

시공간 3차원 결합 잡음제거 필터

홍성훈^{*} · 홍성용^{**}

요 약

영상 시퀀스에 포함된 잡음은 화질을 열화시키고 중요한 영상의 미세정보를 훼손시킨다. 또한 잡음은 영상의 복잡성을 증가시키므로 영상의 압축효율을 저하시킨다. 본 논문에서는 특성이 서로 다른 두개의 적응형 잡음제거 필터를 결합적으로 연결하여 잡음을 제거하는 공간결합필터와 시간결합필터를 제시하고, 이 결합필터들을 연결한 IIR 필터 구조를 갖는 3차원 잡음제거 필터를 제시한다. 제시된 잡음제거 필터는 영상의 에지와 미세정보를 유지하면서도 평탄한 영상영역에 대해서는 강한 잡음제거를 수행하며 이웃한 프레임 사이에서도 잡음에 의한 시간적인 깜박임을 억제한다. 실험결과 제안된 잡음제거 필터는 기존 방식들에 비하여 객관적 화질뿐만 아니라 주관적인 화질을 크게 향상시킴을 알 수 있었다.

Spatio-Temporal 3D Joint Noise Reduction Filter

Sung-Hoon Hong^{*} and Sung-Yong Hong^{**}

ABSTRACT

Noise in image sequences is visually offensive and may mask important image detail. In addition to degradation of visual quality, the noise pattern increases the entropy of the image, and thus hinders effective compression. This paper proposes a spatial and a temporal joint filters to reduce the noise by jointly connecting two adaptive noise reducers with different characteristics, and we also propose an IIR-type 3D noise reduction filter scheme connecting the spatial and the temporal joint filters. The proposed 3D IIR filter not only strongly removes noise in uniform image regions while preserving edges and details but also effectively suppresses temporal flicker caused by noise. Experimental results show that the proposed scheme improves subjective quality as well as objective quality as compared with the various noise filtering techniques.

Key words: noise reduction, IIR filter, joint noise filter

1. 서 론

카메라를 통해 획득되고 채널을 통해 전송된 비디오 신호에는 비디오 획득과정과 전송과정에서 필수적으로 잡음이 부가된다. 이러한 잡음은 시청자에게 열화된 영상을 제공하고, 보다 고품질의 영상을 제공하기 위한 영상신호처리 과정에 부적절한 영향을 미친다. 또한 잡음은 비디오 신호의 엔트로피(entropy)

본 논문은 2001년도 전남대학교 학술연구비 지원에 의해 수행되었음.

^{*} 전남대학교 정보통신공학부 전임강사
^{**} 대구과학대학 컴퓨터정보과 교수

를 증가시키므로 비디오 압축효율을 감소시킨다[1]. 따라서 비디오 압축 부호기의 전처리 또는 부호기의 후처리 등에서 이러한 문제를 해결하기 위한 잡음제거 처리를 수행하는데, 이때 고려해야 할 사항들은 첫째, 잡음제거 성능이다. 즉, 영상에 포함된 잡음을 효율적으로 제거함으로써 부드러운 영상을 제공해야 하며, 특히 평탄한 영상영역에 대해서는 강한 잡음제거가 요구된다. 둘째, 영상 자체에 포함된 에지(edge)와 미세신호(detail signal) 성분을 보존해야 한다. 만일 모든 영상영역에 대해서 강한 잡음제거 처리를 수행하면 미세한 영상성분이 제거되어 선명하지 못한 흐릿한(blurred) 영상이 얻어지므로, 에지

와 미세신호 성분을 보존할 수 있는 잡음제거가 요구된다. 마지막으로 잡음의 영향에 의해 이웃한 프레임간에 밝기 변화가 발생하여 깜박이는 듯한 현상(temporal noise flicker)이 발생하지 말아야 한다.

위의 고려 사항들 중 첫째 조건을 만족시키기 위해 강한 잡음제거를 수행할 경우 영상 자체에 포함된 에지와 미세신호 성분을 유지하기 어려우므로 둘째 조건을 만족시키기가 어렵다. 반대로 영상의 미세신호를 유지하기 위해서 약한 잡음제거 처리를 수행하면 영상에 부가되어 있는 잡음을 충분히 제거하지 못하므로 첫째 조건을 만족시키기가 어렵다. 그리고 셋째 조건을 만족시키기 위해서는 시간축으로 영상의 상관성을 고려해야 한다.

본 논문에서는 서로 다른 특성을 갖는 잡음제거 필터를 결합하여 영상의 미세신호와 에지를 유지하면서도 평탄한 영상영역에서 강한 잡음제거를 수행하고, 이웃한 프레임 사이에서도 잡음에 의한 깜박임을 억제하는 시공간 잡음제거 필터(spatio-temporal noise reducer)를 제시하고 실험 결과를 보인다.

본 논문의 구성은 2장에서 제안된 잡음제거 필터와 관련이 있는 기존 적용형 잡음제거 방식들에 대해 설명하고, 3장에서 제안된 시공간 잡음제거 방식의 원리를 설명한다. 4장에서 제안방식에 대한 객관적 평가와 주관적 평가 결과를 보이고, 5장에서 결론을 맺는다.

2. 기존 잡음제거 방식들

잡음을 제거함과 동시에 영상의 미세정보를 유지하는 필터에 대한 여러 연구들이 진행되어 왔는데, 대표적인 연구결과가 Adaptive-Linear Minimum Mean Squared Error (A-LMMSE) 필터[2], Adaptive Weighted Average (AWA) 필터[3] 그리고 Adaptive-MEAN (A-MEAN) 필터[4] 등이다. 이 필터들은 3차원 처리를 수행할 수도 있지만 설명의 편의를 위해 2차원 잡음제거 처리에 대해 간단히 설명하면 다음과 같다.

백색잡음(white noise)이 포함된 영상신호에 있어서 수평, 수직, 시간 위치가 (i, j, t) 인 곳의 화소(pixel)는 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$g(i, j, t) = f(i, j, t) + n(i, j, t) \quad (1)$$

여기서 $f(i, j, t)$ 은 잡음이 없는 원 신호이고 $n(i, j, t)$

은 잡음이다. 결국 잡음제거의 성능은 $g(i, j, t)$ 로부터 $f(i, j, t)$ 를 얼마나 정확하게 얻느냐에 좌우된다. 특히 사람의 시각특성은 평탄한 영역에 포함된 잡음은 쉽게 인식하지만 에지나 미세신호와 같이 변화를 갖는 영상영역에 포함된 잡음은 쉽게 인식하지 못하는데, 이를 'masking' 효과라고 한다. 이러한 점을 고려하여 신호특성에 따라 적응적으로 잡음제거 강도를 변화시키는 필터들이 A-LMMSE, AWA 그리고 A-MEAN 필터들이다.

A-LMMSE 필터는 최적의 선형예측필터(linear predictor)인 'Wiener' 필터를 쉽게 구현할 수 있도록 설계된 필터로 (2)의 연산을 수행하여 잡음제거된 신호 $\hat{f}(i, j, t)$ 를 구한다.

$$\hat{f}(i, j, t) = \varpi(i, j, t) \cdot g(i, j, t) + \{1 - \varpi(i, j, t)\} \cdot \mu_g(i, j, t) \quad (2)$$

$$\varpi(i, j, t) = \frac{\sigma_f^2(i, j, t)}{\sigma_f^2(i, j, t) + \sigma_n^2} \quad (3)$$

여기서 가중치 $\varpi(i, j, t)$ 을 구하는데 적용되는 $\sigma_f^2(i, j, t)$ 은 잡음이 부가되지 않은 원 신호의 분산(signal variance)이고 σ_n^2 는 잡음의 분산(noise variance)이다. 그리고 $\mu_g(i, j, t)$ 는 잡음제거 필터의 처리영역(support of filter) S 에 있는 입력 화소들의 평균값이다. 예를 들어 필터가 3×3 형태인 경우 $\mu_g(i, j, t)$ 는 필터의 처리영역 S 에 있는 9개 화소들의 평균이다. (2)와 (3)으로부터 평탄한 영상영역에서는 신호의 분산이 매우 작으므로 가중치 $\varpi(i, j, t)$ 은 '0'에 근접하게 되고, 결국 A-LMMSE 필터의 출력 $\hat{f}(i, j, t)$ 은 $\mu_g(i, j, t)$ 와 비슷하게 된다. 반대로 에지와 같이 변화가 큰 영상영역에서는 일반적으로 신호의 분산이 잡음의 분산보다 매우 크므로 가중치 $\varpi(i, j, t)$ 은 '1'에 근접하게 되고 A-LMMSE 필터의 출력 $\hat{f}(i, j, t)$ 는 입력 화소 $g(i, j, t)$ 와 유사한 값을 갖게 되어 영상의 에지와 미세정보를 유지한다.

AWA 필터와 A-MEAN는 (4)와 같이 가중평균(weighted average)에 의해 잡음제거를 수행하는데, 가중치 $\bar{\omega}(i, j, t)$ 는 잡음제거 처리되는 화소 $g(i, j, t)$ 와 필터의 처리영역 S 에 있는 화소 $g(l, m, t)$ 와의 차신호에 의해 결정된다.

$$\hat{f}(i, j, t) = \frac{1}{W} \sum_{l, m, t \in S} \varpi(l, m, t) \cdot g(l, m, t) \quad (4)$$

여기서 정규화 인자 W 는 식 (5)와 같이 가중치의 합이다.

$$W = \sum_{l,m,t \in S} \varpi(l, m, t) \quad (5)$$

AWA 필터의 경우 가중치는 (6)과 같다.

$$\varpi(l, m, t) = \frac{1}{1 + a \cdot \{\max[\epsilon, (g(l, m, t) - g(i, j, t))]^2\}} \quad (6)$$

여기서 파라메터(parameter)들은 보통 $a=1$, $\epsilon=2 \cdot \sigma_n^2$ 로 설정한다. 이 식으로부터 잡음제거 처리(filtering)되는 화소 $g(i, j, t)$ 와 필터의 처리영역 S 에 있는 화소 $g(l, m, t)$ 이 비슷할수록 $g(l, m, t)$ 에 대한 가중치는 증가하고, $g(i, j, t)$ 와 $g(l, m, t)$ 의 차이가 클수록 가중치는 감소한다. 한편 A-MEAN 필터의 가중치는 (7)과 같다.

$$\varpi(l, m, t) = \begin{cases} 1 & \text{for } |g(l, m, t) - g(i, j, t)| \leq c \\ 0 & \text{for } |g(l, m, t) - g(i, j, t)| > c \end{cases} \quad (7)$$

이 식으로부터 A-MEAN 필터의 가중치는 필터 처리영역 S 에 있는 화소 $g(l, m, t)$ 와 잡음제거 처리되는 화소 $g(i, j, t)$ 와의 차신호의 크기가 임계치 c 보다 작으면 가중치는 '1'이 되고 임계치 c 보다 크면 가중치는 '0'이 되는데, 보통 임계치 c 는 잡음의 표준 편차 σ_n 의 3배인 값을 사용한다(즉, $c = 3 \cdot \sigma_n$).

AWA 필터와 A-MEAN 필터는 신호의 변화가 적은 평탄한 영상영역의 경우 입력 화소 $g(l, m, t)$ 와 필터처리 되는 화소 $g(i, j, t)$ 의 차이가 작으므로 영역 S 에 있는 입력 화소들에 대한 가중치들이 거의 같은 값을 갖게 되고, 출력 $\hat{f}(i, j, t)$ 는 필터 처리영역 S 에 있는 입력 화소들의 평균값이 되고 강한 잡음제거 처리를 수행하게 된다. 반면에 에지와 같이 변화가 큰 영상영역에서는 필터 처리되는 화소 $g(i, j, t)$ 와 영역 S 에 있는 화소 $g(l, m, t)$ 의 차이가 크므로 $g(l, m, t)$ 에 대한 가중치가 작게 된다. 따라서 필터의 출력 $\hat{f}(i, j, t)$ 는 입력 화소 $g(i, j, t)$ 와 거의 일치하게 되어 영상의 에지나 미세신호를 유지하게 된다. 결국 AWA와 A-MEAN 필터들은 A-LMMSE와 필터의 특성은 다르지만 영상의 특성에 따라 잡음제거의 강도를 변화시킴으로써 평탄한 영역에 대해서는 강한 잡음제거를 수행하고 에지나 미세신호가 있는 영상영역에 대해서는 입력 영상신호를 유지시킨다. 하지만 2차원 필터에 의한 구조적 제한으로 인하여 앞서 언급한 잡음제거 처리의 고려 사항들을 충분히 만족시키지 못하고 특히 잡음에 의한 깜박임 현상을 효율적으로 억제하지 못한다. 뿐만 아니라 이 필터들의

특성상 필터처리 영역 S 를 단순히 3차원으로 확장할 경우 A-LMMSE 필터의 경우는 잡음제거 성능이 저하되고 AWA와 A-MEAN 필터의 경우는 흐릿한 영상이 얻어진다. 이를 보완하기 위해서 움직임 보상(motion compensation)을 고려하는 방식들[3,5-9]도 제시되었으나 움직임 추정 및 보상을 위한 연산량이 급격하게 증가하고 잡음으로 인해 움직임 추정이 부정확한 문제가 있다.

한편, 현행 TV 수신부에서 사용되는 대표적인 3차원 잡음제거 방식은 이웃한 영상 프레임 사이의 움직임 정보를 이용하는 움직임 적응형 잡음제거(motion adaptive noise reducer) 방식이다[10,11]. 움직임 적응형 잡음제거 방식을 필터의 구조에 따라 분류하면 FIR (Finite Impulse Response) 형태와 IIR (infinite Impulse Response) 형태로 나눌 수 있다. FIR 방식은 의미적으로 움직임 크기를 나타내는 정보에 따라 현재 프레임의 입력 화소와 이전 프레임들의 입력 화소들을 가중 평균하는 것인데, 잡음제거 성능은 필터의 길이와 비례하므로 충분한 잡음제거를 위해서는 많은 프레임 메모리가 필요하다. 한편 IIR 방식은 작은 필터 차수에 대해서도 매우 급격한 주파수 차단 특성을 갖을 수 있으므로 움직임이 없는 영역에 대해서는 매우 강한 잡음제거 성능을 나타낸다. 하지만 이 방식은 잘못된 잡음제거 결과가 여러 프레임동안 전파(propagation)되는 문제가 있다.

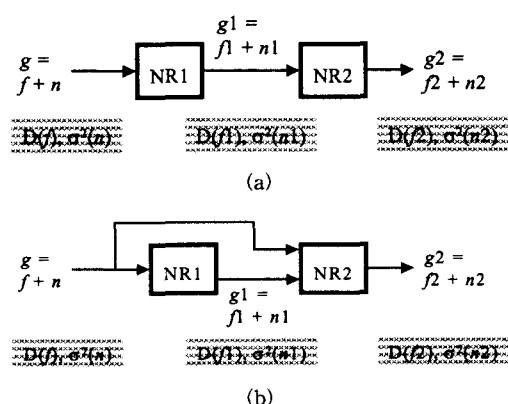
실용화된 IIR 방식의 3차원 움직임 적응형 잡음제거 방식으로는 Siemens에서 제안한 방식[12]이 있다. 이 방식은 2차원 필터와 움직임 적응형 3차원 필터가 종속연결(cascade)된 필터로써, 영상의 선명도 유지에 가장 주안점을 둔 잡음제거 방식이다. 즉, 잡음을 제거하고자 하는 현재 프레임의 입력 화소에 대한 2차원 필터처리 과정에 있어서 영상의 공간적 변화가 없는 영역에 대해서만 2차원 저역통과 필터 처리를 하고, 공간적 변화가 있는 영상영역에 대해서는 필터처리를 수행하지 않고 입력 화소를 출력한다. 그리고 2차원 필터의 출력은 움직임 정도에 따라 이미 잡음제거된 이전 프레임의 화소와 가중평균된다.

이와 같은 움직임 적응형 잡음제거는 움직임이 없는 영역에 대해서는 영상의 미세신호를 보존하면서도 좋은 잡음제거 성능을 나타내지만 다음과 같은 문제를 갖는다. 첫째, 움직임 적응형 방식의 성능은 움직임 정보 검출의 정확성에 의존한다. 하지만 영상

에 첨가되어 있는 잡음은 정확한 움직임 정보의 검출을 어렵게 하고, 이로 인해 잡음제거 오류가 발생할 수 있다. 둘째, 이 방식은 움직임을 갖는 영역에 대해서는 충분한 잡음제거 성능을 나타내지 못한다. 비록 인간의 시각이 움직임이 큰 영역의 잡음을 잘 인식하지 못하지만 느린 움직임을 갖는 영역에 대해서는 비교적 잡음을 잘 인식한다. 따라서 느린 움직임을 갖는 영역에 대한 보다 강한 잡음제거 성능이 요구된다.

3. 제안된 시공간 결합 잡음제거 필터

본 논문에서 제시하는 결합 잡음제거 필터는 종속(cascade)필터와 유사한 형태를 갖지만 필터의 특성은 전혀 다르다. 그림 1은 종속필터와 제안된 필터의 차이를 잘 보여 준다. (a)에 나타난 종속필터의 경우는 첫번째 잡음제거 필터(NR1)가 입력신호 $g (= f + n)$ 를 필터 처리하여 신호 $g1$ 을 발생시키고, 두번째 잡음제거 필터(NR2)가 $g1$ 을 필터 처리하여 신호 $g2$ 를 발생시킨다. 결국 종속 방식의 경우 필터를 거칠 수록 원 신호 f 의 변형이 증가하고(즉, $D(f1) \leq D(f2)$), 잡음제거 강도 역시 증가하게 된다(즉, $\sigma^2(n2) \leq \sigma^2(n1) \leq \sigma^2(n)$). 따라서 종속필터는 잡음과 함께 미세 신호 성분 역시 제거되므로 둥통화(blurring)된 영상이 얻어진다. 반면에 (b)에 나타난 제안된 결합 잡음제거 필터의 경우 첫번째 잡음제거 필터(NR1)의 처리 결과는 종속필터와 동일하지만 두번째 잡음제거



D(fx): signal distortion (= MSE(f - fx))
 $\sigma^2(nx)$: noise variance (= Var(nx))

그림 1. 결합 잡음제거의 개념

필터(NR2)는 입력신호 g 와 첫번째 잡음제거 필터의 출력 $g1$ 을 입력으로 하여 신호 $g2$ 를 발생시킨다. 이와 같은 처리에 의한 결합필터의 결과는 필터를 거칠 수록 원 신호 f 에 대한 왜곡은 감소하고(즉, $D(f2) \leq D(f1)$), 잡음 제거 강도 역시 감소하게 된다(즉, $\sigma^2(n1) \leq \sigma^2(n2) \leq \sigma^2(n)$). 따라서 결합필터는 영상의 미세신호를 잘 유지하는 반면 잡음제거 효율이 떨어진다. 이와 같은 문제는 공간결합(spatial joint: SJ) 필터와 시간결합(temporal joint: TJ) 필터를 IIR 필터구조를 갖도록 결합한 시공간 결합(spatio-temporal joint: STJ)필터 처리에 의해 해결할 수 있다.

제안된 결합 잡음제거 필터는 첫번째 잡음제거 필터로는 앞서 기존 방식에서 설명한 A-MEAN 또는 AWA 필터를 사용하고 두번째 잡음제거 필터로는 A-LMMSE 필터를 사용한다. A-MEAN과 AWA 필터는 각각 (6)과 (7)에서 결정된 가중치를 (4)와 같이 해당 입력 화소에 할당한 후 가중평균(weighted average)처리 함으로써 영상의 에지와 미세성분을 보존하는 특성이 있고, A-LMMSE 필터는 (2)와 같이 입력 화소들의 신호 분산(signal variance)과 잡음의 분산(noise variance)에 의해 결정된 가중치 $\omega(l, m, t)$ 에 따라 잡음제거 처리되는 입력 화소 $g(i, j, t)$ 와 국부(local) 평균값 $\mu_g(l, m, t)$ 을 가중 평균함으로써 영상에 포함된 잡음을 제거함과 동시에 영상의 에지와 미세성분을 보존한다. 반면에 제안된 결합필터에 있어서 두번째 필터로 사용되는 A-LMMSE 필터는 평균값 $\mu_g(l, m, t)$ 대신 첫번째 필터(A-MEAN 또는 AWA 필터)의 출력을 사용함으로써 영상의 에지와 미세성분을 보다 잘 보존한다. 또한 이와 같이 구성되는 SJ 필터의 출력과 이미 잡음 제거된 이전 프레임의 화소값들을 입력으로 하는 TJ 필터를 차단 주파수 특성이 매우 우수한 IIR 필터 형태로 결합한 STJ 필터에 의해서 평탄한 영상영역에서 보다 강한 잡음제거와 잡음에 의한 깜박임 현상을 제거한다.

3.1 공간 결합(Spatial Joint: SJ) 필터

그림 2는 2차원 SJ 필터의 구조를 나타낸 것으로 첫번째 잡음제거 필터(NR1)로는 앞서 설명한 A-MEAN 또는 AWA 필터를 사용하고 두번째 잡음제거 필터(NR2)로는 A-LMMSE 필터를 사용한다. 이 경우 (2)에 나타난 A-LMMSE 필터의 연산에 있어서 영역 S 에 있는 입력 화소들의 평균값 $\mu_g(i, j, t)$

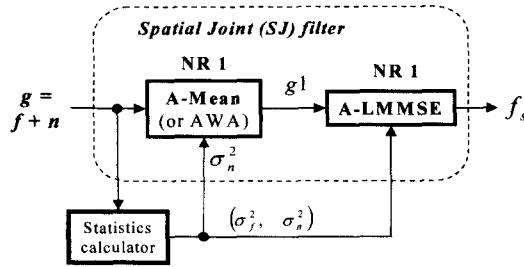


그림 2. Spatial Joint (SJ) 필터의 구조

대신 첫번째 필터의 출력 $g1(i, j, t)$ 을 사용한다. 결국 SJ 필터의 출력 $f_s(i, j, t)$ 은 (8)과 같고, 가중치 $\alpha(i, j, k)$ 는 식 (9)로 구해진다.

$$f_s(i, j, t) = \alpha(i, j, t) \cdot g(i, j, t) + \{1 - \alpha(i, j, t)\} \cdot g1(i, j, t) \quad (8)$$

$$\alpha(i, j, t) = \frac{\sigma_f^2(i, j, t)}{\sigma_f^2(i, j, t) + \sigma_n^2} \quad (9)$$

여기서 $\sigma_f^2(i, j, t)$ 는 신호의 분산으로 신호와 잡음이 상관성을 갖지 않는다고 가정하면 (10)의 연산에 의해 구해진다.

$$\sigma_f^2(i, j, t) = \max[\sigma_g^2(i, j, t) - \sigma_n^2, 0] \quad (10)$$

여기서 σ_n^2 는 잡음의 분산이고, $\sigma_g^2(i, j, t)$ 는 잡음을 포함한 입력화소 $g(i, j, t)$ 에 대한 국부분산(local variance)으로 (11)의 연산에 의해 구한다.

$$\begin{aligned} \sigma_g^2(i, j, t) &= E[(g(i, j, t) - \mu_g(i, j, t))^2] \\ &\cong \frac{1}{S} \left\{ \sum_{(i, j) \in S} g^2(i, j, t) - \left(\sum_{(i, j) \in S} g(i, j, t) \right)^2 \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

3.2 시공간 결합 (Spatio-temporal Joint: STJ) 필터

그림 3은 IIR 형태의 시공간 결합(STJ) 필터의 구조를 나타낸 것이다. 여기서 공간 결합(SJ) 필터는 3.1절에서 설명한 바와 (8)의 연산을 수행하여 잡음 제거된 신호 $f_s(i, j, t)$ 를 출력한다. 한편 시간결합(TJ) 필터의 첫번째 필터(AWA 또는 A-MEAN 필터)는 SJ 필터의 출력 $f_s(i, j, t)$ 과 이미 잡음제거 처리된 이전 프레임의 화소들 $f_o(i, j, t-1)$ 중 필터처리 영역 S 에 있는 화소들을 입력 받아 (12)의 연산에 의한 첫번째 잡음제거를 수행한다.

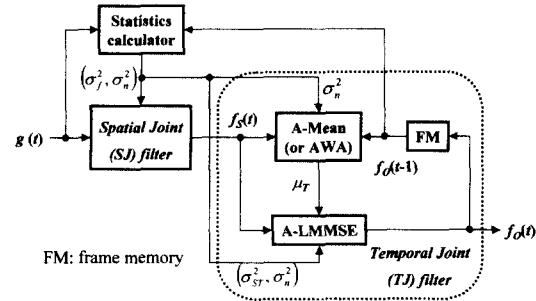


그림 3. Spatio-Temporal Joint (STJ) 필터의 구조

$$\mu_T(i, j, t) = \frac{1}{W} \left\{ \varpi_0 \cdot f_s(i, j, t) + \sum_{l, m, i \in S} \varpi(l, m, t-1) \cdot f_o(l, m, t-1) \right\} \quad (12)$$

여기서 정규화 인자 W 는 식 (13)과 같이 각 화소에 적용되는 가중치의 합이다.

$$W = \varpi_0 + \sum_{l, m, i \in S} \varpi(l, m, t-1) \quad (13)$$

(12)는 (4)와 유사한 연산으로 SJ 필터의 출력 $f_s(i, j, t)$ 과 이미 잡음 제거된 이전 프레임의 화소들 중 필터 처리영역 S 에 있는 화소들을 가중평균함을 의미한다. 여기서 가중치는 첫번째 필터가 AWA 필터인 경우는 (14)의 연산에 의해 구해지고, A-MEAN 필터인 경우는 (15)의 연산에 의해 구해진다.

$$\varpi_0 = \frac{1}{1+\varepsilon}, \quad (14)$$

$$\varpi(l, m, t-1) = \frac{1}{1 + \max[\varepsilon, \{f_o(l, m, t-1) - f_s(i, j, t)\}^2]} \quad (15)$$

$$\varpi_0 = 1,$$

$$\varpi(l, m, t-1) = \begin{cases} 1 & \text{for } |f_o(l, m, t-1) - f_s(i, j, t)| \leq c \\ 0 & \text{for } |f_o(l, m, t-1) - f_s(i, j, t)| > c \end{cases} \quad (15)$$

여기서 식 (14)에서 사용되는 파라미터 ε 는 2 · σ_n^2 로 설정하고, 식 (15)에서 사용되는 임계치 c 는 잡음의 표준편차 σ_n 의 3배인 값을 사용한다(즉, $c = 3 \cdot \sigma_n$).

TJ 필터의 두번째 필터(A-LMMSE 필터)는 첫번째 필터의 출력 $\mu_T(i, j, t)$ 과 SJ 필터의 출력 $f_s(i, j, t)$ 을 입력으로 하여 (16)의 연산을 수행함으로써 최종적으로 잡음제거된 화소 $f_o(i, j, t)$ 를 출력하고, 이 화소는 프레임 메모리에 저장되어 다음 프레임의 잡

음제거에 사용된다.

$$f_o(i, j, t) = \alpha(i, j, t) \cdot f_s(i, j, t) + \{1 - \alpha(i, j, t)\} \cdot \mu_r(i, j, t) \quad (16)$$

$$\alpha(i, j, t) = \frac{\sigma_{ST}^2(i, j, t)}{\sigma_{ST}^2(i, j, t) + \sigma_n^2} \quad (17)$$

여기서 $\sigma_{ST}^2(i, j, t)$ 는 (18)로 표현되는 신호의 시공간 분산(spatio-temporal signal variance)으로 영상신호의 시공간적인 변화를 의미한다.

$$\sigma_{ST}^2(i, j, t) = \max[\sigma_f^2(i, j, t), \{\sigma_d^2(i, j, t) - \sigma_n^2\}/2] \quad (18)$$

$$\sigma_d^2(i, j, t) = \frac{1}{S} \left\{ \sum_{(i,j) \in S} (g(i, j, t) - f_o(i, j, t-1))^2 \right\} \quad (19)$$

이 시공간 분산의 유도과정은 다음과 같다. 만일 이전 프레임의 화소들에 대하여 완전한 잡음제거가 이루어졌다면 (즉, $f_o(i, j, t-1) = f(i, j, t-1)$) 잡음은 입력 화소 $g(i, j, t)$ 에만 포함되어 있으므로 현재 프레임과 잡음이 제거된 이전 프레임의 차신호는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} d(i, j, t) &= g(i, j, t) - f_o(i, j, t-1) \\ &= (f(i, j, t) - f(i, j, t-1)) + n(i, j, t) \end{aligned} \quad (20)$$

만일 신호와 잡음이 광의의 정상과정(wide-sense stationary)이고 비상관적(uncorrelated)이며, 프레임 차신호인 $d(i, j, t)$ 가 백색과정(white process)이라면

$$\begin{aligned} E[d(i, j, t)^2] &= E[(g(i, j, t) - f_o(i, j, t-1))^2] \\ &= E[(f(i, j, t) - f_o(i, j, t-1))^2] + E[n(i, j, t)^2] \\ &= 2 \cdot \sigma_f^2(i, j, t) + \sigma_n^2(i, j, t) \\ &= \sigma_d^2(i, j, t) \end{aligned} \quad (21)$$

여기서 σ_f^2 , σ_n^2 , σ_d^2 는 각각 신호, 잡음 그리고 프레임 차신호의 분산을 의미한다. 따라서 잡음이 포함되지 않은 원 신호의 프레임 차신호에 대한 시간축 분산(temporal variance)은 $\{\sigma_d^2(i, j, t) - \sigma_n^2\}/2$ 로 계산할 수 있다. 프레임 차신호의 분산인 $\sigma_d^2(i, j, t)$ 는 움직임이 없는 영상영역에서는 잡음의 영향을 무시 할 경우 '0'인 값을 갖고 움직임이 큰 영상영역에서 큰 값을 갖는다. 특히 에지 등과 같이 공간적으로 밝기의 차이가 큰 영상영역에서 움직임이 발생한 경우

큰 값을 갖게 된다. 반면에 평탄한 영역의 경우는 움직임이 있더라도 화소 밝기값의 시간적 변화량이 적으므로 비교적 작은 값을 갖는다. 따라서 (17)의 가중치 산출에 적용되는 신호의 시공간 분산 $\sigma_{ST}^2(i, j, t)$ 는 (18)에서와 같이 신호의 공간분산 $\sigma_d^2(i, j, t)$ 와 시간분산 $\{\sigma_d^2(i, j, t) - \sigma_n^2\}/2$ 의 최대값으로 설정할 수 있다.

결국 움직임이 있는 에지나 미세성분이 있는 영상영역과 같이 시공간적인 변화가 큰 영역에서는 $\sigma_d^2(i, j, t)$ 와 $\sigma_f^2(i, j, t)$ 가 크므로 $\sigma_{ST}^2(i, j, t)$ 가 큰 값을 갖게 되고 (17)에서 가중치 $\alpha(i, j, t)$ 는 '1'에 가까운 값이 된다. 따라서 최종 출력 $f_o(i, j, t)$ 는 SJ 필터의 출력 $f_s(i, j, t)$ 와 가까운 값을 갖는다. 또한 $f_s(i, j, t)$ 역시 공간적으로 변화가 큰 영역에 대해서는 약한 잡음제거를 수행하므로 최종 출력은 입력신호에 가까운 값을 유지하게 되어 영상의 에지와 미세성분을 보존한다. 반대로 변화가 적은 평탄한 영상영역은 시공간적인 변화가 적으므로 $\sigma_{ST}^2(i, j, t)$ 가 작은 값을 갖게 되고 최종 출력 $f_o(i, j, t)$ 는 시공간적으로 매우 강한 잡음제거가 수행된 화소값이 된다.

4. 실험 결과

제안된 잡음제거 방식의 성능을 평가하기 위하여 테스트 영상에 잡음을 부가한 후 잡음제거에 대한 주관적 평가와 PSNR관점에서의 객관적 평가를 수행했다. 실험에 적용한 제안된 잡음제거 필터의 처리 영역 S 는 SJ필터와 TJ 필터 모두 잡음제거 처리되는 화소의 공간적 위치 (i, j) 를 중심으로 하는 3×3 영역을 사용하였다.

그림 4는 분산이 65인 잡음을 부가한 영상(즉, PSNR이 약 30dB)에 대해 2차원 필터 중 객관적 성능이 가장 좋은 A-LMMSE 방식과 Siemens에서 제안한 IIR type의 3차원 움직임 적응형 잡음제거 방식, 그리고 제안된 STJ 필터 처리했을 때의 PSNR결과를 보여준다. 한편, 제안방식은 SJ 필터와 TJ 필터의 첫번째 필터로 AWA와 A-MEAN 필터가 적용될 수 있는데, 4가지 조합에 대해 모두 실험하였다. 예를 들어, J_AWA-AWA는 SJ 필터와 TJ 필터의 첫번째 필터가 모두 AWA인 경우이고 J_AWA-Amean은 SJ 필터의 첫번째 필터는 AWA이고 TJ 필터의 첫번째 필터가 A-MEAN인 경우이다. 이 결과로부터 제

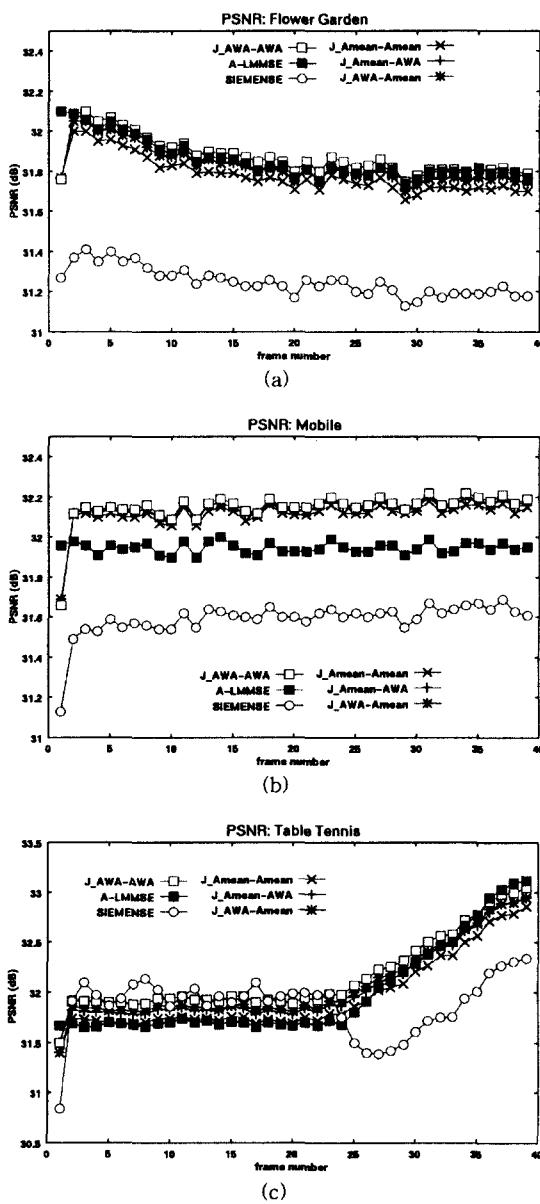


그림 4. 잡음제거 필터들에 대한 PSNR의 비교 (잡음이 부가된 영상의 PSNR = 30dB).

안 방식은 PSNR 측면에서 A-LMMSE 방식과 유사한 성능을 나타내고 있음을 알 수 있다. 그리고 제안 방식 중 결합필터(joint filter)의 첫번째 필터로 모두 AWA를 사용한 경우(즉, J_AWA-AWA)가 PSNR 측면에서의 성능이 가장 우수하다. 한편, 모두 A-MEAN을 사용한 경우(즉, J_Amean-Amean)는 화질이 약간 저하되지만 구현이 가장 간단한 장점이

있다. 그리고 제안방식과 Siemens 방식은 시간축으로 IIR 필터처리를 수행하므로 첫번째 영상의 PSNR이 다른 영상에 비하여 낮지만 두번째 영상부터는 3차원 잡음제거가 정상적으로 수행됨을 알 수 있다. 특히 Siemens방식의 경우 “table tennis”에서 비교적 좋은 성능을 나타내는데, 이는 “table tennis”가 텍스처(texture) 형태의 넓은 배경을 포함하고 있기 때문이다. 즉, 텍스처 형태의 영상영역에 대해 강한 잡음제거를 수행할 경우 오히려 SNR이 감소하는데, Siemens방식은 공간영역에서 가장 약한 잡음제거를 수행하기 때문에 비교적 좋은 성능을 나타낸다.

그림 5는 분산이 65인 잡음을 부가한 “flower garden” 영상에 대해 제안된 공간결합필터(SJ), 시간결합필터(TJ), 시공간결합필터(STJ)를 사용하여 잡음제거 처리했을 때의 PSNR 결과를 보여준다. (a)는 결합필터의 첫번째 필터로 A-MEAN 필터를 적용했을 때의 결과이고, (b)는 결합필터의 첫번째 필터로

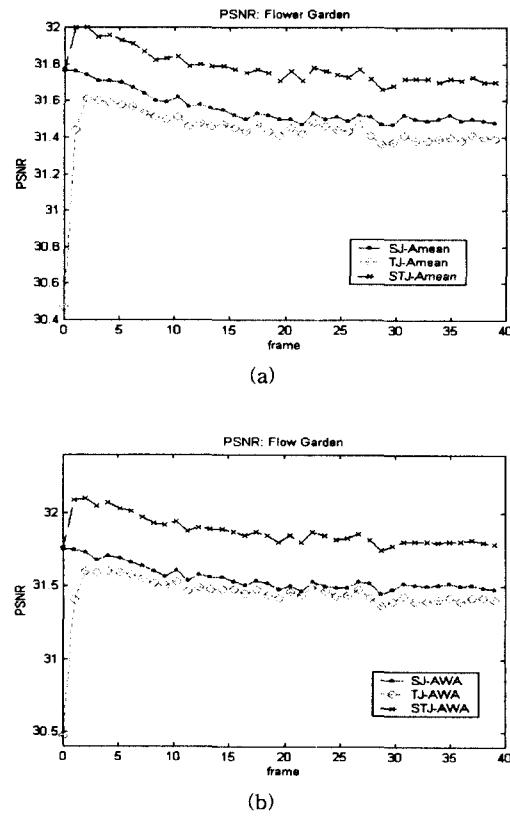


그림 5. 제안된 결합잡음제거 필터들에 대한 PSNR의 비교 (잡음이 부가된 영상의 PSNR = 30dB).

AWA 필터를 적용했을 때의 결과이다. 첫번째 프레임에서는 시간방향 필터처리를 수행하지 않으므로 TJ 필터 결과는 입력영상과 동일하고, SJ필터와 STJ 필터 결과는 같다. 그러나 2번째 프레임부터는 시간방향 필터처리가 수행되어 STJ 필터처리 결과가 SJ와 TJ 필터처리 결과에 비해 PSNR이 약 0.3 ~0.4dB 화질개선효과가 있음을 알 수 있다.

그림 6은 전역움직임(global motion)을 갖는 영상인 “flower garden” 시퀀스의 38번째 프레임을 잡음제거한 결과이고, 그림 7은 텍스처(texture)영역이 포함된 전역움직임이 있는 영상인 “table tennis” 시퀀스의 38번째 프레임을 잡음제거한 결과인데, 정확한 관찰을 위하여 영상의 일부만을 확대하여 나타낸다. 이 결과들로부터 제안방식이 다른 방식에 비해 평탄한 영역에서 보다 강한 잡음제거를 수행하고, 주요 미세정보를 갖는 영상영역에 대해서는 약한 잡음제거를 수행함으로써 주관적 화질을 향상시킬 수 있다. 이는 제안 방식들이 “masking” 효과를 충분히 고려하여 평탄영역에서 강력한 잡음제거를 수행하는 반면 에지 또는 미세신호 성분에 대해서는 매우 약한 잡음제거를 수행하기 때문이다. 특히 제안방식

은 SJ 필터와 TJ 필터의 첫번째 필터가 시공간적인 상관성을 고려하여 가중치를 할당하므로 저속 움직임을 갖는 영상영역에 대해서도 우수한 성능을 갖는다.

그림 8은 “flower garden” 시퀀스의 38번째 프레임에 대해 원 영상과 잡음제거 처리한 결과의 차이를 10배(즉, $\times 10$) 한 결과를 나타낸 것이다. 이 결과로부터 제안방식이 다른 방식에 비하여 평탄한 영역에 대해서는 강한 잡음제거를 수행하고 변화가 있는 영역에 대해서는 매우 약한 잡음제거를 수행함을 알 수 있다. 따라서 사람의 시각 특성상 잡음이 잘 감지되는 평탄영역에 대해 충분한 잡음제거가 수행되므로 잡음에 의한 깜박임 현상이 잘 인식되지 않는다.

위의 실험 결과들로부터 제안방식은 특히 주관적 화질을 크게 향상시킬 수 있는데, 이는 제안된 시공간 필터가 변화가 큰 영상영역에 대해서는 매우 약한 잡음제거를 수행함으로 영상의 몽롱화 현상(blurring)을 막고, 평탄 영역에 대해서는 차단특성이 매우 우수한 IIR 필터에 의해 강력한 잡음제거를 수행하기 때문이다. 따라서 제안 방식이 인간의 시각 특성에 매우 적합한 잡음제거 방식이라 할 수 있다.

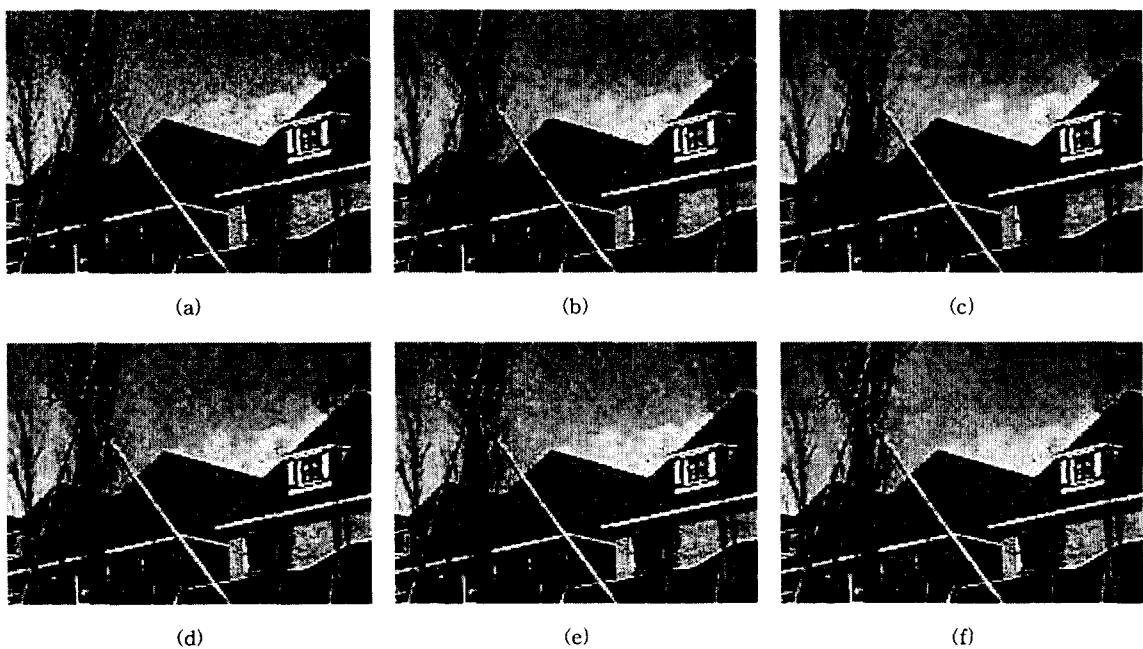


그림 6. 주관적 화질 비교 (“flower garden” 38th frame): (a) 잡음영상 ($\sigma_n^2 = 65$), (b) A-MEAN, (c) AWA, (d) A-MMSE, (e) Siemens, (f) 제안방식 (J_Amean-Amean)

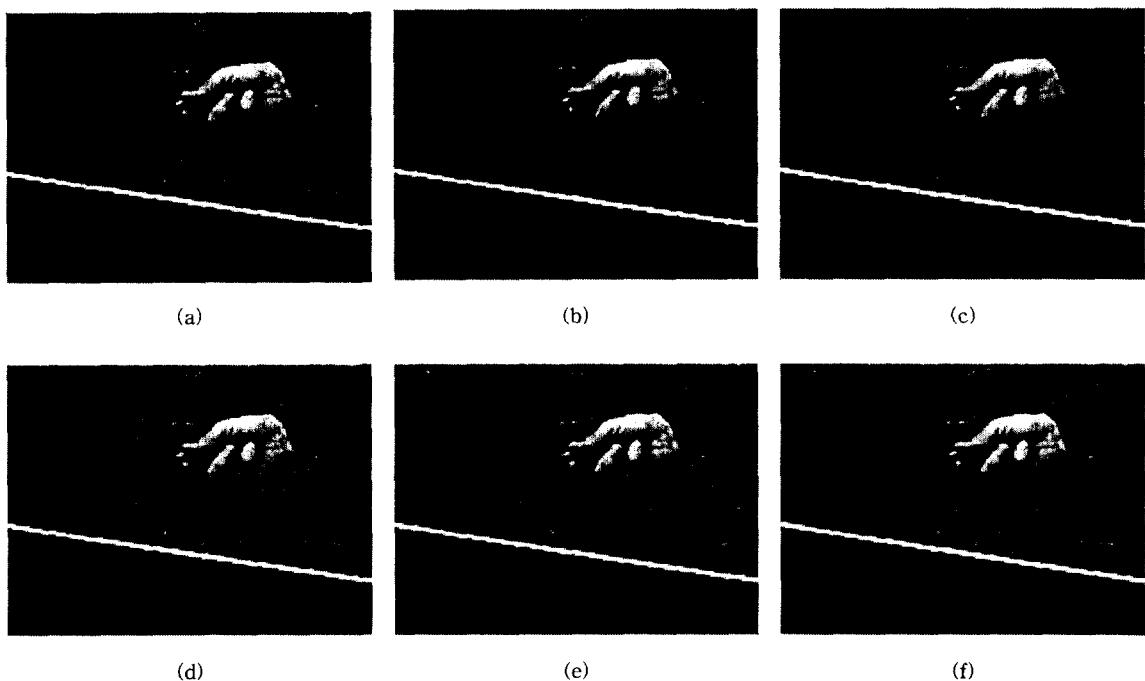


그림 7. 주관적 화질 비교("table tennis" 38th frame): (a) 잡음영상 ($\sigma_n^2 = 65$), (b) A-MEAN, (c) AWA, (d) A-LMMSE, (e) Siemens, (f) 제안방식 (J_Amean-Amean)

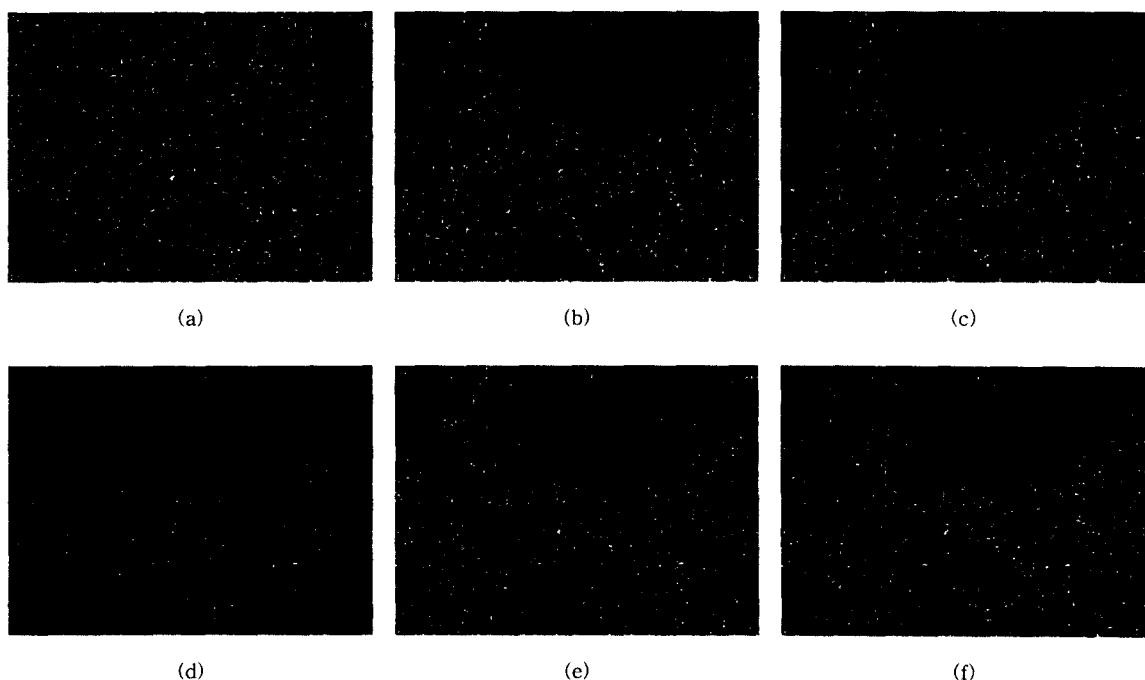


그림 8. 원 영상과의 차영상("flow garden") × 10: (a) 잡음영상 ($\sigma_n^2 = 65$), (b) A-MEAN, (c) AWA, (d) A-LMMSE, (e) Siemens, (f) 제안방식 (J_Amean-Amean)

5. 결 론

본 논문에서 제시한 IIR 형태의 STJ 잡음제거 방식은 특성이 다른 두개의 필터(첫번째 필터로는 AWA 또는 A-MEAN을 사용하고 두번째 필터로는 A-LMMSE 필터를 사용)를 결합한 형태의 SJ 필터와 TJ 필터를 연결한 3차원 잡음제거 방식으로써 에지나 미세성분이 있는 영상영역에 대해서는 입력신호를 잘 유지하고 평탄한 영역에 대해서는 강한 잡음제거를 수행하며, 잡음에 의한 깜박임 현상을 억제한다. 특히 SJ 필터의 출력과 이미 잡음 제거된 이전 프레임의 화소값들을 입력으로 하는 TJ 필터를 차단 주파수 특성이 매우 우수한 IIR 필터 형태로 결합한 STJ 필터를 사용하므로 평탄한 영역에서 보다 강한 잡음제거 효과를 갖는다. 또한 제안된 필터는 움직임 검출이나 추정과 같은 처리를 수행하지 않지만 첫번째 필터가 시공간적인 상관성을 고려하여 가중치를 할당하므로 잠재적인 움직임 보상(implicit motion compensation) 효과를 갖는다.

참 고 문 헌

- [1] A. N. Netravali and B. G. Haskell, *Digital Pictures*, Plenum Press, 1989.
- [2] D. T. Kuan, A. A. Sawchuk, T. C. Strand, and P. Chavel, "An Adaptive Noise Smoothing Filter for images with signal-dependent noise," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intel.*, vol. PAMI-7, No. 2, pp. 165-177, Mar. 1985.
- [3] M. K. Ozkan, M. I. Sezan, and A. M. Teklp, "Adaptive Motion-Compensated Filtering of Noisy Image Sequences," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 3, no. 4, pp. 277-290, Aug. 1993.
- [4] Carlos A. Pomalaza-Raez and Clare D. McGillem, "An Adaptive, Nonlinear Edge-Preserving Filter," *IEEE Trans. on Acoustics and Signal Processing*, vol. ASSP-32, no. 3, pp. 571-576, June 1984.
- [5] J. C. Brailean and A. K. Katsaggelos, "Simultaneous displacement estimation and restoration of noisy-burrerd image sequences," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 4, pp. 1236-1251, Sept. 1995.
- [6] J. W. Woods and J. Kim, "Motion compensated spatiotemporal Kalman filter," in *Motion Estimation and Image Sequence Processing*, M. I. Sezan and R. L. Lagendijk, Eds. Boston: Kluwer, 1993.
- [7] E. Dubois and S. Sabri, "Noise reduction in image sequences using motion-compensated temporal filtering," *IEEE Trans. on Comm.*, vol. COM-32, pp. 826-831, July. 1984.
- [8] E. Dubois, "Motion-compensated filtering of time-varying images," *Multidim. Syst. Sign. Proc.*, vol. 3, pp. 211-239, 1992.
- [9] D. Martinez and J. S. Lim, "Implicit motion compensated noise reduction of motion video signals," *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust, Speech, Signal Processing*, pp. 375-378, 1985, Tampa, FL.
- [10] C. P. Sandbank, *Digital Television*, John Wiley & Sons, 1990.
- [11] T. S. Huang, *Image Sequence Enhancement*, Springer Verlag, 1981.
- [12] Siemens Chip manual: *SDA 9400 SCARAB-AEUS plus scan rate converter using embedded dram technology units*, pp. 23-29, Jan. 1999.



홍 성 훈

1999년 8월 한국과학기술원 전기
및 전자공학과 (공학박사)
1991년 1월~2000년 7월 LG 전자
DTV 연구소 책임연구원
2000년 7월~현재 전남대학교 정
보통신공학부 전임강사
관심분야: 영상처리 및 압축 부
호화, 멀티미디어 통신, 디지털TV, 영상처리용 VLSI 설
계 등



홍 성 용

1994년 8월 영남대학교 대학원
전자공학과 공학박사
1994년 3월 대구전문대학 전자계
산과 전임강사
2002년 현재 대구과학대학 컴퓨터정보과 교수
관심분야: 영상복원, 영상압축,
동영상 워크플로우 추적