

논문 2009-46SP-5-6

분리된 전처리 및 후처리 공간영역 필터를 가진 움직임 적응적 시공간영역 잡음 제거 기법

(Motion Adaptive Temporal-Spatial Noise Reduction Scheme with Separated Pre- and Post-Spatial Filter)

김성득*, 임경원**

(Sung Deuk Kim* and Kyoung Won Lim**)

요약

시간영역 필터와 공간영역 필터를 연결한 움직임 적응적 동영상 잡음 제거기법을 제안한다. 움직임 적응적 시간영역 필터에서는 전처리 공간영역 필터를 활용하여 잡음에 강인한 움직임 검출을 수행하고, 움직임의 양에 따라 적응적으로 필터링 강도를 조절한다. 동영상에 내재된 시간적 연관성을 충분히 활용하기 위해, 잡음이 있는 입력 영상은 시간영역 필터에 의해 처음으로 처리된다. 따라서 시간적 연관성이 큰 동영상에서, 영상의 세밀한 부분을 잘 보존하며 잡음을 제거할 수 있다. 움직임 검출을 위해 사용되는 전처리 공간영역 필터와는 다르게, 후처리 공간영역 필터는 시간영역 필터의 강도와 전처리 공간영역 필터에서 얻어진 공간영역 자기유사성 탐색 결과를 바탕으로 공간영역 필터링을 수행한다.

Abstract

A motion adaptive video noise reduction scheme is proposed by cascading a temporal filter and a spatial filter. After a noise-robust motion detection is performed with a pre-spatial filter, the strength of the motion adaptive temporal filter is controlled by the amount of temporal movement. In order to fully utilize the temporal correlation of video signal, noisy input image is processed first by the temporal filter, therefore, image details of temporally stationary region are quite well preserved while undesired noises are suppressed. In contrast to the pre-spatial filter used for the robust motion detection, the cascaded post-spatial filter removes the remained noises by considering the strength of the temporal filter and the spatial self-similarity search results obtained from the pre-spatial filter.

Keywords: noise reduction, motion adaptive filter, spatio-temporal filter

I. 서론

동영상에 존재하는 잡음을 효과적으로 제거하기 위해 오랜 기간 동안 많은 방법들이 연구되었다. 잡음 제거를 위한 필터링 연산은 영상에 내재하는 세밀한 부분을 손상시키는 경향이 있으므로, 영상의 시간적, 공간적, 구조적 연관성 등을 활용한 섬세한 작업이 필요하

다. 정지영상을 위한 섬세한 잡음 제거기법으로는 적응적 Wiener 필터, sigma 필터, 방향성 필터, bilateral 필터, non-local mean 필터 (NL 필터) 등과 함께 정규화 (regularization)에 기반을 둔 반복적인 필터링 방법들이 좋은 결과를 보이는 것으로 알려져 왔다^[1-8].

동영상을 위한 응용에서는 공간적 연관성과 함께 시간적 연관성을 활용한 시공간 영역 3차원 필터링 기법들이 연구되었다. 주파수 영역의 3차원 필터링 기법에서는 discrete cosine transform (DCT) 혹은 fast Fourier transform (FFT)를 활용하여 잡음제거를 수행한다^[9-10]. 하지만, 일반적으로 이러한 주파수 영역기반의 3차원 필터링은 화소단위가 아닌 블록단위로 연산이

* 정회원, 안동대학교 정보전자공학교육과
(Dept. of IT & Electronics Education, Andong National University)

** 정회원, (주) LG전자 DTV연구소
(Digital TV Lab., LG Electronics, Inc.)

접수일자: 2009년1월22일, 수정완료일: 2009년8월27일

수행되므로 화소단위의 적응적 연산을 수행하기가 쉽지 않고 구현하기도 복잡한 측면이 있다. 따라서 효과적인 구현을 위해, 공간영역 필터(spatial filter)와 시간영역 필터(temporal filter)를 연결하여 3차원 필터링을 수행하는 연결형 방법들이 널리 사용되고 있다^[2-3,11].

연결형 방법에는 크게 2가지 구성이 가능하다. 공간영역 필터를 먼저 수행하고 시간영역 필터를 수행하는 방안과 시간영역 필터를 먼저 수행하고 공간영역 필터를 수행하는 방안이 있다. 시간영역 필터링에서는 움직임 정보를 활용해야 하는데, 움직임 정보를 활용하는 수준에 따라서 움직임 보상을 사용하는 방법과 움직임의 양만을 판단하여 적응적으로 필터링 강도를 정하는 방법이 있다. 움직임 적응적 필터링 방법은 움직임 추정과 보상과 같은 복잡한 연산을 필요로 하지 않으므로 구현이 간결해지는 장점이 있다.

본 논문에서는 시간영역 필터와 공간영역 필터를 효과적으로 구성하여 동영상에서의 잡음제거효과를 높이는 방안을 제안한다. 공간영역 필터가 먼저 수행되는 구성과 시간영역 필터가 먼저 수행되는 구성을 절충하여 공간영역 필터를 전처리 공간영역 필터와 후처리 공간영역 필터로 구분한다. 전처리 공간영역 필터는 잡음에 강인한 시간영역 필터링을 위해 적용된다. 전처리 공간영역 필터링 결과는 움직임 검출을 위한 용도로만 사용되고, 시간영역 필터링에 사용되는 실제 입력은 잡음 영상이라는 점이 기존의 구성과는 큰 차이점이 있다. 후처리 공간영역 필터링은 시간영역 필터링의 결과를 받아서 공간영역 필터링을 수행한다.

단순히 전처리 공간영역 필터와 후처리 공간영역 필터를 독립적으로 처리하면 공간영역 필터링을 위해서 기존 구성에 비해 2배의 연산이 필요하므로, 잘 알려진 NL 필터를 변형하여 공통적인 요소는 한 번만 실행함으로써 추가적인 연산을 가능한 배제하여 분리된 전처리 및 후처리 공간영역 필터링을 수행한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 제안된 필터링 방법의 전체적인 구성을 다루고, III장에서는 각 기능 블록을 자세히 설명한다. IV장에서는 모의 실험결과를 보이고, V장에서 결론을 맺는다.

II. 기존 구조와의 비교

1. 기존의 구조

그림 1은 기존의 시공간 잡음 제거 기법의 블록도를

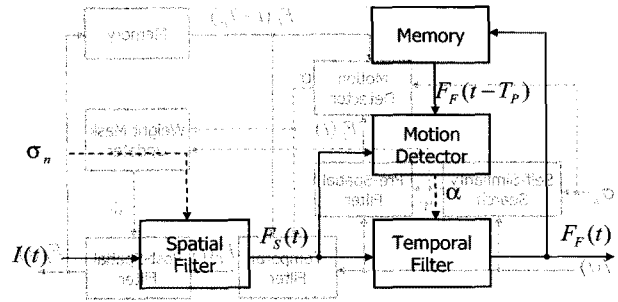


그림 1. 기존의 연결형 시공간 잡음 제거 기법
Fig. 1. Conventional cascaded spatio-temporal noise reduction scheme.

보여준다. 잡음이 포함된 입력영상 $I(t)$ 는 잡음의 표준편차(σ_n)에 따라 공간영역 필터에 의해 먼저 잡음이 제거된다. 공간영역 필터의 결과영상 $F_S(t)$ 는 시간 방향으로 시간영역 필터에 의해 추가적으로 잡음이 제거되어 최종 결과영상 $F_T(t)$ 를 얻는다. $F_T(t - T_p)$ 는 이전 프레임 (혹은 필드)의 필터링 결과 영상을 의미한다. 시간영역 필터링에서는 움직임의 양에 따라 적응적으로 필터링의 강도를 조절하는 것이 중요한데, 움직임 검출기(motion detector)가 $F_S(t)$ 과 $F_T(t - T_p)$ 간의 움직임의 정도를 검출하는 역할을 담당한다. 움직임 검출기에서는 잡음의 영향을 최소화하기 위해 공간영역 필터링을 수행한 결과영상 $F_S(t)$ 를 활용한다. 움직임의 정도를 검출하고 시간영역 필터링을 수행할 때 움직임 보상(motion compensation)이 사용되기도 한다.

공간영역 필터로는 잘 알려진 sigma 필터, fuzzy 필터, 적응 Wiener 필터, bilateral 필터, NL 필터등이 사용될 수 있다.

그림 1에서 움직임 적응적 시간영역 필터는 식 (1)과 같이 표현된다.

$$F_T(t) = \alpha \cdot F_S(t) + (1 - \alpha) \cdot F_T(t - T_p) \quad (1)$$

여기서 α 는 공간영역 필터링 결과영상과 이전 필터링 결과영상에 대한 가중치이다. 일반적으로 움직임이 클수록 α 는 1에 근접하여 $F_T(t)$ 는 $F_S(t)$ 에 근접한 값을 출력하고, 움직임이 거의 없을수록 시간방향의 연관성이 크므로 α 는 0에 근접하여 $F_T(t)$ 는 $F_T(t - T_p)$ 에 보다 근접한 값을 출력한다.

2. 제안하는 구조

그림 1과 같이 시간영역 필터링 이전에 공간영역 필터링을 수행하면, 움직임 검출에서 잡음으로 인한 영향

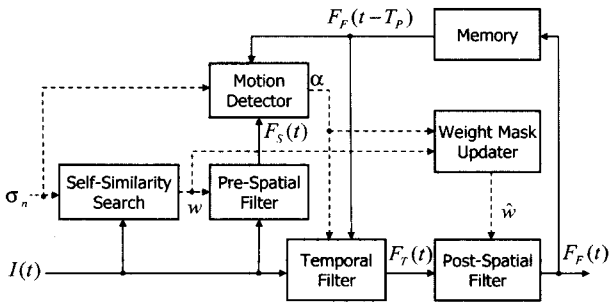


그림 2. 제안하는 시간필터 우선 연결형 시공간 잡음 제거 기법

Fig. 2. Proposed cascaded temporal-spatial noise reduction scheme.

을 줄일 수 있는 장점이 있다. 하지만, 기존 구조와 같이 공간영역 필터가 우선 실행되면 영상의 경계나 텍스처 부분에서 영상에 내재하는 세밀한 부분을 손상시키는 부작용이 발생할 수 있다. 특히 움직임이 거의 없는 영상에서는 공간영역 유사성에 비해 시간영역 유사성이 월등히 크지만, 미리 수행되는 공간영역 필터로 인해 영상에 내재된 세밀한 부분이 손상 받게 된다.

움직임 검출에서의 잡음의 영향을 줄임과 동시에 동영상이 특히 중요한 시간적 유사성을 충분히 반영하여 영상의 세밀한 부분을 최대한 보존하기 위하여 본 논문에서는 그림 2와 같은 연결형 시공간 잡음 제거 필터 구조를 제안한다.

제안하는 방법에서는 시간영역 필터를 공간영역 필터에 비해 우선 수행하며, 공간영역 필터를 전처리 공간영역 필터와 후처리 공간영역 필터로 구분한다. 전처리 공간영역 필터는 움직임 검출에서 잡음의 영향을 최대한 줄여주는 역할을 하여 기존 구조의 장점은 그대로 살린다. 하지만, 시간영역 필터는 잡음이 있는 입력 영상을 대상으로 필터링하기 때문에 시간적 연관성이 매우 강한 동영상에서 영상의 세밀함을 공간영역 평탄화 작업으로 잃어버리지 않고 잘 보존한다.

NL 필터에 기반을 둔 공간영역 필터는 자기 유사성을 탐색하는 부분과 가중치를 곱하는 부분으로 구분하여 후처리 공간영역 필터에서는 미리 얻어진 자기 유사성 탐색 결과를 다시 계산하지 않고 가중치만 간결히 조정하여 곱하는 연산만을 수행한다. 즉, 분리된 전처리 및 후처리 필터가 실제적으로는 공통된 정보를 활용함으로써 연산의 효율을 높일 수 있다. 후처리 공간영역 필터의 필터링 강도는 시간영역 필터의 강도와 자기 유사성 탐색 결과에 영향을 받게 된다. 시간적 연관성이 강한 영역에서는 시간영역 필터링이 강하게 수행되므로

공간영역 필터의 강도는 약하게 하고, 자기 유사성을 활용한 공간영역 필터링으로 인해 영상의 과도한 번짐 현상을 줄일 수 있다. 제안된 구조에서도 움직임 추정과 보상부가 추가되면 움직임 보상이 기반 시간영역 필터로 손쉽게 확장가능하다.

III. 제안하는 방법

1. 분리된 전처리 및 후처리 공간영역 필터

본 논문에서는 잘 알려진 NL필터를 그림 3과 같이 화소단위의 자기 유사성 탐색부(self-similarity search)와 가중치(weighting factors)를 적용하는 공간영역 필터부로 구분하여 이해함으로써 자기 유사성 탐색부의 결과를 전처리 필터와 후처리 필터에서 공통적으로 활용한다. 식 (2)~(9)은 NL필터를 수식으로 나타낸 것이다. 식 (2)에서 $g(\mathbf{n})$ 는 잡음이 있는 입력 화소를 의미하고, $\hat{m}_f(\mathbf{n})$ 는 필터링 결과를 의미한다. NL필터에서는 인접한 $(2T+1) \times (2T+1)$ 윈도우 내의 화소들에 대해 $w(\mathbf{k}; \mathbf{n})$ 의 가중치를 적용해서 필터링된 결과를 얻는데, 이때 구해야 되는 $(2T+1) \times (2T+1)$ 크기의 가중치 마스크 $w(\mathbf{k}; \mathbf{n})$ 는 $(2F+1) \times (2F+1)$ 윈도우 크기의 자기 유사성 탐색에 의해 얻어진다. 그림 4는 $T=2, F=1$ 인 경우 자기 유사성 탐색부의 동작 예를 보여준다. 그림에서는 가중치를 정수로 표현하기 위해 가중치의 최대값을 31로 정하고 선형적으로 표현했다.

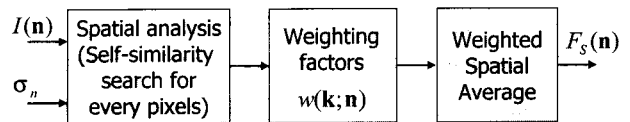


그림 3. NL필터의 기능 분류

Fig. 3. Functional division of the NL filter.

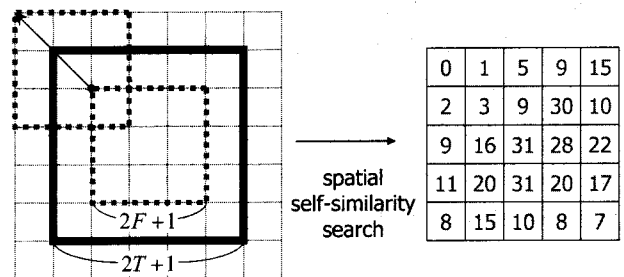


그림 4. 자기 유사성 탐색부의 화소단위 출력 예 ($T=2, F=1$)

Fig. 4. Example of pixel-wise output using the self-similarity search ($T=2, F=1$).

$$\hat{m}_f(\mathbf{n}) = \frac{1}{W(\mathbf{n})} \sum_{\mathbf{k} \in N_T} w(\mathbf{k}; \mathbf{n}) g(\mathbf{n} + \mathbf{k}) \quad (2)$$

$$W(\mathbf{n}) = \sum_{\mathbf{k} \in N_T} w(\mathbf{k}; \mathbf{n}) \quad (3)$$

$$w(\mathbf{k}; \mathbf{n}) = \begin{cases} -\frac{d(\mathbf{k}; \mathbf{n})}{h^2} & , \mathbf{k} \neq (0, 0) \\ \max w(\mathbf{k}; \mathbf{n} | \mathbf{k} \neq (0, 0)) & , \mathbf{k} = (0, 0) \end{cases} \quad (4)$$

$$d(\mathbf{k}; \mathbf{n}) = \frac{1}{A} \sum_{\mathbf{p} \in N_F} a(\mathbf{p}) (g(\mathbf{n} + \mathbf{p}) - g(\mathbf{n} + \mathbf{k} + \mathbf{p}))^2 \quad (5)$$

$$A = \sum_{\mathbf{p} \in N_F} a(\mathbf{p}) \quad (6)$$

$$a(\mathbf{p}) = \frac{1}{(2d_p + 1)^2}, \quad d_p = \max(|p_1|, |p_2|) \quad (7)$$

$$N_T = \{(k_1, k_2) | -T \leq k_1 \leq T, -T \leq k_2 \leq T\} \quad (8)$$

$$N_F = \{(p_1, p_2) | -F \leq p_1 \leq F, -F \leq p_2 \leq F\} \quad (9)$$

식 (5)에서 오차의 제곱 연산은 연산의 간결성을 위해 오차의 절대값 연산으로 대체될 수 있으며, 식 (6)~(7)의 $a(\mathbf{p})$ 는 look-up-table (LUT)를 이용해서 간결하게 처리될 수 있다.

그림 5는 화소단위의 자기 유사성 탐색결과가 전처리 공간영역 필터링 뿐만 아니라, 가중치 조절부를 통해 후처리 공간영역 필터링에도 활용됨을 보인다.

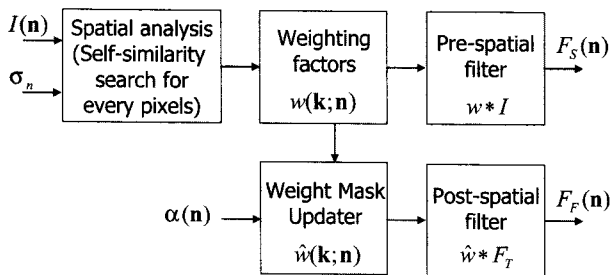


그림 5. NL필터에 포함된 공간영역 해석부의 공통 사용

Fig. 5. Common utilization of the spatial analysis part contained in the NL filter.

2. 전처리 공간영역 필터를 가진 시간영역 필터

식 (10)은 화소단위로 수행되는 시간영역 필터링을 나타낸 것이다. 여기서 $I(\mathbf{n}; t)$ 는 잡음이 있는 입력영상이고, $F_F(\mathbf{n}; t - T_p)$ 는 이전 프레임 (혹은 필드) 영상

을 의미하고, $F_T(\mathbf{n}; t)$ 는 시간영역 필터링된 영상을 의미한다. α 는 시간영역 필터링의 가중치를 나타내는 것으로, 식 (11)~(13)로 표현되는 움직임 검출부에 의해 결정된다. 식 (11)~(13)에서 $F_S(\mathbf{n}; t)$ 는 전처리 공간영역 필터에 의해 얻어진 결과영상이고, $\phi(\mathbf{r})$ 는 중심화소와의 거리에 따른 가중치이고, N_R 는 중심 화소를 기준으로 인접한 화소들의 위치들을 가리키는 집합이다. 그림 6은 시간영역 필터를 위한 α 가중치 곡선의 예를 보여준다. 그림과 같이 구간적으로 선형화된 곡선을 사용하거나 이와 유사한 비선형 곡선을 사용할 수 있다. $\alpha_1, \alpha_2, P_1, P_2$ 는 사용자에게 의해 정의되거나 잡음의 표준편차를 고려해 정의한다. 일반적으로 $\alpha_2 = 1$ 이며, α_1 은 잡음의 표준편차에 반비례하며, P_1, P_2 는 잡음의 표준편차에 비례하는 값을 가지는 실험적으로 정의된 상수이다.

$\phi(\mathbf{r})$ 는 중심화소와의 거리에 따른 가중치로써 중심 화소와의 거리가 멀어질수록 작은 값을 가진다. 화소단위로 정밀하게 움직임의 정도를 판별하기 위해 입력 잡음의 크기에 따라 적합한 값을 선택한다.

움직임이 작을수록 α 는 점차 0에 가까운 작은 값을 가지고, 강한 시간방향 필터링이 수행된다. 반면, 움직임이 많은 경우 α 는 1($=\alpha_2$)에 근접하게 되고, 입력 영상이 시간방향 필터의 출력에 보다 많은 영향을 미친다.

$$F_T(\mathbf{n}; t) = \alpha \cdot I(\mathbf{n}; t) + (1 - \alpha) \cdot F_F(\mathbf{n}; t - T_p) \quad (10)$$

$$\alpha = \begin{cases} \alpha_1 & , |e| \leq P_1 \\ \frac{\alpha_2 - \alpha_1}{P_2 - P_1} (|e| - P_1) + \alpha_1 & , P_1 < |e| \leq P_2 \\ \alpha_2 & , |e| > P_2 \end{cases} \quad (11)$$

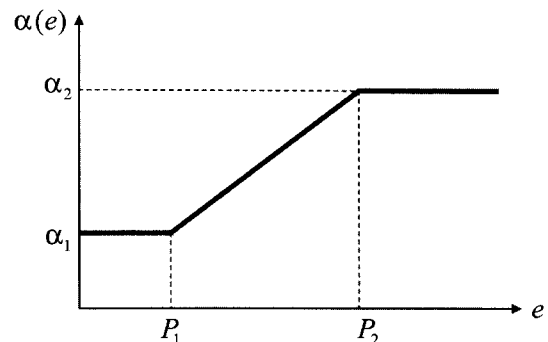


그림 6. 시간영역 필터링을 위한 가중치 곡선의 예
Fig. 6. Example of weighting curve for temporal filtering.

$$e = \sum_{r \in N_R} \phi(r) \cdot |F_S(n+r; t) - F_P(n+r; t - T_p)| \quad (12)$$

$$N_R = \{(r_1, r_2) | -R \leq r_1 \leq R, -R \leq r_2 \leq R\} \quad (13)$$

3. 가중치 마스크 업데이터와 후처리 공간영역 필터
가중치 조절부(weight mask updater)는 시간영역 필터의 강도를 참고하여 후처리 공간영역 필터의 강도를 적응적으로 조절하는 역할을 한다. 식 (14)은 $I(n; t)$ 에 포함된 잡음의 분산을 σ_n^2 라 하고, 시간영역 필터링을 수행한 영상 $F_T(n; t)$ 에 남아있는 잡음의 분산을 $\tilde{\sigma}_n^2(n)$ 라고 할 때, 시간영역 필터링에 사용된 가중치 $\alpha(n)$ 를 바탕으로 $\tilde{\sigma}_n^2(n)$ 를 가상적으로 모델링한 것이다. $H(\alpha(n))$ 는 $\alpha(n)$ 과 비례관계를 가진다. $\alpha(n)$ 이 0에 가까울수록 강한 시간방향 필터링이 수행된 것이므로, 남아있는 잡음은 작게 된다. 따라서 후처리 공간영역 필터는 보다 약한 필터링 강도로 조정된다. $\alpha(n)$ 는 화소 별로 다른 값이므로, $\tilde{\sigma}_n^2(n)$ 역시 화소 별로 다른 값이 된다. $H(\alpha(n))$ 는 $\alpha(n)$ 에 따른 $\tilde{\sigma}_n^2(n)$ 과 σ_n^2 의 비를 결정하는 의미를 가지며, 식 (15)와 그림 7은 $H(\alpha(n))$ 의 한 예를 보여준다. 식 (15)에서 P 는 실험적으로 결정되는 상수이다.

$$\tilde{\sigma}_n^2(n) = \sigma_n^2 \cdot H(\alpha(n)) \quad (14)$$

$$H(\alpha(n)) = \alpha(n)^P, \quad 0 \leq H(\alpha(n)) \leq 1 \quad (15)$$

후처리 공간영역 필터의 강도를 조절하는 방법은 조정된 잡음의 분산 $\tilde{\sigma}_n^2(n)$ 를 활용하여 NL 필터를 포함한 임의의 공간영역 필터링을 재수행하는 방안이 있으나

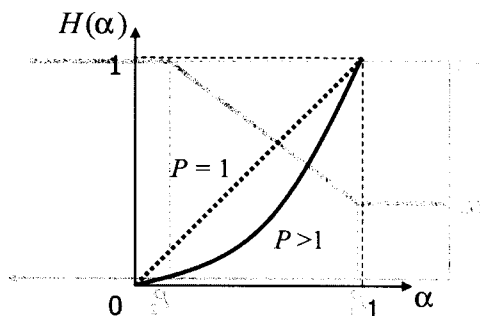


그림 7. 잡음 분산 업데이터의 예

Fig. 7. Example of noise variance updater.

계산량을 추가로 지불해야 되는 단점이 있다. 본 논문에서는 그림 5에서 언급된 바와 같이 전처리 공간영역 필터에서 사용된 필터링 가중치 마스크 $w(k; n)$ 를 재조정하여 후처리 공간영역 필터의 필터링 가중치 마스크 $\hat{w}(k; n)$ 를 구하는 방안을 제안한다. 식 (16)~(17)은 전처리 공간영역 필터링 가중치 마스크 $w(k; n)$ 에서 후처리 공간영역 필터링 가중치 마스크 $\hat{w}(k; n)$ 를 얻는 방안이다. $H(\alpha)$ 가 0으로 근접하면 시간영역 필터링이 강하게 수행되었다는 의미이므로 중심화소를 제외한 인접화소의 가중치 $\hat{w}(k | k \neq (0,0))$ 가 0으로 근접하여 공간영역 필터링의 강도가 약화된다. $H(\alpha)$ 가 1로 근접하면 시간영역 필터링이 매우 약하게 수행되었다는 의미이므로 $\hat{w}(k; n) = w(k; n)$ 이 되어서 후처리 공간영역 필터링이 주된 필터링 역할을 담당한다.

$$\hat{w}(k) = \begin{cases} \frac{w(k) \cdot H(\alpha)}{1 - w(k) + w(k) \cdot H(\alpha)}, & k \neq (0,0) \\ 1 - \hat{w}_T, & k = (0,0) \end{cases} \quad (16)$$

$$\hat{w}_T = \sum_{k \neq (0,0)} \hat{w}(k) \quad (17)$$

식 (16)은 중심 화소를 제외한 인접 화소의 가중치가 식 (18)과 같이 적용되는 적응 잡음제거 필터에서 유추되었다^[1]. σ_L^2 은 잡음이 있는 영상의 국부 분산을 의미한다. 식 (18)은 잡음이 많을수록 인접 화소에 대한 가중치가 커지고, 잡음이 적을수록 인접 화소에 대한 가중치가 작아짐을 의미한다. 식 (19)는 시간영역 필터가 수행된 후 얻어진 영상에 식 (18)을 적용한 것으로 시간영역 필터링 후 얻어진 영상의 국부 분산 $\tilde{\sigma}_n^2$ 은 필터링 전 잡음 영상의 분산 σ_n^2 에서 필터링으로 인한 감소한 잡음 분산 $(\sigma_n^2 - \tilde{\sigma}_n^2)$ 을 뺀 값으로 추정하여 식 (20)과 같은 상관관계를 얻었다.

$$w \propto \frac{\sigma_n^2}{\sigma_L^2} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \hat{w} &\propto \frac{\tilde{\sigma}_n^2}{\sigma_L^2} = \frac{\tilde{\sigma}_n^2}{\sigma_L^2 - (\sigma_n^2 - \tilde{\sigma}_n^2)} \\ &= \frac{\tilde{\sigma}_n^2 / \sigma_L^2}{1 - (\sigma_n^2 / \sigma_L^2 - \tilde{\sigma}_n^2 / \sigma_L^2)} \\ &= \frac{\tilde{\sigma}_n^2 / \sigma_L^2 \cdot H(\alpha)}{1 - (\sigma_n^2 / \sigma_L^2 - \tilde{\sigma}_n^2 / \sigma_L^2 \cdot H(\alpha))} \end{aligned} \quad (19)$$

$$\hat{w} \propto \frac{w \cdot H(\alpha)}{1 - (w - w \cdot H(\alpha))} = \frac{w \cdot H(\alpha)}{1 - w + w \cdot H(\alpha)} \quad (20)$$

IV. 실험

모의 실험에서는 MPEG-4 테스트 영상을 사용했다. 원 영상에 평균이 0이고 잡음분산이 16인 AWGN을 첨가한 후 각 채널별로 독립적인 필터링을 수행하였다. 공정한 비교를 위해 잡음 분산은 알고 있다고 가정하고, 모든 임계치는 모든 영상에서 동일한 값으로 적용했다. 실험에서 사용된 시간영역 필터관련 임계값은 $P_1 = 6, P_2 = 77, a_1 = 1/16, a_2 = 1$ 이다. $\phi(r)$ 를 위해서는 $[1 \ 2 \ 1; 2 \ 4 \ 2; 1 \ 2 \ 1]/2$ 의 3×3윈도우를 사용했다. 잡음분산 업데이트에서는 $P = 2.0$ 을 사용했다. 비교 대상이 되는 Lim의 적응 Wiener 필터링 방법에서 윈도우 크기는 5×5로 설정했으며, NL필터의 윈도우 크기는 $T = 2, F = 1$ 을 사용했다.

표 1은 각 영상에서 다양한 필터링 방법에 따른 PSNR결과를 비교한 것이다. 동영상에 내재된 시간적 연관성을 충분히 고려하여 필터링을 수행함으로써 전역 움직임이 크지 않은 영상인 경우 잡음영상에 비해서 최대 7.2 dB, NL필터결과에 비해서 최대 2.4dB의 PSNR 향상을 얻을 수 있었다. 전역 움직임이 큰 영상에 대해서는 움직임 탐색이나 보정을 사용하지 않으므로 공간 영역필터와 유사한 PSNR결과를 보인다.

그림 8은 시간영역 필터링에서의 움직임 적응적 가중치 적용의 예를 보여준다. 이전 복원 영상과 현재 잡음 영상간의 움직임 여부를 판단하여 결정한 가중치를

표 1. PSNR결과 비교

Table 1. Comparison of PSNR results.

PSNR_Y [dB]	Noisy	Lim ^[1]	NL ^[7]	Prop.
container ship	36.1	38.2	38.6	40.5
mother & daughter	36.1	39.7	40.5	41.5
foreman	36.1	38.4	39.2	38.8
coast guard	36.1	36.9	37.3	37.1
silent voice	36.1	37.9	38.5	40.7
akiyo	36.1	40.4	40.9	43.3
hall monitor	36.1	39.0	39.8	40.7
news	36.1	39.3	40.0	42.2
stefan	36.1	37.6	38.1	38.2
mobile & calendar	36.1	36.9	37.5	37.5
평균	36.1	38.4	39.1	40.0

그림으로 표현한 것이 그림 8(c)이다. 밝은 부분이 움직임이 심한 화소고, 어두운 부분이 움직임이 거의 없는

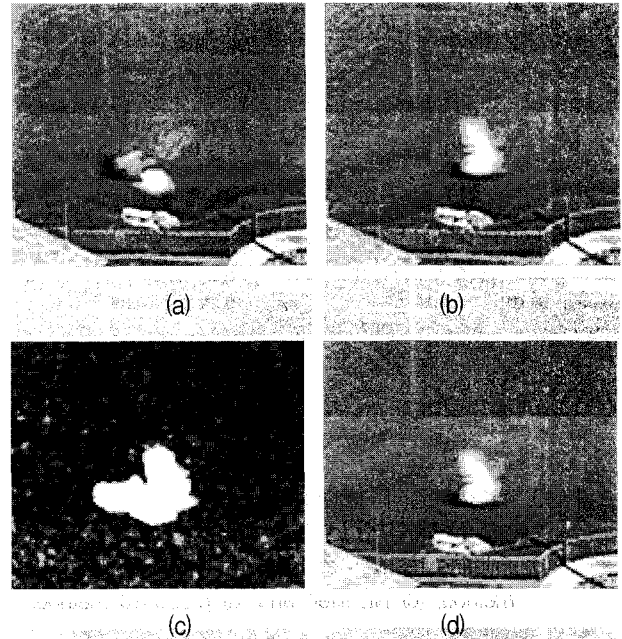


그림 8. 움직임 적응적 가중치의 예. (a) 이전 필터링 영상, (b) 현재 잡음 영상, (c) 움직임 적응적 가중치, (d) 필터링 영상

Fig. 8. Example of motion adaptive weighting. (a) Previous filtered image, (b) current noisy image, (c) motion adaptive weighting, and (d) filtered image.

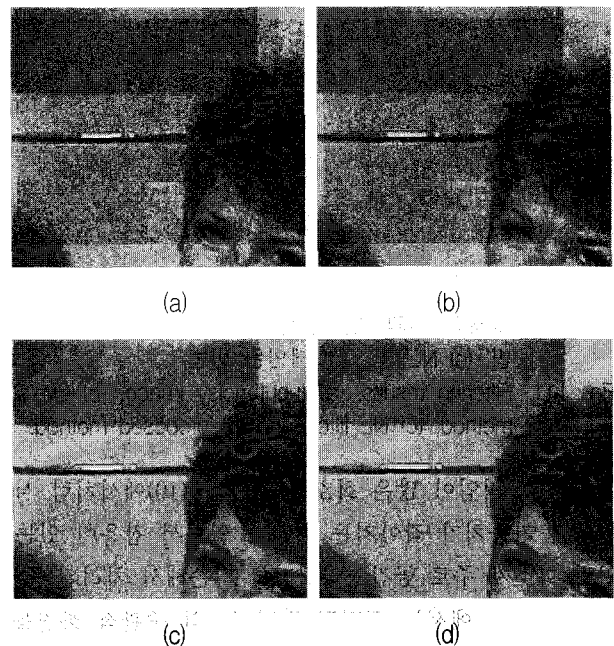


그림 9. 필터링 결과. (a) 입력 잡음영상, (b) Lim의 방법, (c) NL필터, (d) 제안된 방법

Fig. 9. Filtering results. (a) Input noisy image, (b) Lim's method, (c) NL filter, and (d) proposed method.

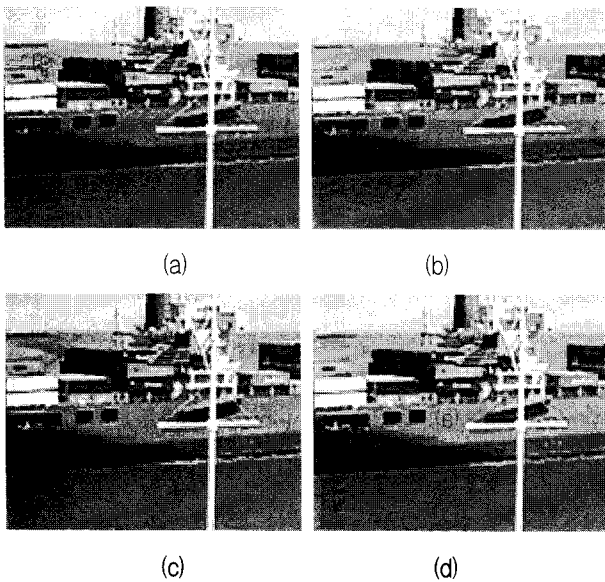


그림 10. 필터링 결과. (a) 입력 잡음영상, (b) Lim의 방법, (c) NL필터, (d) 제안된 방법

Fig. 10. Filtering results. (a) Input noisy image, (b) Lim's method, (c) NL filter, and (d) proposed method.

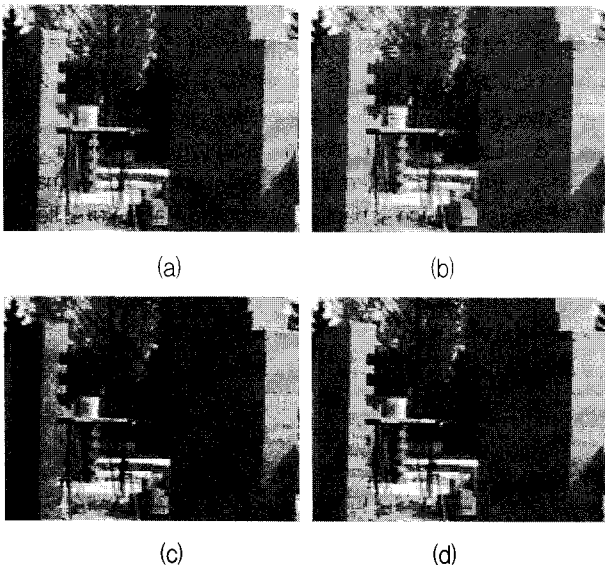


그림 11. 필터링 결과. (a) 입력 잡음영상, (b) Lim의 방법, (c) NL필터, (d) 제안된 방법

Fig. 11. Filtering results. (a) Input noisy image, (b) Lim's method, (c) NL filter, and (d) proposed method.

화소다. 움직임이 많은 화소에서는 식 (10)에서처럼 시간영역 가중치가 작아지는 효과가 있어서 잡음이 있는 입력 화소가 주로 공간영역필터에 의존해서 처리된다.

그림 9~11에서는 필터링 결과영상의 주관적 화질을 볼 수 있다. 그림 9의 배경 액자, 그림 10의 바닷물결, 그림 11의 벽돌 등과 같은 영상의 세밀한 부분을 자세히 살펴보면 공간적 유사성만을 이용한 필터링의 한계를 엿볼 수 있다. 잡음의 양이 많아지고 공간적 유사성의 활용 한

계가 넘어서면 영상에 내재된 세밀한 부분을 잃게 된다. 따라서 이러한 공간영역 필터로 먼저 필터링을 수행한 후에 시간영역 필터를 수행하면, 움직임 검출에서의 잡음의 효과는 줄일 수 있지만, 동영상에서 매우 강하게 나타나는 시간적 유사성을 최대한 활용하지 못하는 결과를 초래할 수도 있다. 즉, 그림 9~11은 연결형 시공간잡음 제거기법에서 공간영역필터가 먼저 수행되면 영상의 세밀한 부분을 잃을 수도 있음을 간접적으로 보여준다고 볼 수 있다. 반면, 제안된 방법에서는 움직임 많지 않은 영역에서의 시간적 유사성을 충분히 활용하므로 영상에 내재된 세밀한 부분을 살려낼 수 있는 장점이 있다.

V. 결 론

움직임 적응적 시간영역 필터와 분리된 전처리 및 후처리 공간영역 필터를 활용하여 잡음이 있는 동영상의 화질을 개선하는 방안을 제안하였다. 전처리 공간영역 필터는 움직임 검출에 있어서 잡음의 영향을 완화시켜 주는 역할을 하고, 후처리 공간영역 필터는 남아있는 잡음을 공간영역에서 제거한다. 일반적으로 동영상은 시간적인 연관성이 매우 크고, 복원된 영상을 재생할 경우 시간적으로 안정된 느낌을 주는 것이 시각적으로 매우 중요하므로 제안된 방법은 동영상의 주관적인 화질을 매우 높여준다. 후처리 공간영역 필터는 전처리 공간영역 필터에서 구해놓은 가중치 마스크를 단순히 업데이트하는 방식으로 처리되므로 연산의 효율성을 높일 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] J. S. Lim, "Two-dimensional signal and image processing," Prentice-Hall, 1990.
- [2] G. de Haan, T. G. Kwaktaal-Spassova, and O. A. Ojo, "Automatic 2-D and 3-D noise filtering for television receivers," *Proc. Int. Workshop HDTV '94*, Oct. 1994.
- [3] G. de Haan, T. G. Kwaktaal-Spassova, M. Larragy, and O. A. Ojo, "Memory integrated noise reduction IC for television," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 42, no. 2, pp. 175-181, May 1996.
- [4] M. Ghazal, A. Amer, and A. Ghayeb, "Homogeneity-based directional sigma filtering of video noise," *Proc. Int. Conf. Image*

- Processing (ICIP)*, vol.1, pp. 97-100, Sept. 2005.
- [5] G. Ramponi, "The rational filter for image smoothing," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 3, no. 3, pp. 63-65, March 1996.
- [6] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," *Proc. International Conference Computer Vision (ICCV)*, pp. 839-846, Jan. 1998.
- [7] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel, "A non-local algorithm for image denoising," *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, vol. 2, pp. 60-65, June 2005.
- [8] D. Tschumperle, "Fast anisotropic smoothing of multi-valued images using curvature-preserving PDE's," *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, vol. 68, no. 1, pp. 65-82, June 2006.
- [9] A. C. Kokaram, "Motion picture restoration," Ph.D thesis, Cambridge University Engineering Department, May 1993.
- [10] S. D. Kim and J. B. Ra, "Efficient block-based video encoder embedding a Wiener filter for noisy video sequences," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 14, pp. 22-40, March 2003.
- [11] E. Dubois and S. Sabri, "Noise reduction in image sequences using motion-compensated temporal filtering," *IEEE Trans. Communications*, vol. COM-32, no. 7, pp. 826-832, July 1984.

 저 자 소 개

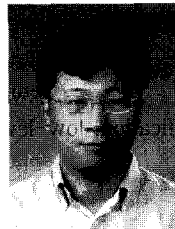


김 성 득(정회원)

1994년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업
1996년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 석사 졸업
2000년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 박사 졸업

2000년~2003년 LG전자 차세대 단말 연구소
2003년~현재 안동대학교 정보전자공학교육과
부교수

<주관심분야 : 영상신호처리, 영상시스템>



임 경 원(정회원)

1990년 고려대학교 전자공학과
학사 졸업
1992년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 석사 졸업
1998년 한국과학기술원 전기 및
전자공학과 박사 졸업

1997년~2001년 LG전자 종합기술원 선임 연구원
2001년~2006년 Conexant systems Inc., USA,
Principle engineer

2006년~현재 LG전자 수석 연구원
<주관심분야 : 영상신호처리, 영상 시스템, 반도체>