그림 3는 테스트 패턴 영상에 대해서 주변 화소들의 집합 Ω 안에서 나타나는 가중치 $w(m, n, i, j)$ 을 그린 그림이다. 잡음이 있을 때의 가중치 영상의 경우 잡음이 없는 원 영상에 대해 가중치 영상에 비해 노이즈에 더 많은 영향을 받기 때문에 테스트 패턴이 고르지 못하고 거친 것을 확인할 수 있다. 그러므로 다음 장에서 제안하는 알고리즘을 통해 가중치 영상을 고르게 만들고 이를 통해 잡음 제거 알고리즘의 성능을 향상시킬 수 있다.

III. 개선된 비지역적 평균 알고리즘

잡음 환경에서 최적의 잡음 제거 결과를 얻기 위해

다음과 같은 에러 함수가 정의된다^[6].

$$\vec{x}(i,j) = \operatorname{argmin}_{\vec{x}} \sum_{(m,n) \in \Omega} \rho(\vec{x}(i,j) - \vec{v}(m,n)) \quad (5)$$

여기서 $\rho(\vec{x})$ 는 한 화소 위치의 지역적 집단을 입력으로 받는 손실 함수이다.

식 (5)를 gradient descent 방법에 의해 최소화 하는 해를 구하기 위해 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\vec{x}(i,j) = \vec{v}(i,j) - \lambda(i,j) \sum_{(m,n) \in \Omega} \rho'(\vec{x}(i,j) - \vec{v}(m,n)) \quad (6)$$

$\rho'(\vec{x}) = \vec{x}g(\vec{x})$ 의 형태로 나타내고 (6)에 대입한 후 Jacobi algorithm을 적용하면,

$$\lambda(i,j) = \frac{1}{1 + \sum_{(m,n) \in \Omega, (i,j) \neq (m,n)} g(\vec{v}(i,j) - \vec{v}(m,n))} \quad (7)$$

과 같이 $\lambda(i,j)$ 를 구할 수 있고 이것을 다시 (6)에 대입하여 식을 정리하면

$$\vec{x}(i,j) = \frac{\vec{v}(m,n) + \sum_{\substack{(m,n) \in \Omega \\ (i,j) \neq (m,n)}} g(\vec{v}(i,j) - \vec{v}(m,n))\vec{v}(m,n)}{1 + \sum_{\substack{(m,n) \in \Omega \\ (i,j) \neq (m,n)}} g(\vec{v}(i,j) - \vec{v}(m,n))} \quad (8)$$

다음과 같이 정리할 수 있다. 여기서 앞서 정의한 가중치 $w(m,n,i,j)$ 을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$w(m,n,i,j) = \begin{cases} g(\vec{v}(i,j) - \vec{v}(m,n)) & (i,j) \neq (m,n) \\ 1 & (i,j) = (m,n) \end{cases} \quad (9)$$

기존의 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘의 경우에 다음의 식과 같이 설정한 것으로 볼 수 있다.

$$\rho(\vec{x}) = e^{-\frac{\|\vec{x}\|^2}{h}} \quad (10)$$

그러나 $\rho(\vec{x})$ 을 위와 같이 단순한 반비례 지수 함수로 설정할 경우 앞서 제기한 평탄 영역에서의 잔존 잡음과 경계 및 패턴 영역에서의 잡음 제거로 인한 흐려짐의 문제점을 해결 할 수 없다.

그러므로 본 논문에서는 $\rho(\vec{x})$ 에 대하여 다음과 같은 식을 제안한다. 먼저 식 (10)을 테일러 급수 (Taylor series)로 전개하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \rho(\vec{x}) &= e^{-\frac{\|\vec{x}\|^2}{h}} \\ &= 1 - \frac{\|\vec{x}\|^2}{h} + \frac{\|\vec{x}\|^4}{h^2} - \frac{\|\vec{x}\|^6}{h^3} + \dots \end{aligned} \quad (11)$$

위의 식에서 2차식 이상의 고차항 (high-order term)을 제외하고 h 를 k 로 놓으면 다음의 식과 같이 쓸 수 있다.

$$\rho(\vec{x}) = 1 - \frac{\|\vec{x}\|^2}{k} \quad (12)$$

여기서 k 는 다음과 같이 구해진다.

$$k = \begin{cases} Th & Th < h \\ h & otherwise \end{cases} \quad (13)$$

Th 는 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$Th = \bar{w}_{[kn(\Omega)]} \quad (14)$$

여기서 \bar{w} 은 Ω 안에서 가중치들 $w(m,n,i,j)$ 을 $w(m,n,i,j)$ 값을 기준으로 내림차순으로 재정렬한 가중치 값들의 집합이고, $\bar{w}_{[kn(\Omega)]}$ 은 \bar{w} 중에 $[kn(\Omega)]$ 번째 값이다. $[x]$ 는 x 의 정수 부분만을 취하는 함수이다.

위와 같이 가중치 구하는 함수의 임계치를 이미 구한 가중치 집합의 정렬된 값을 반영하여 다시 구하고 최종적으로 가중치를 갱신한 결과를 그림 4에 나타냈다.

그림에서 보면 잡음이 있을 경우 기존 알고리즘에서 구한 가중치 이미지는 전체적으로 원 영상에서의 가중치 영상과 비슷하지만 여전히 거칠고 잡음이 섞여 있는 것을 확인할 수 있다. 그러나 우측의 제안된 가중치 갱신을 통해 구한 가중치 이미지를 보면 가중치 영상 안에서 끊어진 패턴들이 연결되어 원 영상에서의 가중치 영상과 더 많이 근접하며 또한 선명해 졌음을 확인할

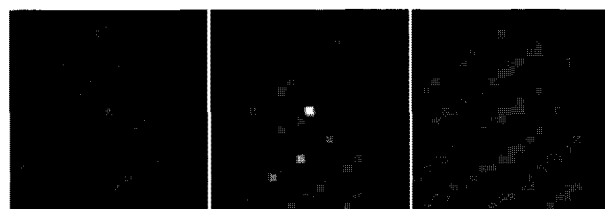


그림 4. 원 테스트 패턴 가중치 영상(좌측), 잡음 ($\sigma = 20$)시 기존 알고리즘 가중치 영상(중앙), 잡음 시 제안된 알고리즘 가중치 영상(우측)

Fig. 4. Original test pattern weight image(left), noisy conventional algorithm weight image(middle), noisy proposed algorithm weight image(right).

수 있다.

식 (12)~(14)를 통해 다시 구한 가중치를 $\hat{w}(m,n,i,j)$ 이라고 놓고 최종적인 잡음 제거 식을 정리하면 다음과 같다.

$$\hat{w}(i,j,m,n) = 1 - \frac{\|\vec{v}(i,j) - \vec{v}(m,n)\|^2}{k} \quad (15)$$

$$\vec{v}(i,j) = \sum_{(m,n) \in \Omega} \hat{w}(m,n,i,j) v(m,n) \quad (16)$$

IV. 실험 결과 및 분석

그림 5와 그림 6은 기존 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘과 제안된 알고리즘의 비교를 위해 가우시안 잡음 $\sigma = 20$ 인 테스트 영상의 잡음 제거 결과에서 일부 영역의 확대 영상이다. 제안된 알고리즘과의 PSNR을 통한 정량적 비교를 위한 알고리즘으로 Bilateral 잡음 제거 알고리즘^[3], 기존 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘^[4] 그리고 근래에 제안된 개선된 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘^{[5][6]} 등을 정하였다.

실험에 사용된 파라미터 값들은 다음과 같다. Ω 크기인 $n(\Omega)$ 는 21×21 이고 가중치를 구할 때 사용된 지역적 집단 $\vec{v}(\cdot)$ 의 크기는 7×7 로 설정하였다. 또 h 는 18로, Th 를 구할 때 필요한 k 는 0.07로 설정하였다. 제안된 알고리즘의 연산량은 기존 알고리즘^[4]에 비해



그림 5. House 원 영상 (좌), 기존 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘 (중앙), 제안된 잡음 제거 알고리즘 (우)

Fig. 5. House original image (left), conventional NLM algorithm (middle), proposed denoising algorithm (right).

다소 증가하는데 그 이유는 가중치 정렬을 위해 연산이 추가되기 때문이다. 그러므로 제안된 알고리즘의 최종 연산량은 정렬 알고리즘의 선택에 따라 달라질 수 있으며 본 실험에서는 빠른 정렬(quick sorting) 알고리즘을 사용하였고 기존 알고리즘에 비해 대략 1.5배의 연산 수행 시간을 보였다.

그림 5는 House 테스트 영상에 가우시안 잡음 표준편차 $\sigma = 20$ 인 가중 가우시안 잡음을 가하고 그에 대해 잡음 제거를 수행한 결과 비교이다. 그림 4에서 house의 지붕 부분 평탄 영역과 배수관 부분을 보면 기존 비지역적 평균 기반 방법에서는 여전히 남아있는 잡음이 제안된 알고리즘에서는 모두 제거되었음을 확인할 수 있다. 또 배수관 옆의 벽돌 패턴과 지붕을 보면 기존 방법에서는 흐려짐이 심하게 발생하였으나 제안된 방법에서는 벽돌과 지붕이 보다 선명하게 유지되고 있음을 확인할 수 있다.

그림 6은 Barbara 테스트 영상에 가우시안 잡음 표준편차 $\sigma = 20$ 인 가중 가우시안 잡음을 가하고 그에 대해 잡음 제거를 수행한 결과 비교이다. 그림 6에서도 앞의 비교에서와 마찬가지로 결과를 확인할 수 있다. 잡음 제거로 인해 체크무늬 부분이 흐려진 중앙의 기존 방법에서와는 달리 제안된 알고리즘에서는 잡음 제거 후에도 체크무늬 부분이 보다 선명함을 확인할 수 있다.

그림 7은 Lena 테스트 영상에 테스트 영상에 가우시안 잡음 표준편차 $\sigma = 20$ 인 가중 가우시안 잡음을 가

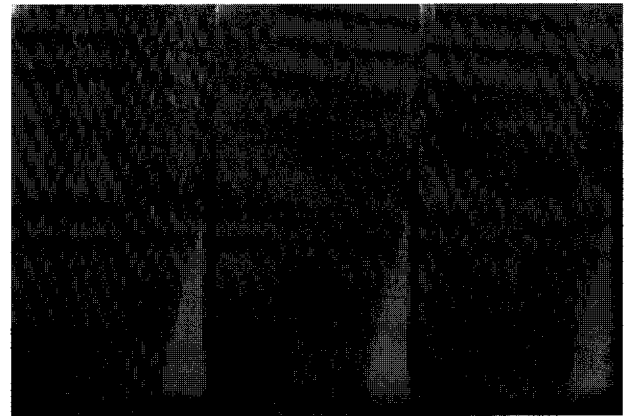


그림 6. Barbara 원 영상 (좌), 기존 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘 (중앙), 제안된 잡음 제거 알고리즘 (우)

Fig. 6. Barbara original image (left), conventional NLM algorithm (middle), proposed denoising algorithm (right).



그림 7. Lena 원 영상 (좌), 기존 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘 (중앙), 제안된 잡음 제거 알고리즘 (우)
 Fig. 7. Lena original image (left), conventional NLM algorithm (middle), proposed denoising algorithm (right).

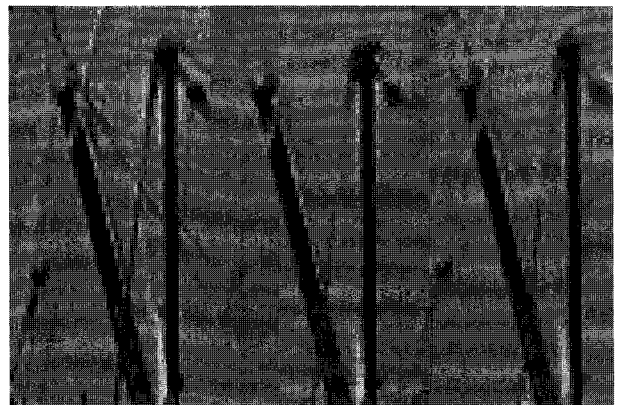


그림 9. Boat 원 영상 (좌), 기존 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘 (중앙), 제안된 잡음 제거 알고리즘 (우)
 Fig. 9. Boat original image (left), conventional NLM algorithm (middle), proposed denoising algorithm (right).

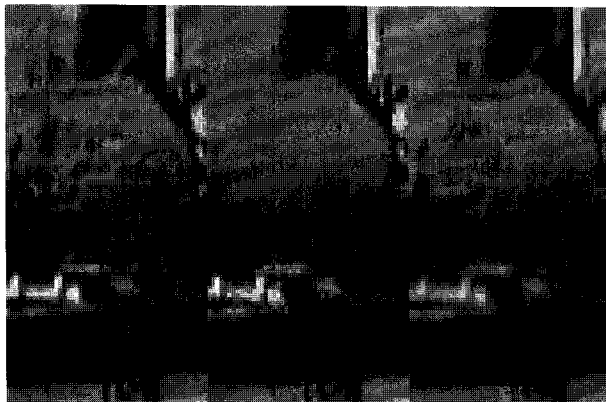


그림 8. Boat 원 영상 (좌), 기존 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘 (중앙), 제안된 잡음 제거 알고리즘 (우)
 Fig. 8. Boat original image (left), conventional NLM algorithm (middle), proposed denoising algorithm (right).

하고 그에 대해 잡음 제거를 수행한 결과 비교이다. 기존 알고리즘의 경우 잡음 제거로 인해 모자의 깃털 부분이 흐려진 중앙의 기존 방법에서와는 달리 제안된 알고리즘에서는 잡음 제거 후에도 깃털 무늬 부분이 보다 선명함을 확인할 수 있다.

그림 8과 9는 Boat 테스트 영상에 테스트 영상에 가우시안 잡음 표준편차 $\sigma=20$ 인 가중 가우시안 잡음을 가하고 그에 대해 잡음 제거를 수행한 결과 비교이다. 그림 8에서 보면 기존 알고리즘의 경우 잡음 제거로 인해 배의 그물망이 무늬가 거의 없어졌지만 제안된 알고리즘의 경우 그물 무늬를 유지한 상태로 잡음이 제거된 것을 확인할 수 있다. 또 그림 9에서 보면 기존 알

표 1. House 영상 PSNR 결과 비교(dB)
 Table 1. The comparison of PSNRs for House image(dB).

House	$\sigma=5$	10	15	20	25
[3]	35.54	32.80	30.31	29.62	27.10
[4]	37.58	34.53	32.99	31.54	30.49
[5]	37.99	34.70	33.53	32.81	31.31
[6]	38.15	34.81	33.51	32.86	31.33
Proposed	38.20	34.97	33.56	32.80	31.30

표 2. Peppers 영상 PSNR 결과 비교(dB)
 Table 2. The comparison of PSNRs for Peppers image(dB).

Peppers	$\sigma=5$	10	15	20	25
[3]	33.53	30.43	28.51	27.28	25.48
[4]	35.43	33.15	31.61	29.50	28.53
[5]	37.14	34.68	32.80	30.59	29.41
[6]	37.08	34.58	32.73	30.57	29.39
Proposed	37.17	34.72	32.82	30.60	29.42

고리즘의 경우에는 잡음 제거 후에 줄이 흐려져서 희미거나 거의 보이지 않지만 제안된 알고리즘의 경우 잡음 제거 후에도 줄이 선명하게 남아 있는 것을 확인할 수 있다.

다음으로 표 1부터 표 4까지 각 테스트 영상에 대하여 다양한 강도의 잡음을 가하고 기존에 제시된 잡음 제거 알고리즘들과 새로 제안된 잡음 제거 알고리즘을 적용하여 PSNR 수치로 비교하였다.

표에서 보는 바와 같이 제안된 알고리즘이 기존의 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘과 비교해서는 보다 우수한 성능을 보이며 근래 제안된 다른 비지역적

표 3. Lena 영상 PSNR 결과 비교(dB)

Table 3. The comparison of PSNRs for Lena image(dB).

Lena	$\sigma=5$	10	15	20	25
[3]	34.25	32.70	31.31	29.06	28.17
[4]	36.43	34.95	33.78	31.09	30.48
[5]	36.61	35.62	34.19	32.43	31.59
[6]	36.66	35.68	34.28	32.52	31.70
Proposed	36.79	35.72	34.30	32.50	31.74

표 4. Barbara 영상 PSNR 결과 비교(dB)

Table 4. The comparison of PSNRs for Barbara image(dB).

Barbara	$\sigma=5$	10	15	20	25
[3]	32.64	29.78	28.22	27.74	26.45
[4]	34.58	32.05	30.90	29.52	28.36
[5]	36.52	33.85	31.36	30.17	29.14
[6]	36.60	33.90	31.48	30.22	29.26
Proposed	36.67	34.01	31.54	30.40	29.24

평균 기반 잡음 제거 알고리즘과 대등한 성능을 보임을 알 수 있다.

V. 결 론

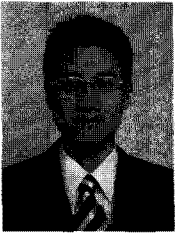
가중치 갱신을 통해 개선된 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘을 통하여 평탄 영역에서의 잔존하는 잡음 제거가 가능하며 잡음 제거 과정에서 경계 및 패턴 영역의 흐려짐과 같은 문제점이 없이 선명한 잡음 제거 영상을 얻을 수 있었다. 비지역적 평균값을 구할 때 사용되는 가중치를 가중치 정렬을 통해 재 정의된 임계치로서 갱신하고 그로부터 잡음 제거 효과를 향상시키는 개선된 비지역적 평균 알고리즘을 제안하였다. 가중치 정렬을 통해 갱신된 가중치들을 통해 경계 및 패턴 영역에서 보다 고르고 선명하고 가중치를 구할 수 있어 결과적으로 잡음 제거로 인한 흐려짐 없이 잡음 제거가 가능하다. 현재 제안된 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘에 대해 알고리즘 최적화를 통해 연산 속도를 증가시키는 방법에 관한 연구가 진행되고 있다.

참 고 문 헌

[1] 이석호, 최은철, 강문기, "3차원 이방성확산 방정식을 이용한 동영상의 영상잡음제거," 전자공학회논문지, 제39권 SP편, 제2호, 79-86쪽, 2002년 3월.

- [2] 정윤희, 이준환, 김재석, 임원배, 허봉수, 강문기, "CMOS 이미지 센서의 영상 개선을 위한 실시간 전처리 프로세서의 설계," 전자공학회논문지, 제38권 TC편, 제8호, 62-71쪽, 2001년 8월.
- [3] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in Proc. 6th Int. Conf. Computer Vision, pp. 839-846, Bombay, India, Jan. 1998.
- [4] 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.
- [5] C. Kervrann and J. Boulanger, "Optimal spatial adaptation for patchbased image denoising," IEEE Trans. Image Process., vol. 15, no. 10, pp. 2866 - 2878, Oct. 2006.
- [6] B. Goossens, H. Luong, A. Pižurica, and W. Philips, "An improved non-local denoising algorithm," in Proc. Int. Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing (LNLA'2008), Lausanne, Switzerland, 2008.
- [7] T. Brox, O. Kleinschmidt, and D. Cremers, "Efficient nonlocal means for denoising of textural patterns," IEEE Trans. Image Process., vol. 17, no. 7, pp. 1083 - 1092, Jul. 2008
- [8] D. van de Ville and M. Kocher, "SURE-based Non-Local Means," IEEE Signal Process. Lett., vol. 16, no. 11, pp. 973 - 976, 2009.
- [9] M. Ebrahimi and E. R. Vrscay, "Examining the role of scale in the context of the non-local-means filter," Image Analysis and Recognition, Springer, vol. 5112, pp. 170 - 181, Berlin/Heidelberg, Germany, 2008.
- [10] C. Kervrann, J. Boulanger, and P. Coupé, "Bayesian Non-Local Means Filter, Image Redundancy and Adaptive Dictionaries for Noise Removal," Proc. Int. Conf. on Scale Space and Variational Methods in Computer Visions (SSVM 07), pp. 520 - 532, Ischia, Italy, 2007.
- [11] C. Deledalle, L. Denis, F. Tupin, "Iterative Weighted Maximum Likelihood Denoising with Probabilistic Patch-Based Weights," IEEE Trans. Image Process., vol. 18, no. 12, pp. 2661 - 2672, Dec. 2009.

저 자 소 개



박 상 욱(학생회원)
 2001년 연세대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2003년 연세대학교 전기전자
 공학과 석사 졸업.
 2003년~2005년 LG전자기술원
 주임연구원.

2005년~2008년 한국전자통신연구원(ETRI)
 선임연구원.

2008년~연세대학교 전기전자공학과 박사과정.
 <주관심분야 : 영상 및 비디오 잡음 제거, 영상
 잡음 모델링 및 분석, 영상 화질 개선, 초해상도
 영상복원, 컬러 보간(demosaicing)>



강 문 기(정회원)-교신저자
 1986년 서울대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1988년 서울대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1994년 Northwestern University
 박사 졸업.

1994년~1997년 Assistant Professor.
 (University of Minnesota, Duluth)

1997년~1999년 연세대학교 전기전자공학과
 조교수.

1999년~2004년 연세대학교 전기전자공학과
 부교수.

2004년~연세대학교 전기전자공학과 정교수.
 <주관심분야 : 영상복원, 초해상도 영상복원, 비
 선형 필터링, 비디오 분석 및 처리 부화소단위의
 움직임 추정>