

논문 2011-48SP-2-3

# 비지역적 평균 기반 시공간 잡음 제거 알고리즘

## (Spatio-temporal Denoising Algorithm base on Nonlocal Means)

박 상 욱\*, 강 문 기\*\*

(Sang Wook Park and Moon Gi Kang)

### 요 약

동영상 잡음 제거에 있어서 비지역적 평균 기반 시공간 잡음 제거 알고리즘을 제안한다. 기존에 제시된 비지역적 평균 기반 알고리즘은 잡음 제거에 우수한 성능을 보이지만 연산량이 많고 여러 장의 장면 기억장치가 필요하기 때문에 하드웨어 시스템 구현에 많은 어려움이 있다. 그러므로 제안된 알고리즘에서는 무한 충격 응답 기반 시간 영역 잡음 제거 알고리즘을 도입하여 움직임이 적은 영역에서는 자연스러운 잡음 제거가 가능하며 움직임이 많은 영역에서는 연산량 측면에서 효율성을 고려하여 개선된 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘을 적용하여 움직임에 의한 흐려짐을 최소화 하면서 잡음 제거를 수행하였다. 다양한 잡음 정도를 갖는 시험 영상에 대한 실험을 통해 수치적, 시각적 측면에서 각각 비교하여 제안된 알고리즘의 성능이 기존의 알고리즘과 대등하거나 촬영 영상에 따라서는 우수한 성능을 보임을 확인할 수 있었다.

### Abstract

This paper proposes spatio-temporal denoising algorithm based on nonlocal means. Though the conventional denoising algorithms based on nonlocal means have good performance in noise removal, it is difficult to implement them into the hardware system due to much computational load and the need for several frame buffers. Therefore we adopted infinite impulse response temporal noise reduction algorithm in the proposed algorithm. Proposed algorithm shows less artificial denoised result in the motionless region. In the motion region, spatial filter based on efficiently improved nonlocal means algorithm conduct noise removal with less motion blur. 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 :** Spatio-temporal, denoising, nonlocal means, video, noise removal

## I. 서 론

디지털 영상 기기에 있어서 깨끗하고 선명한 영상에 대한 사용자의 요구가 증대되면서 잡음 제거는 디지털 영상 센서의 후처리 알고리즘에서 더욱 중요한 모듈로

자리 잡고 있다. 특히 디지털 캠코더나 방송 촬영 장비, 감시용 카메라 이외에도 최근에는 휴대용 단말기나 스마트폰 등에서도 동영상 촬영이 필수 기능이 되었다. 이와 같이 고화질 동영상 수요가 급격히 증가하면서 동영상에서의 잡음 제거를 위한 시공간 잡음 제거 알고리즘에 관해서도 지난 수 십 년에 걸쳐 다수의 연구가 진행되어왔다<sup>[1~5]</sup>.

최근 하드웨어 실시간 구현이 가능하면서도 성능이 우수한 시공간 잡음 제거 알고리즘<sup>[6]</sup>이 제시되었는데 특히 감시카메라와 같이 저조도의 열화 잡음이 심한 촬영 환경에서도 잡음 제거가 가능한 것이 특징이다. 그러나 기존 알고리즘<sup>[6]</sup>은 열화 잡음이 심한 경우에도 움직임 검출을 수행하기 위해 입력 영상에 강력한 저주파

\* 학생회원, \*\* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과  
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: 2010년7월13일, 수정완료일: 2010년10월11일

대역 여과(low pass filtering)를 수행하여 잡음 제거 효과를 높인 반면 움직임 영역에서 과도한 흐려짐이 발생하는 문제점이 있다.

다른 한편으로 이론적 배경이 간단하면서도 기존에 제시된 잡음 제거 알고리즘에 비해 성능이 월등한 비지역적 평균 기반의 잡음 제거 알고리즘<sup>[7]</sup>이 소개되었다. 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘은 양방향 필터(bilateral filter)<sup>[8]</sup>로부터 파생되어 성능이 향상된 여과기로 설명되고 있다<sup>[7]</sup>. 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 차이점으로써 성능의 향상에 기여하고 있다. 정지 영상의 잡음 제거에 적용되는 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘은 동영상 잡음 제거에도 적용되었다<sup>[9~12]</sup>.

위에서의 기존 방법들<sup>[9~12]</sup>이 동영상 잡음 제거에 우수한 성능을 보이기에는 하지만 연산량이 지나치게 많아 하드웨어 실시간 구현에는 현실적으로 적용하기 어려운 점이 많으며 여러 장의 장면 기억장치(frame buffer)를 필요로 하여 휴대용 기기에 장착되는 동영상 카메라나 감시 카메라 등과 같이 가용 자원이 한정된 경우에 적용하는데 제한이 있다.

본 논문에서는 동영상 잡음 제거에서 우수한 성능을 보이는 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘을 빠르고 효율적으로 개선하여, 성능 면에서는 기존의 알고리즘과 대등하거나 우수하면서도 비용 면에서는 최소의 자원과 연산량만을 사용한다. 제안된 알고리즘은 시공간 영역에서의 잡음 제거를 위해 단지 한 장만의 장면 기억장치를 필요로 하므로 잡음 제거 효과는 우수하지만 여러 장의 장면 기억장치를 필요로 하는 기존 알고리즘<sup>[9~12]</sup>에 비해 적은 자원을 필요로 한다.

본 논문의 II장에서는 기존의 비지역적 평균 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘에 대해 살펴본다. III장에서는 기존의 알고리즘을 개선하여 비지역적 평균 기반 시공간 잡음 제거 알고리즘을 새롭게 제안한다. IV장에서 기존의 알고리즘과 제안된 알고리즘을 실험을 통해 비교 분석하고 V장에서 결론을 맺는다.

## II. 기존 알고리즘

영상이 일반적인 가중 가우시안 잡음에 의해 열화된

경우 영상의 열화 과정은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$v(t, i, j) = u(t, i, j) + n(t, i, j) \quad (1)$$

여기서  $u(t, i, j)$ 은 열화되기 전의 원래 영상으로써 장면  $t$ 에서의 가로 및 세로  $(i, j)$  위치의 화소 값을 의미한다.  $v(t, i, j)$ 은 열화된 영상 그리고  $n(t, i, j)$ 은 잡음 값으로써 평균은 0이고 표준편차는  $\sigma$ 을 갖는 각 장면 및 화소별로 독립되고 동일한 가우시안 분포를 갖는다고 가정한다.

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

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

여기서  $w(l, m, n, t, i, j)$ 는 중심 화소  $v(t, i, j)$ 에 대한 주변 화소  $v(l, m, n)$ 에 대한 가중치 값이며  $\Omega$ 는 주변 화소들의 집합으로써  $T \times N \times N$ 의 크기를 갖는다.  $T$ 는 최대 장면 기억장치 크기이다. 본래 비지역적 평균에서 비지역적이란 용어는 주변 화소들의 집합  $\Omega$ 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<sup>[7]</sup>에서도 주변 화소들의 집합을  $T \times N \times N$ 으로 한정되었다.

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

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

여기서  $\vec{v}(t, i, j)$ 와  $\vec{v}(l, m, n)$ 은 각각 중심 화소  $v(t, i, j)$ 와 주변 화소  $v(l, m, n)$ 의  $M \times M$ 의 지역적 집단이다. 3차원의 크기를 갖는 주변 화소들의 집합과는 달리 유사성 판단에 사용되는 지역적 집단은 2차원이다.

$Z(t, i, j)$ 은 정규화 상수로서

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

와 같이 구할 수 있다. 여기서  $\| \ \|$ 은 일반적인 L2 크기(norm)이다.

위에서의 비지역적 평균 기반 동영상 잡음 제거 알고

리즘과는 달리 이전에 개발되었고 간단한 형태를 갖는 또 다른 무한 충격 응답(infinite impulse response) 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘이 있으며<sup>[5]</sup> 잡음이 제거된 영상  $\bar{v}(t, i, j)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\bar{v}(t, i, j) = (1 - a)v(t, i, j) + a\bar{v}(t - 1, i, j) \quad (5)$$

여기서  $v(t, i, j)$ 는 장면  $t$ , 위치  $(i, j)$  화소의 값이고,  $\bar{v}(t, i, j)$ 는 장면  $t$ , 위치  $(i, j)$  화소에서 시간 영역 잡음 제거를 수행한 화소 값이다.  $a$ 는 현재 장면  $t$ 에서의 화소 값과 이전 장면  $t - 1$ 에서 화소 값의 가중치로서 다음과 같이 계산된다.

$$SAD = \sum_{(i, j) \in S} |v(t, i, j) - v(t - 1, i, j)| \quad (6)$$

$$a = 1 - kSAD, \quad 0 \leq a \leq 1 \quad (7)$$

여기서  $k$ 는 상수 값이고 집합  $S$ 는 정합 오차 측정자(sum of absolute difference)가 계산되는 영역이다.

움직임이 없는 경우 (5)에서와 같은 시간 영역(temporal domain)에서의 잡음 제거는 공간 영역(spatial domain)에서의 잡음 제거에 비해 나은 결과를 보이지만 대부분의 동영상은 많은 움직임을 포함하고 있기 때문에 움직임이 있는 경우에도 잡음 제거에 의한 흐려짐이 없도록 가중치  $a$ 를 구하는 방법이 연구되었다.<sup>[6]</sup>

그러나 이 방법도 여전히 열화 잡음이 심한 경우에는 움직임 검출을 수행하기 위해 입력 영상에 강력한 저주파 대역 여과를 수행하여 어느 정도 잡음 제거를 한 후 움직임 검출을 수행하기 때문에 움직임 영역에서 과도한 흐려짐이 발생하는 문제점이 있다.

### III. 비지역적 평균 기반 시공간 잡음 제거 알고리즘

제안하는 알고리즘은 식(5)와 같은 무한 충격 응답 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘을 기본 구조로 갖고 있다. 여기에 비지역적 평균 기반 시공간 잡음 제거 알고리즘을 기반으로 연산량 측면에서 효율적인 공간 영역에서의 잡음 제거 알고리즘을 추가하였다. 제안하는 잡음 제거 알고리즘은 다음의 식과 같이 표현된다.

$$\bar{v}(t, i, j) = (1 - a)v_{NLM}(t, i, j) + av(t - 1, i, j) \quad (8)$$

여기서  $v_{NLM}(t, i, j)$ 은 장면  $t$ 에서만 공간 영역에 대해 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘을 수행한 결과로서 다음과 같은 식으로 구할 수 있다.

$$v_{NLM}(t, i, j) = v_{NLM}(i, j) = \sum_{(m, n) \in \Psi} w(m, n, i, j)v(m, n) \quad (9)$$

여기서 가중치  $w(m, n, i, j)$ 는 식 (3)에서와 유사하게 다음과 같이 구할 수 있다.

$$w(m, n, i, j) = \frac{1}{Z(i, j)} e^{-\frac{\|\vec{v}(i, j) - \vec{v}(m, n)\|^2}{h^2}} \quad (10)$$

여기서  $\vec{v}(i, j)$ 와  $\vec{v}(m, n)$ 은 각각 장면  $t$ 에서의 중심 화소  $v(t, i, j)$ 와 주변 화소  $v(t, m, n)$ 의  $M \times M$ 의 영역 안에서의 지역적 집단이다.

$Z(i, j)$ 은 정규화 상수로서

$$Z(i, j) = \sum_{(m, n) \in \Psi} e^{-\frac{\|\vec{v}(i, j) - \vec{v}(m, n)\|^2}{h^2}} \quad (11)$$

와 같이 구할 수 있다.

식 (2), (4)의 주변 화소 집합  $\Omega$  중에서 장면  $t$ 에서의 주변 화소들의 집합만을 취하여  $\Omega_t$ 라고 표시할 때,  $\Psi$ 는  $\Psi \subseteq \Omega_t$ 로서 두 집합의 중심 화소 위치는 동일하지만 정합 오차 측정자의 값에 따라 가변적인 크기를 갖는 주변 화소들의 집합이다. 집합  $\Omega_t$ 의 크기를  $n(\Omega_t) = N \times N$ 라고 할 때, 집합  $\Psi$ 의 크기  $n(\Psi) = \psi N \times \psi N$ 라고 하면, 비례 상수  $\psi$ 는

$$\psi = \lfloor 0.05SAD \rfloor \quad (12)$$

와 같이 계산된다. 여기서  $SAD$ 는 식(6)에서 구한 값이다.  $\lfloor x \rfloor$ 는  $x$ 의 정수 부분만을 취하는 연산자이다.

이와 같이 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘의 주변 영역을 가변적인 크기를 갖도록 함으로써 연산량을 효율적으로 줄일 수 있다. 반면 감쇄되는 잡음 제거 효과는 시간 영역에서의 무한 충격 응답 기반 잡음 제거로써 보완한다.  $SAD$  값이 작을수록 움직임이 작은 것이므로 작은  $n(\Psi)$ 을 사용하여 공간 영역에서의 잡음 제거 연산량을 줄이고 대신 식 (8)에서의  $a$  값은 커지므로 시간 영역에서 잡음 제거 비중을 높아지게 된다.

반대로  $SAD$  값이 클수록 움직임이 많은 것이므로 큰  $n(\Psi)$ 을 사용하여 공간 영역에서의 잡음 제거 시 연산량을 늘려 잡음 제거 효과를 크게 하는 반면 시간 영

역에서의 잡음 제거 비중을 줄이게 된다. 그러므로 무한 충격 응답 기반 알고리즘의 문제점인 큰 움직임에 의한 흐려짐을 최소화할 수 있고 움직임이 있는 부분에서 시간 영역으로 누적 평균을 구하는 과정을 줄일 경우 잡음 제거 효과가 약해지는 문제점을 비지역적 평균 기반 공간 영역에서의 잡음 제거 알고리즘으로 보완할 수 있다.

#### IV. 실험 결과 및 분석

제안된 알고리즘을 4가지 종류의 실험용 동영상에 다양한 잡음 설정하여 실험하였으며 기존에 제시된 무한 충격 응답 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘<sup>[6]</sup>과 기존에 제시된 비지역적 평균 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘<sup>[10]</sup>과 성능 비교를 하였다. 잡음 실험 영상은 평균이 0이고 실험에 사용된 표준편차 크기를 갖는 가우시안 랜덤 변수를 생성하여 원본영상에 첨가하여 생성



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

그림 1. football 영상 장면 9번째  $\sigma=20$  잡음 제거 결과 비교, (a) 원영상, (b) 잡음 영상, (c) 기존 알고리즘<sup>[6]</sup>, (d) 기존 알고리즘<sup>[10]</sup>, (e) 제안된 알고리즘

Fig. 1. The comparison of the denoised football image 9th frame  $\sigma=20$ , (a) original image, (b) noisy image, (c) the conventional algorithm<sup>[6]</sup>, (d) the conventional algorithm<sup>[10]</sup>, (e) the proposed algorithm.

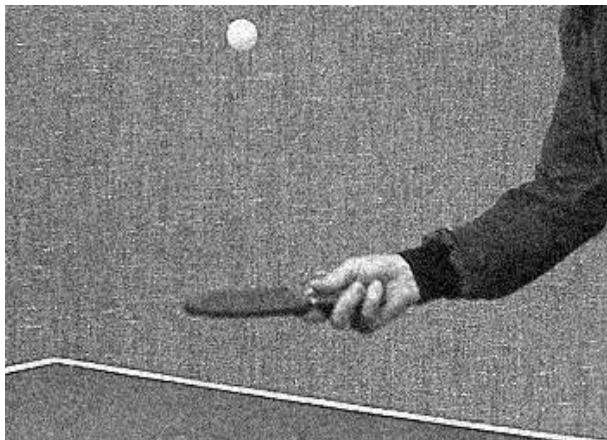
되었다.

실험에 사용된 파라미터 값들은 다음과 같다.  $\Omega$  크기인  $n(\Omega)$ 는  $2 \times 21 \times 21$ 이고 가중치를 구할 때 사용된 지역적 집단의 크기는  $7 \times 7$ 로 설정하였다. 또 식(6)에서의 집합  $S$ 의 크기는  $21 \times 21$ 로, 식(10)과 (11)에서의  $h$ 는 18로, 식(7)에서의  $k$ 는 0.01로 설정하였다.

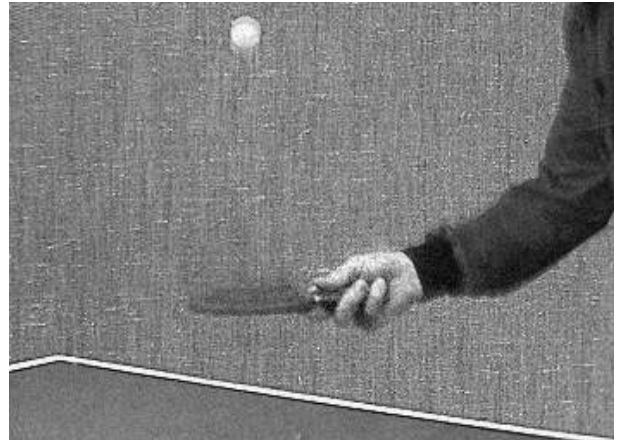
그림 1의 (c)의 결과 영상을 보면 움직임이 아주 많은 시험 영상인 football에 무한 충격 응답 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘을 적용한 경우 움직임이 없는 배경 바닥 영역의 경우 자연스럽게 잡음이 제거된 결과를 보이지만 움직임 많은 영역에서는 잡음 제거에 의해 심하게 흐려짐이 발생한 것을 볼 수 있다. 그림 1의 (d)는 기존의 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘을 적용한 것으로써 움직임 영역에서 잡음 제거에 의한 흐려짐은 없지만 움직임이 없는 배경 바닥에서 잡음 제거에 의해 무늬가 흐려졌다. 그림 1의 (e)는 제안된 알고리즘에 의한 잡음 제거 결과로서 움직임 영역에서의 흐려짐이 거의 없고 움직임이 없는 영역에서도 무늬가 흐려지



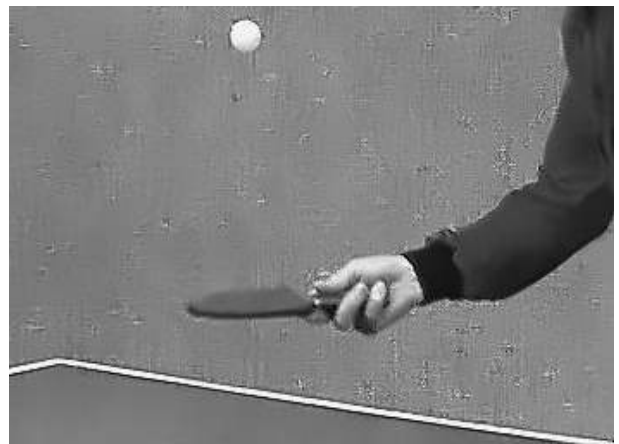
(a)



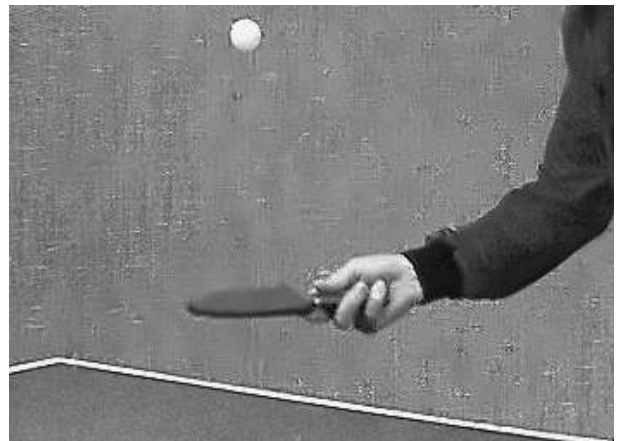
(b)



(c)



(d)



(e)

그림 2. tennis 영상 장면 18번째  $\sigma=20$  잡음 제거 결과 비교, (a) 원영상, (b) 잡음 영상, (c) 기존 알고리즘<sup>[6]</sup>, (d) 기존 알고리즘<sup>[10]</sup>, (e) 제안된 알고리즘

Fig. 2. The comparison of the denoised tennis image 14th frame  $\sigma=20$ , (a) original image, (b) noisy image, (c) the conventional algorithm<sup>[6]</sup>, (d) the conventional algorithm<sup>[10]</sup>, (e) the proposed algorithm.

지 않았음을 볼 수 있다.

그림 2의 영상들은 tennis 시험 영상에 대한 결과이며 football에서와 유사한 결과를 보임을 확인할 수 있다. 그림 2의 (c)에서 탁구공과 팔 부분이 움직임 영역에서의 잡음 제거에 의해 흐려진 것을 볼 수 있다. 그림 2의 (e)에서는 (d)에서에 비해 팔 부분의 주름과 배경 부분의 무늬가 조금 더 선명한 것을 확인할 수 있다.

다음으로 그림 3부터 그림 6까지는 기존의 비지역적 평균 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘과 제안된 알고리

즘을 각각의 시험 영상에 적용하여 각 장면별 PSNR (peak signal to noise ratio) 값을 그래프로 나타낸 결과이다. 수치적 성능에 있어서 전반적으로 실선으로 표시된 제안된 방법이 기존의 방법에 비해 점선으로 표시된 기존의 방법에 비해 약간 낮은 PSNR 값을 보이지만 그림 4에서 보는 바와 같이 시험 영상의 움직임이 심하게 많지 않은 tennis 동영상의 경우에는 제안된 방법의 성능이 기존의 방법에 비해 우수함을 확인할 수 있다.

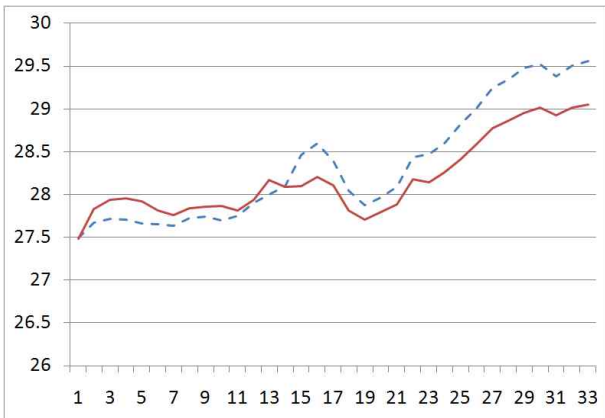


그림 3. football 영상  $\sigma=20$  1번째부터 33번째 장면, 기존 비지역적 평균 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘(점선)과 제안된 알고리즘(실선) PSNR 비교  
 Fig. 3. The comparison of PSNRs between the conventional NLM video denoising algorithm (dotted line) and the proposed algorithm(line) for football image  $\sigma=20$  from frame 1 to 33 (dB).

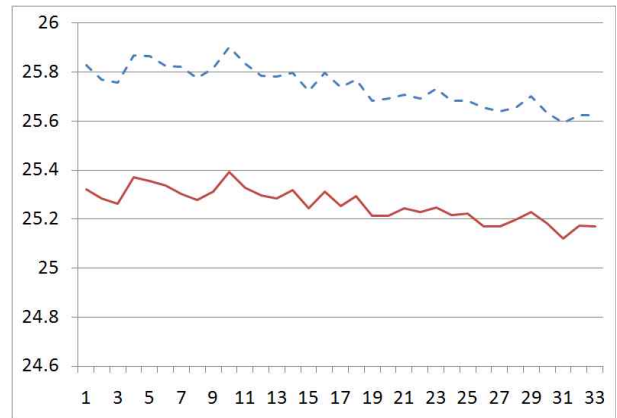


그림 5. garden 영상  $\sigma=20$  1번째부터 33번째 장면, 기존 비지역적 평균 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘(점선)과 제안된 알고리즘(실선) PSNR 비교  
 Fig. 5. The comparison of PSNRs between the conventional NLM video denoising algorithm (dotted line) and the proposed algorithm(line) for garden image  $\sigma=20$  from frame 1 to 33 (dB).

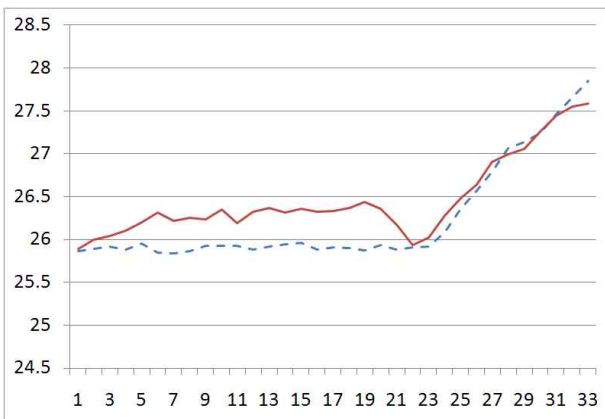


그림 4. tennis 영상  $\sigma=20$  1번째부터 33번째 장면, 기존 비지역적 평균 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘(점선)과 제안된 알고리즘(실선) PSNR 비교  
 Fig. 4. The comparison of PSNRs between the conventional NLM video denoising algorithm (dotted line) and the proposed algorithm(line) for tennis image  $\sigma=20$  from frame 1 to 33 (dB).

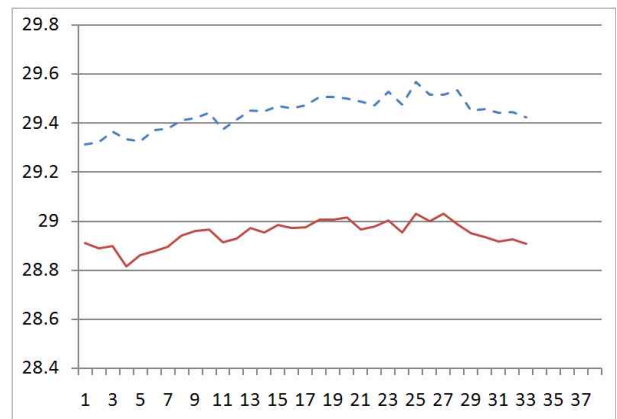


그림 6. mobile 영상  $\sigma=20$  1번째부터 33번째 장면, 기존 비지역적 평균 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘(점선)과 제안된 알고리즘(실선) PSNR 비교  
 Fig. 6. The comparison of PSNRs between the conventional NLM video denoising algorithm (dotted line) and the proposed algorithm(line) for mobile image  $\sigma=20$  from frame 1 to 33 (dB).

표 1은 잡음 정도에 따른 실험영상별 알고리즘별 전체 장면에서 평균을 구한 PSNR 값의 비교이다. 제안된 알고리즘은 무한 충격 응답 기반 동영상 잡음 제거 알고리즘의 결과에 비해서는 대략 2dB 이상 우수한 성능을 보이며 기존에 제안된 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘에 비해서는 다소 PSNR 값이 작지만 시험 영상과 잡음 정도에 따라 기존 알고리즘에 비해 우수한

표 1. 알고리즘별  $\sigma$  별로 평균 PSNR 표, 각 칸에서 (상) 기존 알고리즘<sup>[6]</sup>, (중) 기존 알고리즘<sup>[10]</sup>, (하) 제안된 알고리즘

Table 1. The comparison of PSNRs for House image, (up) the conventional algorithm<sup>[6]</sup>, (middle) the conventional algorithm<sup>[10]</sup>, (down) the proposed algorithm in each block (dB).

$\sigma$	football	tennis	garden	mobile
5	29.96	32.32	27.34	30.21
	<b>32.59</b>	34.12	28.73	<b>33.07</b>
	32.03	<b>34.45</b>	<b>28.74</b>	32.52
10	28.87	30.60	25.78	29.06
	<b>31.82</b>	32.05	<b>27.72</b>	<b>31.72</b>
	31.47	<b>32.39</b>	27.47	31.25
15	27.74	28.46	24.56	27.27
	<b>30.61</b>	30.56	<b>26.34</b>	<b>30.43</b>
	30.06	<b>30.81</b>	26.03	29.82
20	26.22	26.76	23.29	26.58
	<b>29.26</b>	28.14	<b>25.73</b>	<b>29.42</b>
	28.81	<b>28.51</b>	25.19	28.90
25	25.07	25.10	21.23	25.49
	<b>28.22</b>	27.35	<b>23.38</b>	<b>28.18</b>
	28.04	<b>27.83</b>	22.98	27.62
30	24.19	24.86	21.26	24.23
	<b>27.52</b>	26.31	<b>22.84</b>	<b>27.55</b>
	27.17	<b>26.68</b>	22.33	27.08
35	23.40	23.98	20.39	23.61
	<b>26.80</b>	25.29	<b>21.96</b>	<b>26.70</b>
	26.21	<b>25.73</b>	21.43	26.38
40	22.84	22.45	19.49	22.61
	<b>25.37</b>	24.53	<b>20.51</b>	<b>25.95</b>
	24.92	<b>24.92</b>	20.20	25.42

표 2. 기존 비지역적 평균 기반 알고리즘<sup>[10]</sup>과 제안된 알고리즘 장면 당 평균 실행 시간 비교 (초/장면)

Table 2. The comparison of average computational time per frame (sec/frame).

실험영상	football	tennis	garden	mobile
기존방법 <sup>[6]</sup>	3.4	3.4	3.1	6.5
기존방법 <sup>[10]</sup>	15.6	11.2	15.6	61.5
제안방법	7.5	4.0	8.6	30.1

성능을 보였다.

마지막으로 표 2는 기존의 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘과 제안된 알고리즘의 실행시간 비교 결과이다. 동일한 조건의 시간 비교를 위해서 기존 방법에서도 제안된 방법에서와 같이 2장의 장면 저장장치만을 적용하였다. 제안된 방법의 실행 시간은 시험 영상의 움직임 양에 따라 차이가 있기는 하나 전반적으로 기존 알고리즘<sup>[10]</sup>에 비해 2배 이상 빠른 것을 확인할 수 있다. 실험에 사용된 PC의 사양은 Pentium Core2Quad 2.66GHz, 4GB RAM이었다.

### V. 결론

비지역적 평균 기반 시공간 잡음 제거 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘을 통하여 움직임이 적은 영역에서는 무한 충격 응답 기반 시간 영역 잡음제거 알고리즘에서와 같이 자연스러운 잡음 제거가 가능하며 움직임이 많은 영역에서는 연산량 측면에서 효율성을 고려하여 개선된 비지역적 평균 기반 잡음 제거 알고리즘을 적용하여 움직임에 의한 흐려짐을 최소화 하면서 잡음 제거를 수행하였다. 제안된 알고리즘은 시공간 잡음 제거를 위하여 단지 한 장의 장면 기억장치만을 사용하여 여러 장의 장면 기억장치를 필요로 하는 기존의 알고리즘에 비해 가용 자원 측면에서 저렴하다. 이에 반해 성능 측면에서는 기존의 알고리즘과 대등하거나 촬영 영상에 따라서는 우수한 성능을 보임을 다양한 잡음 정도를 갖는 시험 영상에 대한 실험을 통해 수치적, 시각적 측면에서 각각 비교하였다. 현재 제안된 비지역적 평균 기반 시공간 잡음 제거 알고리즘에 대해 알고리즘 연산량을 추가로 최적화를 방법에 관한 연구가 추가로 진행되고 있다.

### 참고 문헌

- [1] 이석호, 최은철, 강문기, “3차원 이방성확산 방정식을 이용한 동영상의 영상잡음제거,” 전자공학회논문지, 제39권 SP편, 제2호, 79-86쪽, 2002년 3월.
- [2] 송병철, “효과적인 동영상 처리를 위한 움직임 보상 기반 잡음 예측,” 전자공학회논문지, 제46권 SP편, 제5호, 120-125쪽, 2009년 9월.
- [3] M. K. Ozkan, A. T. Erdem, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp, “Efficient multiframe Wiener restoration of blurred and noisy image



sequences,” IEEE Trans. Image Process., vol. 1, pp. 457-476 Oct. 1992

[4] A. K. Katsaggelos, J. N. Driessen, S. N. Efstratiadis, and R. L. Lagendijk, “Temporal motion compensated noise filtering of image sequences,” SPIE Proc. Vis. Comm. and Image Process., Nov. 1989, Boston, MA, pp. 61-70.

[5] A. M. Tekalp, “Digital Video Processing,” Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1995.

[6] S Yoo, J Jeon, and J Hwang, “Spatial-temporal noise reduction filter for image devices,” International Conference on Control, Automation and Systems, pp. 982-987, Oct, 2008.

[7] 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.

[8] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images,” in Proc. 6th Int. Conf. Computer Vision, Bombay, India, Jan. 1998, pp. 839 - 846.

[9] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, “Denoising image sequences does not require motion estimation,” in Proc. IEEE Conf. Advanced Video and Signal Based Surveillance, Sep. 2005, pp. 70 - 74.

[10] A. Buades, B. Coll and J. Morel, “Nonlocal image and movie denoising,” International Journal of Computer Vision, vol. 76, issue 2, pp. 123 - 139, 2008.

[11] M. Mahamoudi and G. Sapiro, “Fast image and video denoising via nonlocal means of similar neighborhoods,” IEEE Signal Process. Lett., vol. 12, no. 12, pp. 839 - 842, Dec. 2005.

[12] J. Boulanger, C. Kervrann, and P. Bouthemy, “Space-time adaptation for patch based image sequence restoration,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 8, no. 6, pp. 1096 - 1102, Jun. 2007.

— 저 자 소 개 —



**박 상 옥**(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>