

# Video Codec 화질 개선을 위한 순차적 적응형 칼만 필터링 연구

正會員 白 元 鎮\* 正會員 李 鐘 秀\*\* 正會員 金 壽 遠\* 正會員 朴 鎮 雨\*

## A Sequential Adaptive Kalman Filtering for Video Codec Image Enhancement

Won Jin BAEK\*, Jong Soo LEE\*\*, Soo Won KIM\*, Jin Woo PARK\*

**要 約** 비디오 코덱의 입력 또는 출력 영상에 내재하는 여러 종류의 영상잡음을 제어하고 최적으로 영상을 복원시키고자 코우절 영상 모델이 적용된 실시간 응용의 칼만 필터링 방법을 제안하였다. 화질의 개선도를 향상시키고자 처리화 소선 간의 평균화와 지역 분산치에 의한 적응형 칼만 알고리즘을 제안하였고 그에 따른 잡음 제어와 영상 정보 복원 효과를 NMSE, LOGMSE 측정과 실험 결과에서 관측함으로써, 비디오 코덱의 전·후처리 과정에서의 칼만 필터 적용 가능성을 제시하였다.

**ABSTRACT** A sequential recursive Kalman filtering algorithm, using causal image model, which is designed to operate in real time in the scanning mode is developed to enhance quality of 64 Kbps videocodec images via function of suppression of various noises and optimum restoration. In order to improve its performance, adapted an averaging of pixel values between processing lines and adaptive filtering strategy based on the local spatial variance. Effectiveness of the Kalman filtering algorithm proposed has been proved in the processed test kalman filtering algorithm proposed has been proved in the processed test images and the NMSE, LOGMSE measured, therefore, it may proposes possibility of the usage in videocodec for pre- and post- processing.

### I. 서 론

정보화 사회로의 발전이 가속화되면서 정보전달 효과가 가장 큰 영상 정보의 활용이 필수적으로 됨에 따라, video phone 등의 영상전송기기

실용화, 종합정보 통신망(ISDN)에서의 영상정보 서비스 제공, 고품질 TV(HDTV)를 통한 고품질 화상정보의 일반화등의 추진과정에서 영상정보의 효율적 전송기술이 필요하게 되었다. 그러나 영상정보의 이차원적 특성에 의한 방대한 전송 정보량은 통신망의 주어진 정보전송량에 의하여 제한되어야 하므로, 전송하고자 하는 영상정보의 부호화에 의한 정보 압축 과정은 필수적이다<sup>1)</sup>.

\*高麗大學校 電子工學科

Dept. of Electronic Eng., Korea University

\*\*生産技術研究院 電子情報生産技術센터 G4 FAX 그룹

論文番號: 90-103 (接受1990. 11. 22)

따라서 영상 형성 단계에서의 잡음과 더불어 정보 압축 과정에서 발생하는 정보의 손실, 즉 영상의 부가적 잡음 또는 왜곡 현상은 피할 수 없게 되며 그 왜곡 정도는 전송 대상의 영상종류, 정보압축 부호화의 정도 또는 기법의 선택능에 따라 결정된다. 특히 낮은 비트율(bit rate) 부호화를 도모할수록 영상의 열화도가 높아짐에 따라 false contours, mosquito 잡음, 양자화 잡음, 그리고 국부지역 부호화에 따른 블럭 형태 잡음(block shaped noise) 등이 두드러져 화질 저하의 주요 원인이 되고 있다<sup>2)3)</sup>.

본 연구에서는 순환 추정 기법의 칼만 알고리즘을 실시간적으로 적용하여 전송 영상 신호에 인가된 잡음제거와 왜곡된 영상을 최적적으로 제어하여 원래의 영상에 가깝도록 복원하는 효과에 의하여 전송 영상 화질을 개선하는 방법을 연구하였다.

칼만 알고리즘에 의한 영상 잡음 제어 및 복구에 대한 연구는 Nahi와 Assefi<sup>4)</sup>에 의하여 시작되었다. 후속적인 연구 결과들에서 무작위적 잡음의 제거 또는 영상내의 동적 요소나 영상 시스템으로 부터의 blurring 효과의 제거를 위한 칼만 필터링의 적용 결과는 성공적이었으나, 본래의 일차원적 칼만 알고리즘으로 부터 이차원적 확장에 따른 모델 상태변수의 급증과 그에 따라 알고리즘 수행상에서 요구되는 방대한 계산량 및 컴퓨터 기억 장소에 의한 제한 때문에 주로 정지(still) 화상에의 응용에 한정되어 있다. 그러나 능률적인 상태변수 모델의 수립과 개선된 알고리즘에 의하여 칼만 필터링의 제반 문제점이 상당히 해결될 수 있었고, 특히 Dikshit<sup>5)</sup>의 semi-causal 형태의 필터링 모델의 제시에 의하여 상태변수 크기와 필요 계산량을 현저히 감소시킴으로써 실시간 적용에 근접한 칼만 필터링이 가능케 되었다.

본 연구에서는 최근집의 4 화소의 영상 모델을 causal 형태로 대표하도록 하여 상태변수의 수를 보다 감소시키고 계산을 더욱 간단히 함으로써, 칼만 필터링의 화질 개선도를 거의 같은 정도로 유지할 수 있으면서 영상처리에 소요되는 시간을

감축할 수 있는 알고리즘을 제시하였다.

한편 선형 칼만 알고리즘은 영상계를 광의의 정상상태로 가정하여 처리함으로써 영상의 경계나 세밀변화 부분의 정보를 상실하게 되어 복원된 영상에서 상계부분을 흐리게 하거나, 세밀변화 부분의 정보를 훼손시키는 단점이 있다. 이러한 영상내의 경계선의 손상은 인간의 시각 인식에 매우 불리한 영향을 주게 되어 영상의 화질 개선도를 크게 감소시킨다고 알려져 있다<sup>6)</sup>. 따라서 본 연구에서는 인간의 시각 인식 특성중 밝기변화가 심한 지역에서 시각의 잡음 민감도가 감소한다는 사실에 바탕을 두어, 경계선 부분에서의 잡음의 억제를 다소 적게 하더라도 경계선을 가급적 보존하여 복원하고, 경계선을 포함하고 있지 않은 부분은 정상 상태를 가정하여 복원하는 적응형 알고리즘을 제시하였다. 그리고 순차적 처리에 의한 화소선 간의 불연속성을 억제하기 위하여 처리 화소선 및 상하 화소선 사이에서의 광간화 기능을 알고리즘 수행 과정에 포함시킴으로써 부가적 화질개선을 추구하였다.

본 연구의 실험 대상 영상으로는 인위적 잡음 오염 영상과 비디오 코덱의 출력 영상을 사용하였고, 처리된 영상은 NMSE와 LOMSE의 평가 방법에 의하여 본 논문에서 제시한 알고리즘의 잡음제거 및 영상 복원 성능을 확인하였다.

## II. 순차적 순환 Causal 칼만 필터링

### 2.1. 순환 칼만 알고리즘

잡음 오염된 신호로부터 원래의 신호를 복구하는 추정 방법은 크게 비순환, 순환 처리방법으로 나뉜다. 순환처리 방법중 칼만 알고리즘은 대표적이며 데이터의 순환적 처리 구조로 인하여 비순환 방법에 비해 실시간 응용에의 적용이 쉽고, 정보 저장 장소가 작으며, 백색 가우시안 잡음에 대한 우수한 제어 능력을 가지고 있으므로 여러 분야에서 잡음 오염된 신호로 부터의 복원 처리에 많이 사용되어 왔다<sup>7)</sup>.

칼만 알고리즘은 신호 모델과 잡음 오염 과정

을 나타내는 관측 모델로부터 출력 신호의 평균 자승 오차를 최소화 하도록 유도된다. 신호는 백색 잡음으로 구동되는 1차 순환 과정으로써 다음의 동적 방정식 식(1)로 표현되며, 관측 모델은 식(2)와 같다<sup>(7)(16)</sup>.

$$\text{신호모델 : } X(k+1) = FX(k) + G U(k+1) \quad (1)$$

$$\text{관측모델 : } Y(k) = HX(k) + W(k) \quad (2)$$

여기에서  $X(k+1)$ 은 상태 변수이고,  $U(k+1)$ 은 시스템을 구동하는 교란 변수로 백색 가우시안 과정이라 가정하며,  $Y(k)$ 는 관측치, 그리고  $W(k)$ 는 관측오차, 즉 신호에 부가된 잡음으로써 백색 가우시안 과정으로 가정한다. 그리고 이들 상태 변수들은 칼만 알고리즘에 적용되기 위하여 다음의 관계를 만족한다고 가정한다.

$$\begin{aligned} E[U(k)] &= 0 \\ E[W(k)] &= 0 \\ E[U(k)U(j)^T] &= V_u \delta_{kj} \\ E[W(k)W(j)^T] &= \sigma_w^2 \delta_{kj} \\ E[U(k)W(j)^T] &= 0 \end{aligned}$$

위에서  $\delta_{kj}$ 는 Kronecker 델타 함수이다. 위의 가정에서  $V_u$ 는  $U(k)$ 의 공분산을 나타내며,  $\sigma_w^2$ 은 측정 오차  $W(k)$ 의 분산이고,  $U(k)$ 와  $W(j)$ 는 서로 비상관 관계임을 나타내고 있다.

식(1), (2)에서 정의된 신호 모델과 관측 모델에 적용되는 칼만 알고리즘은 다음과 같다<sup>(7)</sup>.

$$\hat{X}(k) = F\hat{x}(k-1) + K(k)[Y(k) - H F \hat{X}(k-1)] \quad (3)$$

$$K(k) = P(k|k-1) H^T (\sigma_w^2)^{-1} \quad (4)$$

$$P(k+1|k) = F P(k) F^T + G V_u G^T \quad (5)$$

$$P(k) = [I - K(k) H] P(k|k-1) \quad (6)$$

이 때 식(3)은 필터 알고리즘으로  $\hat{X}(k)$ 는  $X(k)$ 의 추정치로서 전단계에서 발생된 추정치  $\hat{X}(k-1)$ 를 측정치  $Y(k)$ 와 칼만 이득  $K(k)$ 로 수정하는 상태 교정을 나타내고 있다. 알고리즘의 초기값은 일반적으로 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{X}(0) &= E[X(0)] = \mu x(0) \\ P(0|0) &= P(0) = \text{Var}[X(0)] \end{aligned} \quad (7)$$

## 2.2. 영상 및 영상 시스템의 모델링

### 2.2.1. 영상의 모델링

크기가  $M \times N$ 인 이차원 영상계  $x(m, n)$ 으로 고려하였을 때 영상내의 임의의 위치의 화소는 주위의 화소들과 상관적 관계를 가지고 있음이 알려져 있고, 다음의 식(8)과 같이 지수함수의 형태를 가지는 광의의 정상상태 자기 상관 함수로 표현될 수 있음이 실험적으로 알려져 있다<sup>(14)(15)</sup>.

$$\begin{aligned} E[x(m, n) x(m+i, n+j)] & \\ &= C_{ij} \\ &= C_{\infty} \text{EXP}[-c_1 |i| - c_2 |j|] \end{aligned} \quad (8)$$

여기에서  $i, j$ 는 위치  $(m, n)$ 으로부터 영상내에서 수직, 수평 방향의 상관 상수를 나타낸다. 따라서 식(8)로부터 한정 크기의 PSF를 가정하여 영상내의 임의의 화소치  $x(i, j)$ 가 최근점의 4개의 화소치와 밀접한 상관 관계에 있다고 한다면 화소치  $x(i, j)$ 는 다음 식으로 나타낼 수 있으며, 그림 1에 4개의 최근점 화소들과 그 변위의 관계를 나타내고 있다.

$$x(i, j) = a_1 x(i-1, j) + a_2 x(i, j+1) + a_3 x(i+1, j) + a_4 x(i, j-1) + b u(i, j) \quad (9)$$

여기에서  $u(i, j)$ 는 평균이 영이고, 화소치와는 비상관 관계의 무작위 변수이다.

따라서 4개의 최근점 화소와 고려 대상인 화소 사이의 관계를 가정한 식(9)는 영상의 일반적 특성을 표현한 식(8)을 만족하도록 계수  $a_1, a_2, a_3, a_4, b$ 의 값이 결정되어야 한다. 이 때 식

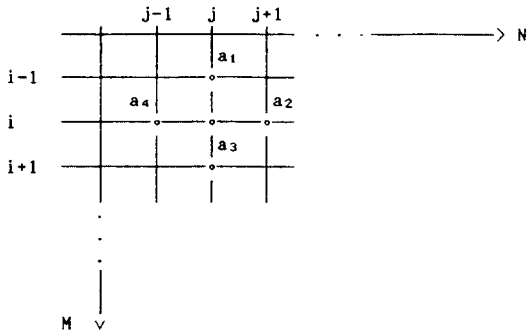


그림 1. Non-causal 최근접 4 화소 모델  
Fig. 1. 4 point nearest neighbors model.

(9)의 계수들은 실험 영상의 상관값인  $C_{00}$ ,  $C_{01}$ ,  $C_{10}$ ,  $C_{02}$ ,  $C_{20}$ ,  $C_{11}$ 을 측정하고 식(8)을 이용하여 다음과 같이 얻어진다.

$$a_1(=a_3) = \frac{(1+C_{02})c_{10} - 2c_{11}c_{01}}{(1+C_{02})(1+C_{20}) - 4c_{11}^2} \quad (10)$$

$$a_2(=a_4) = \frac{(1+C_{20})c_{01} - 2c_{11}c_{10}}{(1+C_{02})(1+C_{20}) - 4c_{11}^2} \quad (11)$$

여기에서  $c_{ij} = C_{ij}/C_{00}$ ,  $i, j=1, 2$ 로서 각각 정규화된 상관값을 나타낸다. 또한 식(9)의 양변을 재규격화하여 기대값을 취하면  $b^2$ 에 대한 표현식을 구할 수 있다.<sup>(10)</sup>

$$b^2 = |1 - 2(c_{10}a_1 + c_{01}a_2)| \quad (12)$$

이상의 식(10), (11), (12)를 이용하여 계수  $a_1, a_2, a_3, a_4, b$ 를 얻을 수 있으므로 식(9)는 다음과 같이 다시 보여질 수 있다.

$$x(i, j) = a_1[x(i-1, j) + x(i+1, j)] + a_2[x(i, j-1) + x(i, j+1)] + b u(i, j) \quad (13)$$

4개의 최근접 화소들은 일반적 영상의 특성상 처리 대상 화소치와 최근접 화소치들의 차이를 무시할 수 있다고 가정하면, 즉  $x(i-1, j) \approx x(i+1, j)$  그리고  $x(i, j-1) \approx x(i, j+1)$  이라면

식(13)의 Non-causal 형태의 영상 모델은 다음 식으로 변형된다.

$$x(i, j) = 2a_1 x(i-1, j) + 2a_2 x(i, j-1) + b u(i, j) \quad (14)$$

결과적으로 식(9)의 최근접 4점에 대한 모델은 식(14)의 간단한 causal 모델로 간략화 할 수 있으므로 알고리즘 수행시 처리 계산 시간 및 상태 벡터의 갯수를 단축시킬 수 있다.

### 2.2.2. 영상 시스템의 모델링

#### a. 관측 모델(Observation Model)

오염된 영상의 임의의 위치  $(i, j)$ 에서 관찰된 실제 관측 화소값  $y(i, j)$ 는 영상내에서  $3 \times 3$ 의 크기를 갖는 공간 불변 연산자  $h(\cdot)$ 의 작용과 분산값이  $\sigma_w^2$ 인 백색 가우시안 혼입 잡음  $w(i, j)$ 로서 나타낼 수 있다고 가정하면 관찰된 화소값  $y(i, j)$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$y(i, j) = \sum_{n, m=-1}^1 h(n, m) x(i-n, j-m) + w(i, j) \quad (15)$$

그리고 영상내에서 처리중인 위치  $(i, j)$ 는 시간  $k$ , 위치  $(i, j+1)$ 은 시간  $k+1$ , 위치  $(i+1, j)$ 는 시간  $k+N+1$  등으로 표현할 수 있으므로 위치  $(i, j)$  주변의 9개의 화소치  $x(i \pm 1 \text{ or } 0, j \pm 1 \text{ or } 0)$ 는 상태벡터  $X(k)$ 로 나타낼 수 있다. 또한  $y(i, j), w(i, j)$ 는 각각 상태 벡터  $Y(k), W(k)$ 로 나타낼 때 식(15)는 다음과 같이 표현되어 칼만 알고리즘에 적용된다.

$$Y(k) = H X(k) + W(k) \quad (16)$$

여기에서  $Y(k)$ 는 시간  $k$ 에서의 스칼라 값의 관측값이다.

#### b. 신호 모델(Message Model)

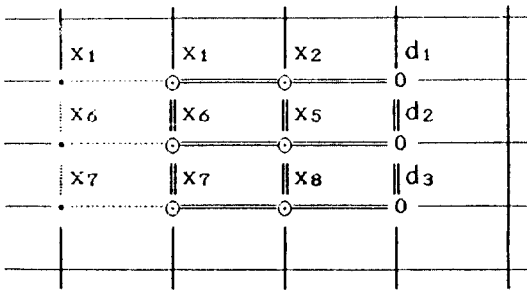
윈도우의 진행에 따라서 시간  $k+1$ 의 화소값을 나타내는 상태변수  $X(k+1)$ 은 윈도우의 진행에 의하여 갱신되는 화소들과 윈도우내의 위치가

바뀌게 되는 전 화소들로 다음 식과 같이 표현된다.

$$X(k+1) = A X(k) + B D(k+1) \quad (17)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

여기에서  $D(k+1)$ 는 위치가 변화된 윈도우에 새로 도입되는 상태변수이고, 행렬  $A$ 는 상태변수  $X(k)$ 의 윈도우내의 위치 변화를 나타내는 계수행렬이다.



• = pixel on the window at k  
o = pixel at k+1

그림 2. 윈도우 진행과 상태 변수의 변화  
Fig. 2. Updating state variables with window procession.

그림 2는 시간  $k+1$ 에서 상태변수의 변화 및 갱신을 표현한 식(17)을 상태변수  $D(k+1)$ 와  $X(k)$ 의 성분으로 나타내고 있다. 한편 갱신되는 상태변수를 표현한 벡터  $D(k+1)$ 의 각 성분들은 식(14)를 그림 2에 적용하여 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$D(k+1) = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 a_1 d_{2,k+1} + 2 a_2 x(i-1, j) + b u_1(i-1, j+1) \\ 2 a_1 d_{1,k+1} + 2 a_2 x(i, j) + b u_2(i, j+1) \\ -2 a_1 d_{2,k+1} + 2 a_2 x(i+1, j) + b u_3(i+1, j+1) \end{bmatrix} \quad (18)$$

여기에서  $u_1, u_2, u_3$ 은 각각 평균이 영이고 비상관인 잡음을 나타내며, 식(18)를 상태 벡터로 나타내어 정리하면 다음과 같다.

$$D(k+1) = \frac{1}{1-4a_1^2} \begin{bmatrix} 2a_2 x_{3,k} + 4a_1 a_2 x_{4,k} + b u_{1,k+1} + 2a_1 b u_{2,k+1} \\ 4a_1 a_2 x_{3,k} + 2a_2 x_{4,k} + b u_{2,k+1} + 2a_1 u_{1,k+1} \\ 4a_1 a_2 x_{4,k} + 2a_2 x_{9,k} + 2a_1 b u_{2,k+1} + b u_{3,k+1} \end{bmatrix} \quad (19)$$

위의 식(19)를 식(17)에 대입하여  $X(k)$ 에 대한 계수 행렬을  $F$ 라 하고, 백색 가우시안 과정의 벡터  $[u_1, u_2, u_3]^T$ 를  $U(k+1)$ 로 하며 그 계수 행렬을  $G$ 라 하면 식(17)은 다음과 같은 상태 변수 방정식으로 정리된다.

$$X(k+1) = F X(k) + G U(k+1) \quad (20)$$

여기에서 각 계수 행렬은 다음과 같이 정리된다.

$$F = \begin{bmatrix} 0, & 1, & 0, & 0, & 0, \dots, 0 \\ 0, & 0, & 1, & 0, & 0, \dots, 0 \\ 0, & 0, & 2Q_{a_1}, & 4Q_{a_1 a_2}, & 0, \dots, 0 \\ 0, & 0, & 4Q_{a_1 a_2}, & 2Q_{a_2}, & 0, \dots, 0 \\ 0, & 0, & 0, & 1, & 0, \dots, 0 \\ 0, & 0, & 0, & 0, & 1, \dots, 0 \\ 0, & 0, & 0, \dots, 0, & 1, & 0 \\ 0, & 0, & 0, \dots, 0, & 0, & 1 \\ 0, & 0, & 0 & 4Q_{a_1 a_2}, & 0, & 2Q_{a_2} \end{bmatrix}$$

$$G=Q \begin{bmatrix} 0, & 0, & 0 \\ 0, & 0, & 0 \\ b, & 2ab, & 0 \\ 2ab, & b, & 0 \\ 0, & 0, & 0 \\ 0, & 0, & 0 \\ 0, & 0, & 0 \\ 0, & 2ab, & b \end{bmatrix}$$

그리고

$$Q = \frac{1}{1-4a_1^2}$$

위의 행렬 F, G를 semi causal 형태의 모델로부터 유도한 경우<sup>6)</sup>, F행렬은 3행9열, 4행9열, 9행3열의 요소가, G 행렬은 3행3열, 4행3열, 9행1열의 요소가 영이 아닌 값을 가지게 된다. 따라서 본 연구에서 유도된 모델을 적용할 경우 처리시간의 단축을 가져오게 된다.

### III. 적응형 칼만 필터링

#### 3.1. 적응형 칼만 필터링

앞 단원에 기술된 순차적 선형 알고리즘을 영상 처리에 적용할 때, 출력되는 영상은 화소치의 급변부분 특히 영상 패턴의 경계지점 또는 세밀 변화부분을 완만화하여 원래 정보를 훼손하는 현상을 발견하게 된다. 이러한 현상은 선형 칼만 알고리즘에서의 측정 잡음 분산치( $\sigma_w^2$ )를 전체 영상에 대하여 일정한 상수로 고정시키므로써, 주어진 처리 대상 영상계를 하나의 정상 상태로 가정하기 때문이다. 그런데 인간의 시각

적 인식 특성은 경계에서와 같이 화소치 변화폭이 큰 부분에 민감하므로, 처리중 경계 정보의 보존은 영상의 복원처리에 매우 중요한 과제이다. 따라서 본 연구에서는 일반적 선형 칼만 필터링의 단점을 보완하기 위하여 윈도우내의 지역의 특성에 따라 칼만 이득을 변화시키는 적응성을 알고리즘에 부여하여 복원 영상의 경계 정보를 보존하도록 다음과 같은 방법을 사용하였다.

영상의 국부지역의 특징은 Laplacian, Gradient 등의 연산자 또는 분산값을 이용할 수 있으나, 3x3의 작은 윈도우내에서의 간단한 계산 과정과 효율성을 고려하여 영상국부지역의 화소치 변화량을 통계적으로 제공하는 분산값을 본 연구에서 이용하였다. 이 때 처리중인 윈도우내의 국부지역 분산값의 측정은 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$\sigma_{loc}^2 = \frac{1}{9} \sum_i (X_i - M)^2 \tag{21}$$

위식에서  $X_i$ 는 윈도우내 i위치의 화소값이며, M은 윈도우 내의 화소 평균값이다.

칼만 알고리즘의 적응성은 영상내 국부지역의 특성에 따라 칼만 이득 K(k)의 측정 잡음 분산치( $\sigma_w^2$ )가 국부지역의 특성에 따라 적절히 변화하도록 함으로써 이룰 수 있다. 즉 국부지역 분산치에 따라 칼만 이득의 계산에 사용되는 잡음 분산치를 조정할 수 있도록 하여 칼만 필터링을 적응적으로 수행하도록 한다. 즉 국부지역 분산치가 높은 지역에서는 영상정보의 가장자리 부분이거나 세밀 영상지역 임으로 판단하여 관측 모델의 잡음 분산치를 감소시켜 ( $\sigma^2 = \omega \sigma_w^2$ , 여기서  $\omega$ 는 가중치로서  $0 < \omega < 1$ ) 칼만 필터링 수행 시 어느 정도의 잡음이 통과되도록 허용하며,

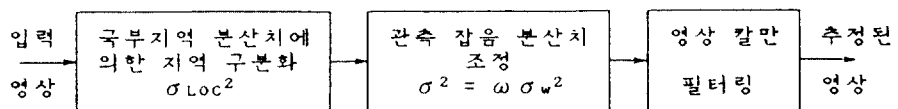


그림 3. 칼만 필터의 적응 과정.  $\sigma_{loc}^2$ 는 국부지역 분산치.  
Fig. 3. A scheme for adaptive Kalman filtering. ( $\sigma_{loc}^2$ =local variance)

만약 국부지역 분산치가 낮은 지역에서는 관측 잡음을 통상적으로 제어할 수 있도록 ( $\sigma^2 = \sigma_w^2$ )한다. 이와 같은 과정을 도식화하면 그림 3과 같다.

관측 잡음 분산치의 조정을 위한 가중치의 결정은 영상의 가장자리 정보보전을 위하여 이루어진다. 따라서 영상의 종류, 잡음의 종류 및 정도, 왜곡의 정도에 따라 객관적 관측 내지 화질 개선도의 측정에 의하여 정하여지며 다음장에서 제시되는 영상 복원의 실험에서 그 효율성을 확인한다.

### 3.2. 화소간 평균화

앞에서 제시된 칼만 알고리즘의 수행은 주사(처리) 방향에 따라 오염 왜곡된 영상으로 부터 하나씩의 화소치를 받아들여 해당 화소 주변의 8개의 화소를 포함한 9개의 화소치(즉 상태 변수들)를 추정하도록 되어 있고 식(15)로부터 해당 화소치인 하나의 스칼라 값을 출력하도록 된다. 그러나 이러한 순차적 추정은 복원 영상에 있어서 추정 처리 화소선 사이에 불연속성이 나타나게 되어 전체적인 신호대 잡음비의 향상을 얻을 수 있다고 하더라도 화질의 객관적 열화를 가져오게 된다. 그러므로 본 연구에서는 처리선상의 화소와 처리선의 위와 아래에 위치하는 화소선 사이에 연속성을 부여하기 위한 화소치의 평균화를 수행한다. 그림 4에서 P점의 화소값의 결정을 고려하여 보자.  $0_9$  위치의 화소가 처리 대상이라면 9개의 추정치, 즉  $z_1, z_2, \dots, z_9$ 를 발생시키고 P점에  $z_9$ 란 값이 할당된다. 그러나 P점 위치의 화소치 추정은 또한 처리 위치가  $0_1, 0_2, \dots, 0_8$  일 때에도 각각의 추정치가 할당되므로 결국은 P점의 화소를 위하여 9번의 추정 과정이 중복이 되고 각각의 추정치를 합하여 9로 나누면, 실질적으로 P점의 화소의 추정값은 9개의 추정치의 평균값이 된다. 따라서 다음의 식과 같이 표현된다.

$$z_1(k) = \frac{1}{9} [z_1^1(k) + z_1^2(k) + \dots + z_1^9(k)] \quad (22)$$

여기에서  $z_1^1(k)$ 는 처리점이  $0_1$ 일 때 P 위치 화소의 추정치,  $z_1^2(k)$ 는 처리점이  $0_2$ 일 때 P 위치 화소의 추정치 등등이다. 이 평균화 과정은 별도의 복잡한 계산이 필요하지 않아 처리시간에 큰 영향을 미치지 않으면서도 처리선간의 불연속성을 감소시키므로 처리된 영상의 화질을 높일 수 있다.

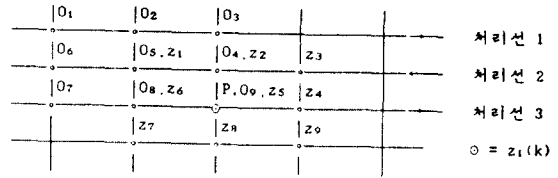


그림 4. 상하 처리 화소선간의 평균화에 의한 P점 화소치의 결정

Fig. 4. Pixel averaging between the processing lines.

## IV. 알고리즘 적용 실험 및 평가

영상 복원 분야에 있어서 제시된 알고리즘에 의한 화질개선도의 수치적 평가는 두 가지 관점에서 즉 양적(quantitative), 질적(qualitative)인 관점에서 할 수 있다. 양적 측정으로서는 다음 식의 규정화된 평균 자승 오차(NMSE : normalized mean square error)를 사용하였다.

$$NMSE = \frac{\sum [X(i, j) - \hat{X}(i, j)]^2}{\sum X(i, j)^2} \quad (23)$$

여기에서  $\hat{X}(i, j)$ 는 추정된 영상,  $X(i, j)$ 는 원래의 영상이다. 그리고 질적 측정으로서는 빛의 세기에 대하여 비선형적인 관계를 가진 인간의 시각 시스템을 대수함수로 모델화하여 평균 자승 오차를 측정하는 대수 평균 자승오차(LOGMSE : logarithmic mean square error)를 사용하였다.

$$LOMSE = \frac{\sum [\log_{10}(1 + X(i, j)) - \log_{10}(1 + \hat{X}(i, j))]^2}{\sum [\log_{10}(1 + X(i, j))]^2} \quad (24)$$

a. 인위적 잡음 오염 영상에의 적용

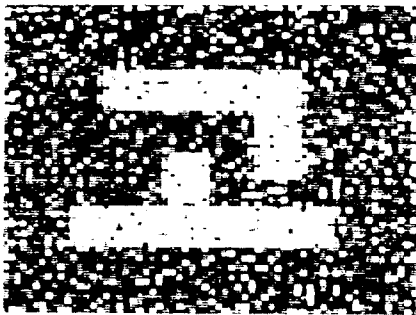
제안된 알고리즘의 적용 실험을 영상 형성시의 동적효과와 영상 시스템의 광학적 한계 조건에 의한 blurring의 효과를 묘사하기 위하여 인위적으로 제작된 영상을 특정 가중치의 마스크로 컨볼루션하였다. 본 실험에선 [0.05, 0.1, 0.05, 0.1, 0.1, 0.1, 0.05, 0.1, 0.05]의 요소를 갖는 H 면수로 blurring 시키고 잡음 오염 효과의 묘사를 백색 가우시안 잡음을 영상에 인가함으로써 이루어졌다.

앞에서 얻어진 인위적 잡음 오염 영상을 복원하기 위하여 3.1 절에서와 같이 국부적인 분산값  $\sigma_{Loc}^2$ 이 임계값 보다 큰 지역은 강제된 또는 제명 변화 부분으로, 작은 지역은 영상의 변화가 작은

부분으로 판단하여 알고리즘 수행시 측정 잡음 분산치 ( $\sigma_w^2$ )를 변화시켜 적응성을 부여한다. 그 결과 영상의 경계 부분으로 판단되는 지역은 작은 잡음 분산치가 적용되어 경계 부분의 손상을 줄여 영상을 복원하고 영상의 변화가 작은 지역은 원래의 잡음 분산치가 적용되어 정상적인 잡음 제거를 한다.

그림 5는 64×64 크기의 '고'자 영상을 신호대 잡음비(SNR)가 각각 3dB, -1.2dB로 잡음 오염 시키고 blur 시킨 영상을 보여주고 있다. 그리고 그림 6에서 그림 5의 두 잡음오염 영상에 대하여 본 연구에서 제안된 적응형 칼만 필터의 처리영상을 나타내고 있다.

표 1은 그림 6의 영상처리에서 분산치 조정에



(a)

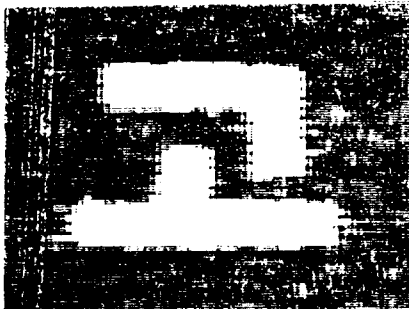


(b)

그림 5. 잡음 오염되고 blur 된 '고'자 영상.

Fig. 5. Blurred and white gaussian noise added images of character 'GO'

(a) SNR=3dB, (b) SNR=-1.2dB



(a)



(b)

그림 6. 복원된 영상

(a) SNR=3dB, (b) SNR=-1.2dB

Fig. 6. Restored images for corrupted images

(a) SNR=3dB, (b) SNR=-1.2dB



표 1. 인위적 왜곡영상에 대한 NMSE, LOGMSE 개선도

알고리즘	비 적응형 <sup>(a)</sup>		적응형 (semi-causal)		적응형 (causal)	
	a	b	a	b	a	b
가중치( $\omega$ )			0.12	0.38	0.12	0.38
NMSE(dB)	-6.891	-4.943	-8.5730	-5.640	-8.5726	-5.623
LOGMSE(dB)	-28.507	-26.392	-29.686	-26.697	-29.686	-26.661

사용된 가중치를 보여주고 있으며, 일반적 선형 칼만 필터링 결과, 그리고 Dickshit에 의해 제안된 semi causal 칼만 필터에 적응 기능을 부여하여 얻은 결과, 그리고 본 논문에서 제시된 적응형 causal 칼만 필터링의 결과가 NMSE와 LOGMSE 값으로 비교되어 있다. 표 1의 비교 결과에서 보이듯이 적응형 칼만 필터의 경우 정제선의 보존으로 인하여 NMSE는 물론 LOGMSE 도 비적응형 칼만 필터보다 작은 수치를 나타내므로 화질개선도가 우수함을 알 수 있다. 또한 본 연구에서 제안한 causal 영상 모델은 semi-causal 영상 모델보다 더욱 간략화 되어 상대 변수 수와 계산량이 감소 되었음에도 처리된 영상의 NMSE와 LOGMSE의 수치에서 크게 차이가 없으므로 모델의 간략화에 따른 칼만 필터 성능의 열화가 무시할 정도임을 알 수 있었으며, 계산 시간의 약 2% 정도 감소 효과를 얻을 수 있었다.

b. 비디오 코덱 출력 왜곡 영상에의 적용

다음의 그림 7은 Miss America의 안면 부위 영상을 보여주고 있으며, 그림 8은 백색 잡음이 혼입된 비디오 코덱 출력 영상으로써 실제 상황의 시험 영상으로 사용하였다. 이러한 비디오 코덱 영상에 있어서 압축 부호화에 따른 mosquito 잡음이나 양자화 잡음은 통계적 특성상 백색 잡음에 가까우므로 칼만 필터링으로 효과적인 잡음제어를 할 수 있다. 그러나 비디오 코덱과 같이 낮은 비트 전송율을 요하는 경우 부호화에 의한 영상 열화의 주된 원인의 하나는 블록 형태 잡음(block shaped noise)이라 할 수 있다.



그림 7. Miss America 원영상(128x128)  
Fig. 7. Original image of Miss America(128x128)



그림 8. 잡음 오염되고 blur된 비디오 코덱 출력 영상  
Fig. 8. Codebook image for transmission corrupted by blur and white gaussian noise.

이러한 블록 형태의 잡음은 인간 관측자에 심한 왜곡 현상으로 인식될 수 있다. 또한 이러한 블록은 통계적 특성에 있어서 일부 영상의 고유 가장자리 정보의 특성과 유사하므로 적응형 칼만 알고리즘에서 고유 가장자리 정보로 판단되어 필터링 없이 통과될 수 있으므로 칼만 필터링

의 화질 개선에 큰 장애가 되고 있다. 그러나 비디오 코덱 영상에서 보여지는 블록 형태의 잡음의 경계선 부분은 어느 정도 일정한 분산값을 갖고 있음이 실험적으로 측정되었으므로 블록 주변 분산치 범위에서는 적당한 가중치 크기를 갖도록 하여 칼만 알고리즘의 관측 잡음 분산치를 어느 정도 감소시킴으로써 블록 형태의 잡음을 억제할 수 있다. 본 연구의 칼만 필터링은 실시간 내에서 이루어져야 하므로 국부지역 분산치를 이용한 무한 가변의 적응형 필터링은 비능률적으로 판단되어, 전체 영상을 다음의 세가지 구역으로 구분화하여 지역 영상에 따라 적응적으로 수행된다.

ㄱ. 국부지역 분산치가 작은 지역으로 정상상태를 가정할 수 있는 지역 :

$$\sigma^2 = \sigma_w^2$$

ㄴ. 국부지역 분산치가 블록 주변 분산치 범위내의 지역 :

$$\sigma^2 = \omega_1 \sigma_w^2$$

ㄷ. 국부지역 분산치가 영상 고유 가상사리로 가정되는 지역 :

$$\sigma^2 = \omega_2 \sigma_w^2$$

여기에서  $1 > \omega_1 > \omega_2 > 0$ 인 관계가 있다. 제안된 알고리즘을 적용했을 때 출력 영상은 그림 9에 나타나 있으며 표 2에서 오차의 크기는 적응형 필터의 경우가 작다는 것을 알 수 있으며 처리시간을 고려해 볼 때 본 연구에서 제안한 모델을 적용한 경우에 처리시간이 단축되었음을 측정할 수 있었고, 오차(NMSE, LOGMSE)에서 semi-causal의 모델을 적용하여 얻은 결과와도 큰 차이가 없음을 알 수 있다.



그림 9. 그림 8을 복원한 영상.  
Fig. 9. Restored image for corrupted image of the Fig. 8



(a)



(b)

그림 10. 미디언 필터 처리 결과의 영상  
(a) 언퍼지트 영상(SNR=3dB)에 대한 결과  
(b) 잡음 오염된 비디오 코덱 영상에 대한 결과  
Fig. 10. Processed images by the median filter for  
(a) Fig. 5(a) (b) Fig. 8.

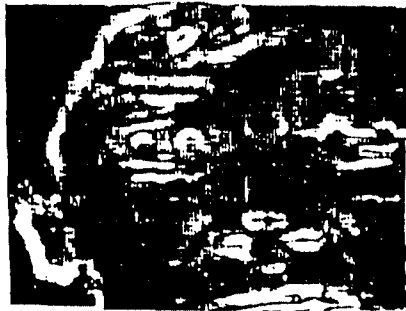
표 2. 비디오 코덱 영상에 대한 NMSE 개선도.

( $1 > \omega_1 > \omega_2 > 0, th_1 > th_2$ )

알고리즘	비 적응형 <sup>(a)</sup>	적응형(semi-causal)		적응형(causal)	
		35	2	35	2
임계값( $th_1, th_2$ )		35	2	35	2
가중치( $\omega_1, \omega_2$ )		0.02	0.009	0.02	0.009
NMSE(dB)	-11.7024	-12.2234		-12.1734	
LOGMSE(dB)	-28.2681	-28.5761		-28.5514	



(a)



(b)

그림 11. Laplacian 연산 처리된 영상  
(a) 칼만 필터 처리전의 잡음 오염된 비디오 코덱 영상에 대한 결과.  
(b) 처리후의 영상에 대한 결과

Fig. 11. Laplacian processed images  
(a) Fig. 8., (b) Fig. 10

표 2는 비디오 코덱된 영상의 블록 형태의 잡음부분의 분산이 2와 35 사이에 분포하고 있음을 나타내고 제안한 알고리즘에 사용된 가중치는 국부지역 분산치가 2보다 작은 부분은 1로 2와 35 사이는 0.02으로 35 보다 큰 부분은 0.009로 하였음을 나타내고 있다. 그림 10은 인위적 영상과 비디오 코덱된 영상에 대한 미디언 필터 처리 결과를 본 논문의 칼만 필터의 결과와 비교하기 위한 것이다. 그림 6, 그림 9와의 비교에서 칼만 필터의 잡음 억제 능력이 보다 효과적인 것을 알 수 있다. 그림 11은 비디오 코덱된 영상의 블록 형태의 잡음이 제안된 알고리즘에 의해 어느 정도 제거되었는지의 객관적 확인을 하기 위하여 처리전 후의 영상을 laplacian 연산처리한 것이다. 그림 11에서 보이듯이 처리전의 블록

형태의 잡음으로 인한 수직 수평의 사각형 영상과 잡음이 처리후에는 대부분 사라졌음을 알 수 있다.

## V. 결 론

일반적으로 칼만 필터링은 부가적 백색 가우시안 분포의 잡음억제에 우수한 특성을 보이고 있으나, 영상의 경계선 또는 불필요한 선계등의 구별없이 일관된 방법으로 처리함으로써 복원된 영상의 인식도를 감소시키게 되며, 많은 계산량 때문에 실시간 처리에 어려움이 따른다. 본 연구에서 제안한 알고리즘은 영상의 경계선 및 에리에 인한 유사 경계선에서 선택적인 처리를 함으로써 영상의 고유 경계를 보다 보존하여 복원하고 유사 경계를 가급적 억제하여 NMSE와 LOGMSE 의 개선뿐 아니라 관찰자의 객관적 인식도를 향상시켜 화질의 개선을 관찰할 수 있고, causal 영상 모델의 적용에 의한 처리 시간의 단축을 측정할 수 있었다.

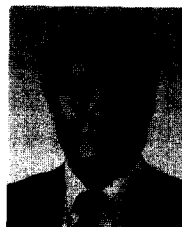
## 參 考 文 獻

1. N.S. Jayant and P. Noll, Digital coding of waveforms : principles and applications to speech and video, Prentice Hall, 1984.
2. CCITT SG XV Specialists Group on Coding for Visual Telephony, doc. #475, Pre-In and Post Codec Filtering.
3. CCITT SG XV Specialists Group on Coding for Visual Telephony, doc #511, source : Japan, Image Quality Improvement with Pre and Past Filtering.
4. N.E. Nahi and T. Assefi, "Bayesian recursive image estimation", IEEE Trans. Comput., vol. c-21, pp. 734~738, 1972.
5. Sudhir S. Dikshit, "A Recursive kalman window approach to image restoration", IEEE. TR. Vol. ASSP-30 No. 2, pp. 125~140, APL 1982.
6. Zhi-Qiang Liu and Terry Caelli, "A Sequential Adaptive Recursive Filter for Image Restoration", Computer Vision, Graphics, and Image Processing.

44. pp. 332~349, 1988.
7. A.P. Sage and J.L. Melsa, Estimation Theory, New York : McGraw-Hill, 1971.
  8. Anil K. Jain, "A Semi causal model for recursive filtering of two dimensional images", IEEE. TR, Vol. C-26, No. 4, pp. 343~350, APL, 1977.
  9. A. Omar aboutalib, M.S. Murphy and L. M. Silverman, "Digital restoration of images degraded by general motion blurs", IEEE TR, Vol. AC 22, No. 3, pp. 294~302, June, 1977.
  10. Arun N. Netravali and Birendra Prasada, "Adaptive Quantization of Picture Signals Using Spatial Masking", Proc of IEEE, Vol. 65 No. 4, pp. 536~548, APL, 1977.
  11. Anil K. Jain and Edward Angel, "Image restoration, modeling, and reduction of dimensionality", IEEE, TR, Vol. C-23, No. 5, pp. 470~476, MAY, 1974.
  12. Ali Habibi, "Two-Dimensional Bayesian estimate of images", PROC. IEEE, Vol. 60, No. 7 pp. 878~883, July, 1972.
  13. T.M. Caelli and G. Moraglia, "On the Defection of Signals Embedded in Natural Scenes", Percept. Psychophys, Vol. 39, pp. 89~95, 1986.
  14. L.E. Franks, "A Model for the Random Video Process", Bell Syst. Tech. J., pp. 609~630, 1966.
  15. T.S. Huang, "The Subjective Effect of Two-Dimensional Pictorial Noise", IEEE Trans. Inform. Theory, Vol. IT-11, pp. 43~53, 1965.
  16. S.M. Bozic, Digital and Kalman filtering, New York : John Wiley & Sons, 1979.



白元 鎮(Won Jin BAEK) 正會員  
 1965年 9月 28日生  
 1989年 2月 : 高麗大學校 電子工學科  
 卒業(工學士)  
 1989年~現在 : 高麗大學校 大學院 電子  
 工學科 碩士課程  
 ※主關心分野 : 디지털 映像信號處理 등  
 임.



李鍾秀(Jong Soo LEE) 正會員  
 1950年 1月 27日生  
 1973年 2月 : 서울大學校 工科大學 電氣  
 科 卒業(工學士)  
 1973年 3月~1976年 8月 : 海軍 將校  
 服務  
 1976年 9月~1978年 9月 : 金星通信研究  
 所  
 1981年 8月 : 미시간아 工科大學 電氣·  
 電子工學科 卒業(工學碩  
 士)  
 1985年 12月 : 미시간아 工科大學 電氣· 電子工學科 卒業(工學  
 博士)  
 1985年 12月~1990年 9月 : 韓國電子通信研究所 映像通信 研究  
 室長  
 1987年 11月~現在 : CCITT SGXV/1 Specialists Group on  
 Coding for Visual Telephony의 Core Member  
 1990年 10月~現在 : 生產技術研究院 電子情報生產技術센터  
 GI FAX 室 副教授  
 ※主關心分野 : 映像信號處理, 映像通信 및 코딩등임.



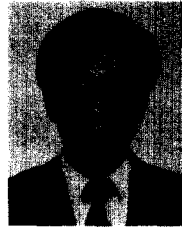
朴 鎮 雨 (Jin Woo PARK) 正會員  
1955年 7月 5日生  
1979年 2月 : 高麗大學校 電子工學科  
卒業 (工學士)  
1980年 : 韓國通信技術研究所 研究員  
1983年 8月 : 콜렘슨大學校 電氣·電子  
工學科 卒業 (工學碩士)

1987年 11月 : 머지니아 工科大學 電氣·電子工學科 卒業 (工學  
博士)

1988年 3月~1989年 2月 : 明知大學校 電子工學科 在職

1989年 3月~現在 : 高麗大學校 電子工學科 助教授

※主關心分野 : 光纖維 通信, 光信號 및 映像處理, 디지털 映像  
信號處理 등임.



金 壽 遠 (Soo Won KIM) 正會員  
1952年 1月 10日生  
1974年 2月 : 高麗大學校 電子工學科  
卒業 (工學士)  
1976年 2月 : 高麗大學校 電子工學科  
大學院 卒業 (工學碩士)  
1983年 : Texas A & M Univ. 卒業  
(工學碩士)  
1987年 : Texas A & M Univ. 卒業  
(工學博士)

1989年~現在 : 高麗大學校 電子工學科 助教授

※主關心分野 : Analog and Digital signal processing, VLSI  
Circuit design, MOSFET device modeling, 음향 및 영상  
신호처리 등임.