

논문 2010-47SP-5-15

# 반복적 최적 자승 학습에 기반을 둔 움직임 적응적 시간영역 잡음 제거 필터링

(Motion Adaptive Temporal Noise Reduction Filtering Based on  
Iterative Least-Square Training)

김 성 득\*, 임 경 원\*\*

(Sung Deuk Kim and Kyoung Won Lim)

## 요 약

동영상에 내재된 잡음을 제거하기 위해 사용되는 움직임 적응적 시간영역 잡음 제거 필터링에서는 움직임의 정도에 따라 필터링의 강도를 적절하게 조절하는 것이 매우 중요하다. 본 논문에서는 최적 자승 학습에 기반을 둔 움직임 적응적 시간영역 필터링 방안을 제안한다. 움직임 정도에 따라 각 화소를 분류하여 분류코드를 지정하고, 각 분류코드에 따라 반복적 최적 자승 학습에 기반을 둔 최적의 필터 계수를 유도한다. 반복적 학습과정은 사전에 미리 수행되어 학습된 결과만 룩업 테이블에 저장된다. 실제 잡음 제거 필터링 과정에서는 각 화소를 움직임 정도에 따라 분류한 후 분류코드에 따라 룩업 테이블에 있는 필터 계수를 읽어 간결한 필터링을 취한다. 실험결과는 제안된 방법이 잡음 제거 응용에서 번짐을 방지하면서 동영상 잡음을 효과적으로 제거함을 보여준다.

## Abstract

In motion adaptive temporal noise reduction filtering used for reducing video noises, the strength of motion adaptive temporal filtering should be carefully controlled according to temporal movement. This paper presents a motion adaptive temporal filtering scheme based on least-square training. Each pixel is classified to a specific class code according to temporal movement, and then, an iterative least-square training method is applied for each class code to find optimal filtering coefficients. The iterative least-square training is an off-line procedure, and the trained filter coefficients are stored in a lookup table (LUT). In actual noise reduction filtering operation, after each pixel is classified by temporal movement, simple filtering operation is applied with the filter coefficients stored in the LUT according to the class code. Experiment results show that the proposed method efficiently reduces video noises without introducing blurring.

**Keywords:** noise reduction, temporal filter, least-square training

## I. 서 론

최근에는 고화질 디스플레이 장치가 널리 보급되면서 고화질 영상에 대한 요구가 급격히 증가하고 있다. 잡음이 섞인 저화질 동영상이 고화질을 제공하는 디스

플레이 장치에서 재생될 때 화질 열화 현상이 상대적으로 크게 느껴지므로 동영상의 화질 개선에 대한 연구가 새롭게 주목받고 있다. 동영상에 내재된 잡음을 제거하는 것은 동영상 화질 개선을 위해 오랫동안 연구되어 온 분야이다. 전통적으로 잡음 제거를 위해서는 시간영역 연관성과 공간영역 연관성이 널리 활용되었다. 공간영역 연관성을 활용하는 잡음 제거 기법은 정지 영상에 있는 잡음을 제거하는 응용에도 사용될 수 있으므로 많은 연구가 진행되었다. 공간영역 필터링에서는 주파수 변환 혹은 Wavelet 변환을 이용해 잡음 성분을 분리해

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

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

접수일자: 2010년3월15일, 수정완료일: 2010년7월9일

내는 방법들이 제안되었으며, 공간영역의 유사성을 검사하여 필터링의 강도를 적응적으로 제어하는 방법들이 널리 사용되고 있다<sup>[1~3]</sup>. 최근에는 각 화소의 주변 특성을 하나의 코드로 분류한 후 최적 자승 학습을 이용하여 필터링 계수를 유도하는 방법이 제안되어 공간영역 필터링에서 좋은 결과를 보여 주었다<sup>[4~6]</sup>. 특히, 적응적 동적 범위 부호화 (adaptive dynamic range coding: ADRC)로 알려진 공간영역 분류 방법을 통해 유한 임펄스 응답 필터 (finite impulse response: FIR) 필터를 공간영역에 적용하는 방법이 많은 주목을 받았다<sup>[6~7]</sup>.

하지만 정지영상 응용과는 달리, 동영상 응용에서는 시간영역의 연관성이 매우 강하므로, 이를 활용하는 방안이 매우 중요한 요소이다. 동영상 잡음 제거에서는 공간영역 필터와 함께 시간영역 필터(temporal filter)가 적절히 사용될 때 가장 좋은 필터링 성능을 얻을 수 있다<sup>[8~13]</sup>. 시간영역 필터링은 움직임 보상을 사용하는 움직임 보상기반 방법(motion compensated method)과 움직임 보상을 사용하지 않는 움직임 적응적 방법(motion adaptive method)으로 구분할 수 있으나, 움직임 보상부(motion compensator)의 유무를 제외하고는 큰 차이가 없다<sup>[9~12]</sup>. 다만 움직임을 탐색하고 보상하는 움직임 보상부의 설계는 전역 탐색(full search)의 경우 매우 복잡하므로 간소화된 방안이 간구되는 것이 보통이다<sup>[12]</sup>.

움직임 보상부의 유무와 상관없이 시간영역 연관성을 활용한 필터링에서 가장 중요한 문제는 시간영역 필터링의 강도를 어떻게 효과적으로 제어할 것인가 하는 문제이다. 전통적인 방법들에서는 시간방향 예측 오차를 활용하여 필터링 강도를 제어한다<sup>[8]</sup>. 동영상 잡음이 시간방향으로 연관성이 없다고 가정하고, 비디오 신호의 시간방향 변화가 작으면 필터링 강도를 높여주고, 시간방향 변화가 크면 필터링 강도를 낮춰 원치 않는 번짐 현상을 막는 것이 기본 원리로 사용된다. 이런 제어 메커니즘은 시간방향 예측 오차 혹은 시간방향 움직임의 정도를 활용하여 시간영역 필터 계수를 구하는 것으로 몇 개의 파라미터를 가지는 선형 혹은 비선형 함수로 모델링되어 사용되어 왔다<sup>[8, 13~14]</sup>.

본 논문에서는 특정 모델에 국한되는 제어 방식을 사용하지 않고, 최적 자승 기반의 접근 방법을 도입하여 최적의 움직임 적응적 시간영역 필터 계수<sup>[15]</sup>를 설계하고 3차원 필터링으로 확장하는 방안을 제안한다. 공간영역에서 시도된 최적 자승 학습을 이용한 필터링 계수 유도 방법이 FIR 필터 계수를 유도하는 방법이라면, 시

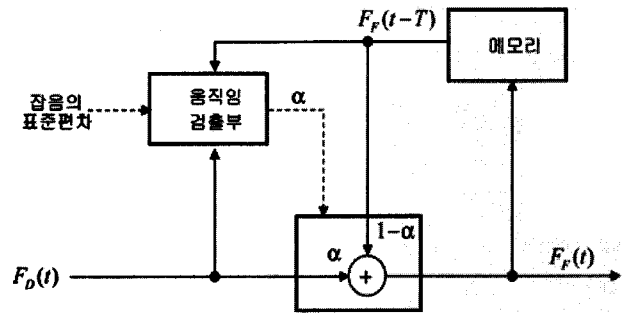


그림 1. 전통적인 움직임 적응적 시간영역 필터  
Fig. 1. Conventional motion adaptive temporal filter.

간영역 필터링 방법은 대부분 FIR 필터방식이 아니라 재귀적 필터링 방식이라는 점에서 큰 차이점을 가진다. 즉 이전에 필터링된 결과 영상이 다음 프레임의 필터링에 활용되기 때문에 기존의 FIR 필터 기반 최적 자승 학습 기반으로는 이를 해결할 수 없다. 본 논문에서는 반복적 구조를 가지는 학습 방법을 제안하여 최적의 시간영역 필터계수를 얻는 방안을 제시한다. 움직임의 정도를 고려한 최적 필터 계수를 얻기 위해 가중치가 있는 시간방향 예측 오차를 활용한다. 각 화소별로 구해지는 시간방향 예측 오차는 양자화 후 2진 부호화되어 분류되고, 각 분류코드별로 최적 자승 필터 계수가 반복적 학습을 통해 얻어진다. 이런 반복적 학습 과정은 사전에 미리 수행되어 그 결과인 필터 계수가 룩업 테이블(lookup table)에 저장되므로 실시간 처리에 필요한 연산량을 증가시키지는 않는다. 실시간 잡음 제거 과정은 각 화소에 대해 학습에서 사용된 동일한 방식으로 분류코드를 얻는 과정과 분류코드에 해당되는 필터 계수를 룩업 테이블에서 읽어 필터링을 수행하는 간단한 과정으로만 구성된다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 전통적인 움직임 적응적 시간영역 필터링 방안을 간략히 살펴본다. III장에서는 제안된 방법을 자세히 설명하고, 제안된 방법이 공간영역 필터링을 포함하는 3차원 필터링으로도 확장될 수 있음을 보인다. IV장에서는 모의 실험 결과를 보이고, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 전통적인 움직임 적응적 시간영역 필터

그림 1은 전통적인 움직임 적응적 시간영역 필터의 블록도를 보여준다. 움직임을 검출하여 적응적으로 가중치 평균을 구하는 방안이 사용된다. 이 때 사용되는 필터링 연산은 식 (1)과 같다.

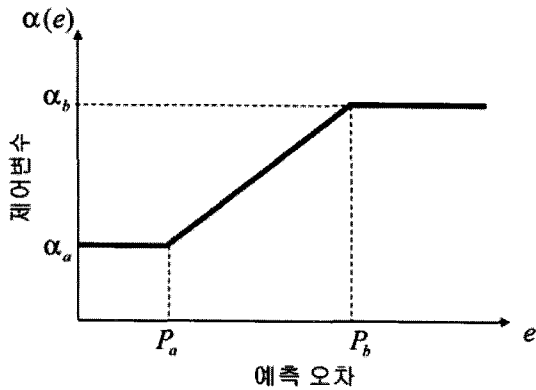


그림 2. 시간영역 필터 제어를 위한 구간 선형 모델  
 Fig. 2. Piece-wise linear model to control the temporal filter.

$$F_F(t) = \alpha \cdot F_D(t) + (1 - \alpha) \cdot F_F(t - T) \quad (1)$$

여기서  $F_D(t)$ 은 입력된 잡음이 있는 영상을 의미하고,  $F_F(t)$ 는 필터링된 출력 영상을 의미한다.  $F_F(t - T)$ 는 필터링된 이전 프레임 영상을 의미하고,  $\alpha$ 는 필터링 강도를 제어하는 제어 변수이다.

움직임 검출부(motion detector)는 영상의 시간방향 오차를 계산하여 식 (2)와 식 (3)에 기술된 방법과 같이 제어 변수  $\alpha$ 를 결정한다.

$$T_{ACT}(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{n} \in N_s} (\tilde{w}(\mathbf{n}) \cdot |F_D(\mathbf{x} + \mathbf{n}, t) - F_F(\mathbf{x} + \mathbf{n}, t - T)|) \quad (2)$$

$$\alpha(e) = \begin{cases} \alpha_a & \text{if } e \leq P_a \\ \frac{\alpha_b - \alpha_a}{P_b - P_a}(e - P_a) + \alpha_a & \text{if } P_a < e \leq P_b \\ \alpha_b & \text{if } e > P_b \end{cases} \quad (3)$$

식 (2)에서  $\tilde{w}(\mathbf{n})$ 는 2차원 가우시안 커널 형태의 가중치 마스크를 의미한다.  $N_s$ 는 인접한 화소를 가리키는 위치의 집합이다.  $T_{ACT}$ 는 시간방향 움직임 정도(temporal activity)를 의미하며, 식 (3)의 예측오차  $e$ 로 활용된다. 그림 2는 예측오차  $e$ 와 제어 변수  $\alpha$ 의 관계를 구간 선형 모델(piece-wise linear model)로 모델링한 것으로 식 (3)을 그림으로 나타낸 것이다. 예측오차  $e$ 가 증가할수록,  $\alpha$ 는 점점 커지게 되어 시간영역 필터의 강도는 약해지는 것을 알 수 있다. 모델 변수  $\alpha_a$ ,  $P_a$ ,  $P_b$ 는 실험적으로 구해지는 상수이고,  $\alpha_b$ 는 대개 1이다.

### III. 제안하는 방법

#### 1. 학습기반 움직임 적응적 시간영역 필터링

식 (2)와 (3)에 기술된 전통적인 제어방법이 논리적으로는 타당하나, 사용된 구간 선형 모델이 최적인지는 보장할 수 없는 한계가 있다. 본 논문에서는 분류기반의 최적 자승 학습법을 활용하여 최적의 필터 계수  $\alpha$ 를 찾는 문제를 다룬다.

먼저 잡음이 있는 각 화소는 가중치가 적용된 움직임 정도를 반영하는  $T_{ACT}$ 를 기반으로 분류된다.  $T_{ACT}$ 값을  $N_T$  비트로 양자화하고 2진 부호화하여 분류코드를 얻어낸다. 즉 잡음이 있는 각 화소는  $2^{N_T}$  개의 분류코드 중의 하나로 분류된다. 다음으로 각 분류코드에 해당되는 화소들에 대해서 식 (4)를 최소화하는 문제로 목표를 설정한다.

$$e^{-2} = \sum_{p=1}^s (F_{O_p}(t) - F_{F_p}(t))^2 \quad (4)$$

여기서  $F_{O_p}(t)$ 와  $F_{F_p}(t)$ 는 특정 분류코드에 속하는 잡음이 없는 원본 영상과 필터링된 영상을 각각 의미하고  $s$ 는 해당 분류코드에 속하는 입력 화소의 총 개수를 의미한다. 식 (4)를 최소화하는 최적의  $\alpha$ 는 식 (5)를 만족한다.

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} e^{-2} = \frac{\partial}{\partial \alpha} \sum_{p=1}^s (F_{O_p}(t) - F_{F_p}(t))^2 = 0 \quad (5)$$

언급하는 최적화 과정이 각 분류코드에 대해 처리되는 과정임을 염두에 두고  $F_{O_p}(t)$ 와  $F_{F_p}(t)$ 를  $F_O(t)$ 와  $F_F(t)$ 로 각각 간결히 표현한 후, 식 (1)을 식 (5)에 대입하여, 식 (5)를 만족하는 최적 자승 해를 구하면 식 (6)과 같다.

$$\alpha = \frac{\sum_{p=1}^s (F_D(t) - F_F(t - T))(F_O(t) - F_F(t - T))}{\sum_{p=1}^s (F_D(t) - F_F(t - T))^2} \quad (6)$$

식 (1)에서 표현된 시간영역 필터는 이전에 필터링된 결과 영상  $F_F(t - T)$ 을 사용하는 재귀적 필터이므로 얻어진 식 (6)의 해는 닫힌 형태의 해(closed-form solution)는 아니다. 따라서 본 논문에서는 반복적인 학습 방법을 제안하여 그 해를 유추한다. 제안된 알고리즘은 식 (7) ~ 식 (9)로 표현된다.

$$\alpha^{(i)} = \frac{\sum_{p=1}^s (F_D(t) - F_F^{(i-1)}(t-T))(F_O(t) - F_F^{(i-1)}(t-T))}{\sum_{p=1}^s (F_D(t) - F_F^{(i-1)}(t-T))^2} \quad (7)$$

$$F_F^{(i)}(t) = \alpha^{(i)} \cdot F_D(t) + (1 - \alpha^{(i)}) \cdot F_F^{(i-1)}(t-T) \quad (8)$$

$$F_F^{(0)}(t) = F_O(t) \quad (9)$$

제안된 알고리즘은 다음과 같은 단계로 동작하여 최적의 필터 계수  $\alpha$ 를 찾는다.

- 단계 1. 식 (9)의 가정 하에 식 (7)로부터  $\alpha^{(1)}$ 을 얻는다.
- 단계 2. 식 (8)로부터  $F_F^{(i)}(t)$ 를 얻는다. 여기서  $i \geq 1$ .
- 단계 3.  $F_F^{(i)}(t)$ 와 식 (7)로부터  $\alpha^{(i+1)}$ 을 구한다.
- 단계 4.  $\alpha^{(i+1)}$ 가 수렴할 때까지 단계 2, 3을 반복한다.

$T_{ACT}$ 에 따른 모든 분류코드에 대해 위와 같은 반복

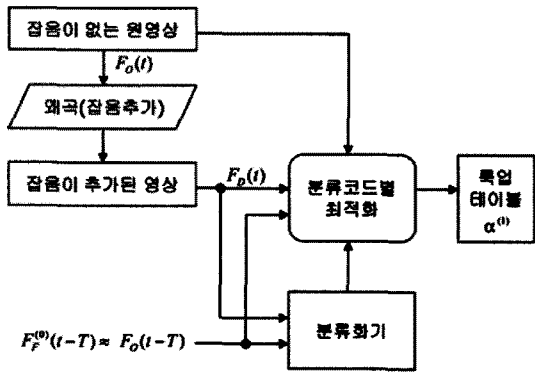


그림 3.  $\alpha^{(1)}$ 를 구하기 위한 초기 학습 단계  
Fig. 3. Initial training procedure to obtain  $\alpha^{(1)}$ .

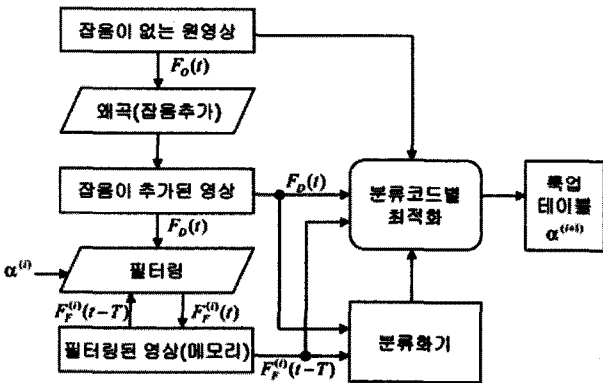


그림 4. 특업 테이블을 갱신하기 위한 반복적 학습 단계  
Fig. 4. Iterative training procedure to update the LUT ( $i \geq 1$ ).

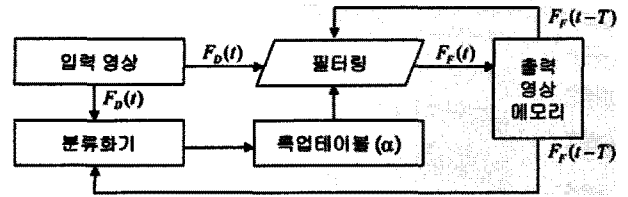
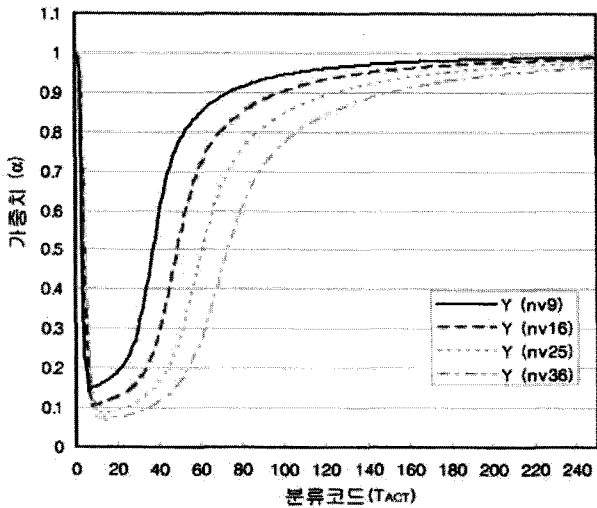


그림 5. 최적 특업 테이블을 활용한 움직임 적응적 시간영역 필터링  
Fig. 5. Motion adaptive temporal filtering using the optimal LUT.

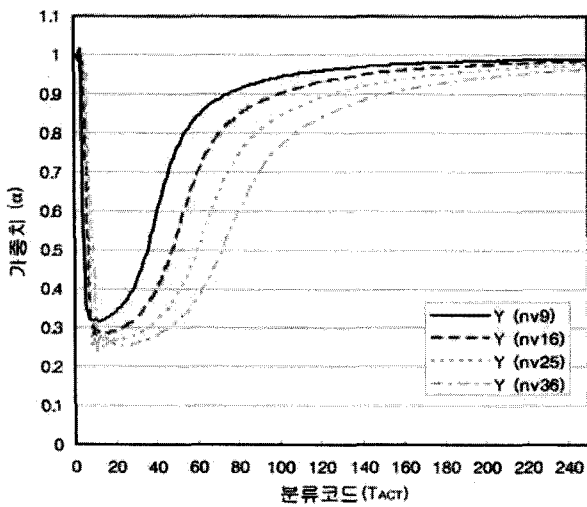
적 최적 자승 기반 학습법을 적용하여 최적의  $\alpha$ 를 구한 후 특업 테이블에 저장해 둬으로써 최적의 시간영역 필터링을 수행할 수 있다.

각 분류코드에 대해서 최적 필터 계수를 얻기 위한 전체적인 학습과정을 그림으로 나타낸 것이 그림 3과 그림 4이다. 그림 3에서는 잡음이 없는 원영상  $F_O(t)$ 에 잡음을 추가한 영상  $F_D(t)$ 을 만든 후,  $F_D(t)$ 와  $F_O(t-T)$ 사이의 관계로부터  $T_{ACT}$ 를 계산하여 분류(classification) 한다. 이것은 학습 초기에는 필터링된 이전 영상  $F_F^{(0)}(t-T)$ 이 존재하지 않으므로 잡음이 없는 영상  $F_O(t-T)$ 를 대신 사용한 것이다. 최적화(optimization)정은 분류코드 별로 진행되며 식 (7)을 이용해  $\alpha^{(1)}$ 을 계산한다. 그림 4는 얻어진 이전  $\alpha^{(i)}$ 를 이용해 식 (8)과 같은 시간영역 필터링을 적용한 후 식 (7)을 이용해서  $\alpha^{(i+1)}$ 을 구하는 과정을 보여준다. 갱신된 특업 테이블은 수차례의 반복과정을 거치면서 수렴한다. 이러한 반복과정을 통해 최적 자승기반의 해를 구하는 것은 실시간으로 잡음 제거 과정을 수행하는데 필요한 특업 테이블(LUT)를 만드는 것이므로 실제 잡음 제거 과정의 복잡도를 증가시키지는 않는 큰 장점이 있다. 얻어진 최적 특업 테이블을 활용한 움직임 적응적 시간영역 필터링은 그림 5와 같이 단순하다. 학습과정에 사용된 동일한 분류과정을 통해 얻어진 최적의 필터 계수를 특업 테이블에서 읽어 필터링을 수행하는 구조이다.

그림 6은 제안된 반복 학습을 통해 영상의 휘도(luminance) 성분부에 대해 얻어진 최적의  $\alpha^{(i)}$ 를 그림으로 보여준다. 분류과정에서는 움직임 정도를 나타내는  $T_{ACT}$ 를  $N_T=8$ 비트로 양자화 하여 분류코드(class code)를 얻었다. 각 분류코드에 대해 얻어진  $\alpha^{(1)}$ 와  $\alpha^{(10)}$ 가 각각 그림 6(a)와 6(b)에 나타나 있다. 여기서  $\alpha^{(1)}$ 은 초기 학습과정에서 얻어진 필터 계수이고,  $\alpha^{(10)}$ 은 10번의 반복과정을 통해 학습된 최적 필터 계수를



(a)



(b)

그림 6. 잡음 분산 9, 16, 25, 36의 AWGN를 추가한 학습영상에 대해 얻어진 최적 움직임 적응적 시간영역 필터 계수 (a)  $\alpha^{(1)}$  and (b)  $\alpha^{(10)}$

Fig. 6. Optimal motion adaptive temporal filter coefficient for training sequences corrupted with AWGN of noise variance 9, 16, 25, and 36 (a)  $\alpha^{(1)}$  and (b)  $\alpha^{(10)}$ .

의미한다. 본 논문에서는 학습 영상으로 *container ship*, *mother and daughter*, *foreman*, *coast guard*, *silent voice*, *mobile and calendar*, *bus*, *tempe* 영상을 사용했다. 잡음 영상을 얻기 위해 부가 백색 가우스 잡음 (additive white Gaussian noise: AWGN)를 추가했으며 그림 6에서 사용된 잡음 분산은 각각 9, 16, 25, 36이다. 제안된 최적화 과정을 통해 얻어진 그림 6(b)는 구간 선형 모델에 기반을 둔 그림 2와 비슷한 경향은 있으나 구체적인 커브 형태는 잡음 정도에 따라 다르게 나타나

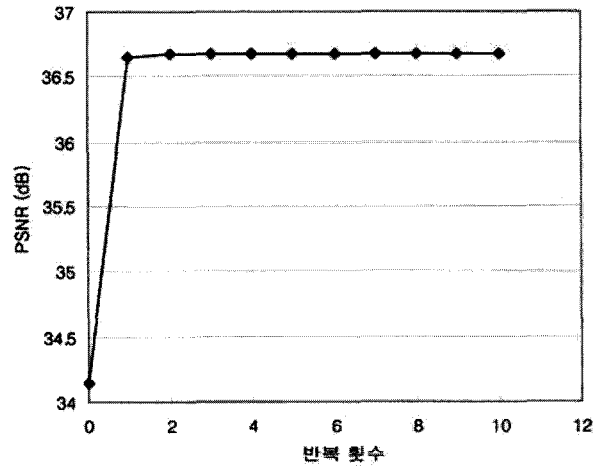


그림 7. 잡음 분산 25의 AWGN를 추가한 학습영상에 대해 얻어진 제안된 반복적 학습의 수렴 특성

Fig. 7. Convergence of the proposed iterative training method for training sequences corrupted with AWGN of noise variance 25.

는 것을 알 수 있다. 영상의 컬러 성분에 대해서도 동일한 최적화 방식을 적용하여 최적의 필터 계수를 얻을 수 있다.

그림 7은 잡음 분산 25의 AWGN를 추가한 학습영상에 대해 얻어진 제안된 반복적 학습 방법의 수렴 특성을 보여준다. 수회의 반복적 처리로 학습 결과가 빠르게 수렴함을 알 수 있다.

2. 학습기반 움직임 적응적 3차원 필터링으로 확장 필터링된 이전 결과 영상을 활용하는 제안된 반복적 학습방법은 3차원 필터링으로 확장될 수 있다. 식 (10)으로 표현된 공간영역 2차원 FIR필터를 이전 필터링 결과를 활용하는 식 (11)의 움직임 적응적 3차원 필터로 확장할 수 있다.

$$F_F(\mathbf{x}) = \sum_{k=0}^{r-1} w_k F_D(\mathbf{x} + \mathbf{n}_k) \quad (10)$$

$$F_F(\mathbf{x}, t) = \sum_{k=0}^{r-1} w_k F_D(\mathbf{x} + \mathbf{n}_k, t) + w_r F_F(\mathbf{x}, t - T) \quad (11)$$

여기서  $w_{k \in \{0,1,\dots,r-1\}}$ 는 공간영역 연관성을 활용하기 위한 필터계수를 의미하고,  $w_r$ 은 시간영역 연관성을 활용하기 위한 필터계수를 의미한다. 공간영역 필터링에 사용되는 화소의 수는  $r$ 이고,  $\mathbf{n}_k$ 는 공간영역에서 인접한 화소를 가리키는 벡터들을 의미한다. 식 (10)에서는 공간영역 특성을 반영하는 분류코드별로 최적의 필터계수가 학습되나, 식 (11)에서는 시간영역 특성을 반영하는

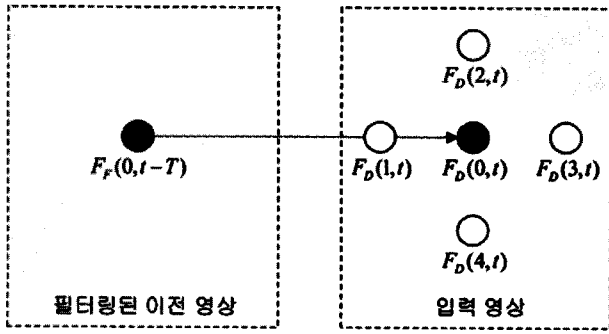


그림 8. 움직임 적응적 3차원 필터의 필터링 구조 예 (\$r=5\$)

Fig. 8. An example of filtering aperture for the motion adaptive three-dimensional filter (\$r=5\$).

분류코드가 함께 사용되어 각 분류코드별로 학습된다.

그림 8은 식 (11)의 필터 구조의 예를 보인 것으로 간결한 표현을 위해 \$F\_D(\mathbf{x}+\mathbf{n}\_k, t)\$와 \$F\_F(\mathbf{x}, t-T)\$는 각각 \$F\_D(k, t)\$와 \$F\_F(0, t-T)\$로 나타냈다. 만약 움직임 보상부가 존재한다면, \$F\_F(0, t-T)\$는 움직임 보상부의 결과에 따라 그 위치가 변화될 수 있으나, 본 논문에서는 일반적인 원칙은 다를 바 없는 움직임 적응적 필터링 응용에 초점을 둔다.

학습기반 움직임 적응적 3차원 필터링의 해를 구하는 방법은 움직임 적응적 시간영역 필터링의 해를 유도하는 과정과 유사하다. 특정 분류코드에 해당되는 화소들에 대해 한정지어 생각할 때, \$\mathbf{X}\_p^{(i)}\$와 \$\mathbf{W}^{(i)}\$를 각각 식 (12)과 (13)으로 정의하면,

$$\mathbf{X}_p^{(i)} = [F_{D,p}(0, t) \dots F_{D,p}(r-1, t) F_{F,p}^{(i-1)}(0, t-T)] \quad (12)$$

$$\mathbf{W}^{(i)} = [w_0^{(i)} \dots w_{r-1}^{(i)} w_r^{(i)}]^T \quad (13)$$

최적의 \$\mathbf{W}^{(i)}\$는 식 (14) ~ 식 (16)를 활용하여 움직임 적응적 시간영역 필터링의 해를 구하는 것과 유사한 방식으로 구해진다. 식 (14) ~ 식 (16)는 움직임 적응적 시간영역 필터링의 해를 유도하는 과정의 식 (7) ~ 식 (9)에 각각 대응된다.

$$\mathbf{W}^{(i)} = \bar{\mathbf{X}}^{(i)-1} \bar{\mathbf{Y}}^{(i)} \quad (14)$$

$$F_F^{(i)}(\mathbf{x}, t) = \sum_{k=0}^{r-1} w_k^{(i)} F_D(\mathbf{x}+\mathbf{n}_k, t) + w_r^{(i)} F_F^{(i)}(\mathbf{x}, t-T) \quad (15)$$

$$F_F^{(0)}(\mathbf{x}, t) = F_O(\mathbf{x}, t) \quad (16)$$

여기서 \$\bar{\mathbf{X}}^{(i)} = \sum\_{p=1}^s (\mathbf{X}\_p^{(i)} \mathbf{X}\_p^{(i)T})\$, \$\bar{\mathbf{Y}}^{(i)} = \sum\_{p=1}^s (F\_{O,p} \cdot \mathbf{X}\_p^{(i)})\$ 이다.

#### IV. 모의 실험

제안된 방법을 평가하기 위해 AWGN를 추가한 잡음 영상과 원영상을 학습에 사용했다. 학습 영상은 *container ship*, *mother and daughter*, *foreman*, *coast guard*, *silent voice*, *mobile and calendar*, *bus*, *tempeste*로 총 2210 프레임의 CIF영상이 사용되었다. 반복적 학습 방법의 결과는 10번의 반복과정을 통해 얻어진 록업 테이블을 사용했다. 움직임 정도를 나타내는



그림 9. 잡음 분산이 25인 잡음 영상에 대한 움직임 적응적 시간영역 필터링 결과. 좌측 열은 잡음이 있는 영상이고, 우측 열은 대응되는 필터링된 영상이다.

Fig. 9. Motion adaptive temporal filtering results of noisy sequences with noise variance of 25. Left column is for noisy inputs and right column is for corresponding filtered outputs.

표 1. 움직임 적응적 시간영역 필터의 PSNR 결과 비교

Table 1. The comparison of PSNRs (dB) of motion adaptive temporal filters.

Noisy sequences (34.14 dB)	Optimal piecewise linear	Proposed (1D Training)
Training seq. (avg.)	36.29	36.67
Akiyo	38.61	39.44
News	38.21	38.90
Stefan	35.40	35.59

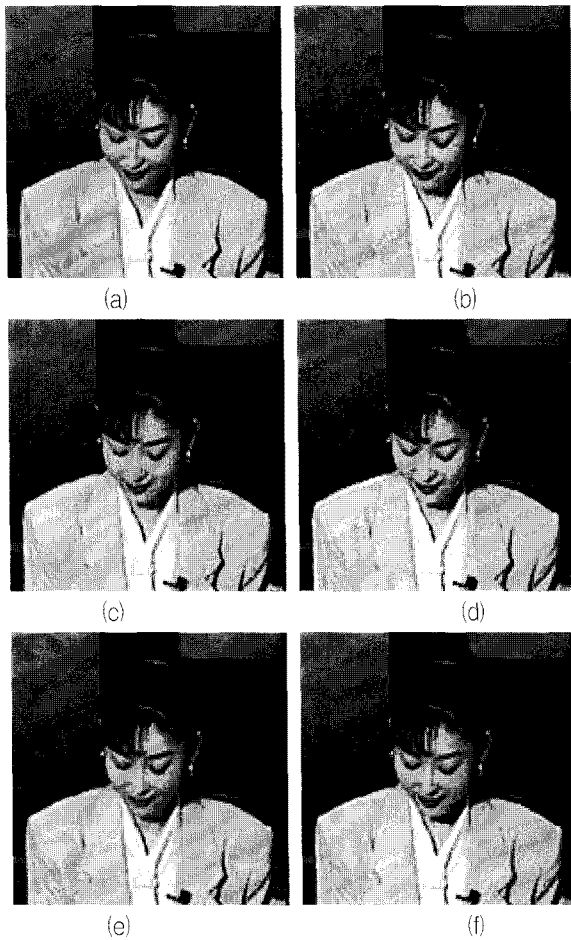


그림 10. *News* 영상에 대한 필터링 결과: (a) 원본 영상 (b) 잡음 분산이 25인 잡음이 있는 영상 (c) 적응적 Wiener 필터 (d) 학습된 움직임 적응적 시간영역 필터 (e) 학습된 공간영역 필터 (f) 학습된 움직임 적응적 3차원 필터

Fig. 10. Filtering results of *news* sequence: (a) original image (b) noisy input with noise variance of 25 (c) adaptive Wiener filter (d) trained motion adaptive temporal filter (e) trained spatial filter and (f) trained motion adaptive three-dimensional filter.

표 2. 학습기반 공간영역 필터와 움직임 적응적 3차원 필터의 PSNR 결과 비교

Table 2. The comparison of PSNRs (dB) of the training-based spatial filter and motion adaptive three-dimensional filter.

Noisy sequences (34.14 dB)	Adapt. Wiener [16]	2D Training [4, 6]	Proposed (3D Training)
Training seq. (avg.)	36.70	37.63	38.51
Akiyo	38.86	40.41	42.39
News	37.64	39.34	41.15
Stefan	35.78	36.76	36.60

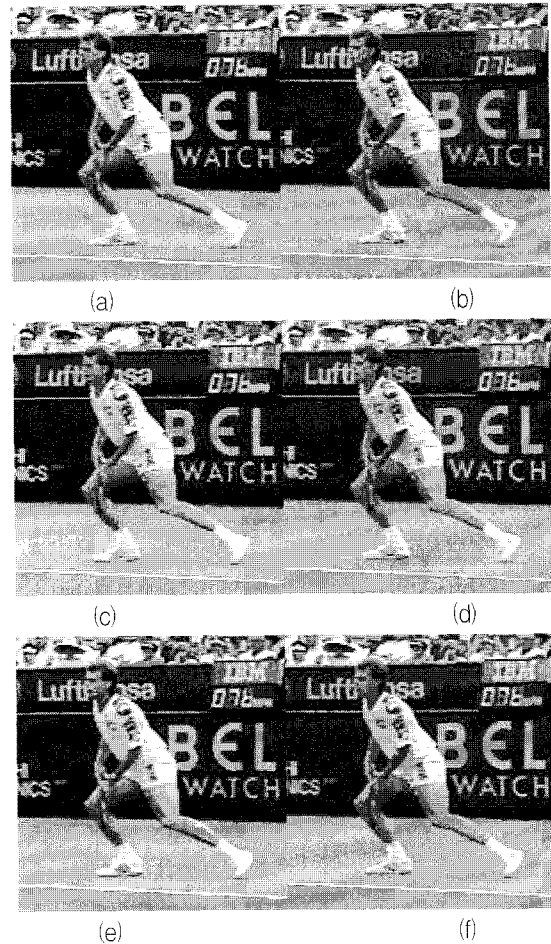


그림 11. *Stefan* 영상에 대한 필터링 결과: (a) 원본 영상 (b) 잡음 분산이 25인 잡음이 있는 영상 (c) 적응적 Wiener 필터 (d) 학습된 움직임 적응적 시간영역 필터 (e) 학습된 공간영역 필터 (f) 학습된 움직임 적응적 3차원 필터

Fig. 11. Filtering results of *stefan* sequence: (a) original image (b) noisy input with noise variance of 25 (c) adaptive Wiener filter (d) trained motion adaptive temporal filter (e) trained spatial filter and (f) trained motion adaptive three-dimensional filter.

$T_{ACT}$ 는  $N_T=8$ 비트로 양자화되어 분류코드로 사용되었다. 그림 9는 학습과정에 사용되지 않은 *akiyo*, *news*, *stefan* 영상에 잡음 분산 25의 AWGN을 추가한 후 제안한 움직임 적응적 시간영역 필터링을 적용한 결과를 보여준다. 특히 시간방향으로 정적인 영역에서 시각적 화질이 개선되었음을 알 수 있다. 표 1은 그림 2와 같은 전통적인 구간 선형 모델을 사용하여 얻은 결과와 제안된 방법을 PSNR 측면에서 비교하였다. 공평한 비교를 위해 그림 2의 구간 선형 모델 파라미터  $\alpha_a=0.3362$ ,  $P_a=43.8891$ ,  $P_b=120.2943$ 는 동일한 학습영상에 대해서

최적화 과정을 통해 얻어졌다. 시간적 움직임이 크지 않은 *akiyo*, *news* 영상에서 제안된 움직임 적응적 학습 방법이 큰 효과를 보이는 것을 알 수 있다.

표 2에서는 적응적 Wiener 필터링<sup>[16]</sup>과 함께 학습기반 방식으로 적용된 공간영역 필터링과 움직임 적응적 3차원 필터링을 비교하였다. 공간영역 필터링 방식에서는 13비트의 ADRC와 dynamic range (DR) 정보를 분류코드로 사용했다<sup>[4, 6-7]</sup>. 움직임 적응적 3차원 필터링을 위해서는  $T_{ACT}$ 를 4비트로 양자화하여 분류코드에 추가적으로 반영했다. 움직임 적응적 3차원 필터링이 시간영역 필터링과 공간영역 필터링에 비해 개선된 PSNR을 얻는 것을 알 수 있다. 특히 시간방향 움직임이 적은 *akiyo* 영상에서는 잡음이 있는 입력 영상에 비해 약 +8.25dB의 개선효과를 보였다. PSNR의 개선은 시간적 움직임이 크지 않은 *akiyo*, *news* 영상에서 크게 나타났으며, *stefan* 영상처럼 심한 카메라 움직임이 있는 영상에서는 움직임 보상부가 없는 적응적 처리의 한계로 인해 공간영역 필터와 유사한 결과를 얻었다.

그림 10과 그림 11은 각각 *news*, *stefan* 영상에 대한 필터링 결과 영상을 보여준다. 움직임 적응적 시간영역 필터는 단순한 연산에도 불구하고 시간적 움직임이 적은 영역에서 의미 있는 잡음 제거 성능을 보여준다. 필터링된 이전 프레임의 화소가 공간적으로 인접한 화소와 함께 사용되는 움직임 적응적 3차원 필터링에서는 좀 더 강한 잡음 제거 효과를 얻을 수 있음을 알 수 있다. 이는 제안된 반복적 학습기반 방법이 필터링된 이전 화소 정보를 3차원 필터링에서도 효과적으로 사용할 수 있음을 보여준다.

## V. 결 론

본 논문에서는 동영상에 내재된 잡음 제거를 위해 반복적 학습 방법을 이용하여 최적의 움직임 적응적 시간영역 필터를 설계하는 방안을 제안하였다. 움직임 정도를 고려해 영상의 각 화소를 분류하고, 각 분류코드별로 최적 자승기반 접근을 적용했다. 일반적으로 시간영역 필터는 이전 필터링 결과를 활용하는 재귀적 필터이므로, 최적의 해를 얻기 위한 반복적 학습방법을 제안하였으며, 제안된 반복적 학습 방법이 움직임 적응적 3차원 필터링 응용까지 확장될 수 있음을 보였다.

제안된 움직임 적응적 학습기반 필터링은 시공간 영역의 연관성을 충분히 활용하므로 움직임이 적은 영상

에서 탁월한 PSNR 개선 효과를 얻을 수 있었다. 특히 움직임 적응적 3차원 필터링에서는 잡음 분산이 25인 *akiyo* 영상에서 최대 +8.25dB의 개선효과를 보였다. 움직임 적응적 필터링은 구현이 복잡하고 연산량이 많은 움직임 보상 기능을 사용하지 않는 장점이 있으나, 향후 복잡도 증가를 감수하고 움직임 보상 기능을 활용한다면 움직임이 보다 많은 영상에 대해서도 더 나은 잡음 개선 효과를 기대할 수 있을 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] D. L. Donoho. "Denoising via soft thresholding," IEEE Trans. Information Theory, vol. 41, pp. 613-627, May 1995.
- [2] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," Proc. Int. Conf. Computer Vision, pp. 839-846, Jan. 1998.
- [3] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel, "A review of image denoising algorithms, with a new one," Multisc. Model. Simulat., vol. 4, no. 2, pp. 490-530, 2005.
- [4] H. Hu and G. de Haan, "Trained bilateral filters and applications to coding artifacts reduction," Proc. IEEE Int. Conf. Image Process., pp. 1325-328, Sept. 2007.
- [5] L. Shao, "Simultaneous coding artifact reduction and sharpness enhancement for block-based compressed images and videos," Signal Process.: Image Commun., vol. 23, no. 6, pp. 463-470, Jul. 2008.
- [6] L. Shao, H. Zhang, and G. de Haan, "An overview and performance evaluation of classification-based least squares trained filters," IEEE Trans. Image Process., vol. 10, pp. 1772-1782, Oct. 2008.
- [7] T. Kondo and K. Kawaguchi, "Adaptive dynamic range encoding method and apparatus," U.S. patent 5,444,487, Aug. 1995.
- [8] E. Dubois and S. Sabri, "Noise reduction in image sequences using motion-compensated temporal filtering," IEEE Trans. Commun., vol. COM-32, no. 7, pp. 826-832, July 1984.
- [9] G. de Haan, T. G. Kwaaitaal-Spassova, and O. A. Ojo, "Automatic 2-D and 3-D noise filtering for television receivers," Proc. Int. Workshop on HDTV, no. 4B-2, Oct. 1994.
- [10] G. de Haan, T. G. Kwaaitaal-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.

[11] K. Jostschulte and A. Amer, "A new cascaded spatio-temporal noise reduction scheme for interlaced video," Proc. IEEE Int. Conf. Image Process., vol 2, pp. 493-497, Oct. 1998.

[12] G. de Haan, "IC for motion compensated deinterlacing, noise reduction and picture rate conversion," IEEE Trans. Consumer Electronics, pp. 617-624, Aug. 1999.

[13] 김성득, 임경원, "분리된 전처리 및 후처리 공간영역 필터를 가진 움직임 적응적 시공간영역 잡음 제거 기법," 전자공학회 논문지, 제46권 SP편, 제5호, 40-47쪽, 2009년 9월.

[14] A. K. Riemems and R. J. Schutten, "Noise filtering in images," U.S. Patent 2005/0117814 A1, Jun. 2005.

[15] S. D. Kim and K. W. Lim, "An iterative least-square training method for classification-based motion adaptive temporal filtering," Proc. Int. Conf. Consumer Electronics, pp. 389-390, Jan. 2010.

[16] J. S. Lim, Two-dimensional signal and image processing, Prentice-Hall, 1990.

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>