

論文2003-40SP-5-3

# 부화소 단위의 움직임 정보를 고려한 순차 주사화

## (Sub-pixel Motion Compensated Deinterlacing Algorithm)

朴珉奎\*, 崔鍾聲\*, 姜文基\*

(Min Kyu Park, Jong Seong Choi, and Moon Gi Kang)

### 요약

HDTV(high-definition television)와 개인용 컴퓨터와 같은 다양한 매체의 발전에 따라 비월주사(interlaced scanning) 방식의 신호와 순차주사(progressive scanning) 방식의 신호 상호간의 변환에 대한 요구가 점점 늘어나고 있으며, 특히 비월주사 방식을 순차주사 방식으로 바꾸어주는 순차주사화(deinterlacing)가 활발히 연구되고 있다. 이러한 추세에 따라 본 논문에서는 부화소 단위의 움직임 정보를 이용한 순차주사화 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 움직임 추정과정에서 발생하는 부정확한 부화소 단위의 움직임 정보에 대하여 모델링하였다. 또한 집합이론(set-theory)에 근거하여 어떠한 사전 정보 없이 정규화 값(regularization parameter)을 결정하여 영상들간의 부정확한 움직임에 의해 발생하는 에러를 최소화하였다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 실험을 통하여 검증 할 수 있었다.

### Abstract

Advances of high-definition television(HDTV) and personal computers call for the mutual conversion between interlaced signal and progressive signal. Especially, deinterlacing which is known as an interlaced to progressive conversion has been recently required and investigated. In this paper, we propose new deinterlacing algorithm considering sub-pixel motion information. In order to reduce the error of motion estimation, we analyze the effect of inaccurate sub-pixel motion information and model it as zero-mean Gaussian noises added respectively to each low resolution image(field). The error caused by inaccurate motion information is reduced by determining regularization parameter according to the error of motion estimation in each channel. The validity of the proposed algorithm is demonstrated both theoretically and experimentally in this paper.

**Keyword** : Deinterlacing, Interlaced-to-progressive conversion(IPC), High-resolution image reconstruction

### I. 서론

최초의 텔레비전은 대역폭의 제한과 메모리의 제약으로 인해 비월주사 방식을 채택하였으나, 이러한 비월주사 방식의 영상을 고해상도의 영상으로 바꾸어 주기

위해서는 비월주사 방식의 필드(field)를 순차주사 방식의 프레임(frame)으로 바꾸어 주는 순차주사화가 선행되어야 한다. 이러한 순차주사화는 크게 하나의 필드를 사용하여 프레임을 만드는 필드내 보간(intra field)과 여러 필드를 사용하는 필드간 보간(inter field)으로 나눌 수 있다. 필드내 보간은 처리 시간과 구현이 간단한 선형 보간과 경계의 방향을 고려한 대각 보간(edge-adaptive interpolation)<sup>[1]</sup>, 가중치를 사용한 미디언 필터

\* 正會員, 延世大學校 電氣電子工學科  
(Dept. of Electrical & Electronic Eng., Yonsei University)  
接受日字:2002年5月28日, 수정완료일:2003年9月1日

(median filter)<sup>[2]</sup>, 그리고 미디언 필터와 저역 필터의 결합형태로 사용하는 방법(NMF/MAF: nested median filter/median averaging filter)등이 있다<sup>[3]</sup>. 이는 한 필드내에서 연산이 이루어지고 계산량이 적어 연산 속도가 빠르고 메모리의 사용이 적다는 장점이 있으나, 원영상에 비해 고주파 성분이 많이 손실되는 단점이 있다. 이에 반해 필드간의 보간은 주로 움직임을 고려하여 보정하는 방법과<sup>[4, 5]</sup>, 부화소 단위의 움직임을 고려한 고해상도 영상 재구성 방법이 있다<sup>[6, 7]</sup>. 이러한 방법은 한 필드에 의한 방법보다 고해상도를 얻을 수 있으나 계산량이 많으며, 필드간의 움직임이 일정한 속도로 변하지 않는 경우와 필드간 물체의 모양이 변화하는 경우에 대해서는 좋은 결과를 기대하기 어렵다는 단점을 가지고 있다. 이러한 두 방법을 적절히 혼합하여 필드내 보간과 필드간 보간 각각의 장점을 살리고자 한 순차주사화 방법들도 있다<sup>[8, 9]</sup>.

본 논문에서는 부화소 단위의 움직임 정보를 이용한 순차주사화 알고리즘을 제안한다. 필드로부터 정확한 부화소 단위의 움직임을 추정하는 것은 쉽지 않다. 따라서 제안된 방법은 우선 기존의 알고리즘을 통해 움직임 정보를 획득하고, 잘못된 움직임 추정으로부터 야기되는 움직임 에러를 모델링하여 움직임 에러에 따라 정규화값을 결정하여 부정확한 움직임으로 야기되는 에러를 최소화하였다. 이를 위해 우선 필드를 경계의 방향을 고려한 대각 보간으로 프레임을 만들어서 전역 움직임 추정과 보정을 하고, 공간영역의 통계적 특성을 고려한 문턱값을 이용하여 국부 움직임이 발생한 영역과 전역 움직임이 발생한 영역으로 영상을 분리한다. 이를 이용하여 전역 움직임 영역과 줌인이나 변형이 없는 국부 움직임 영역에서는 움직임 보정을 하고 그렇지 않은 경우에는 경계의 방향을 고려한 대각 보간으로 순차주사화한다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서 제안된 순차주사화 알고리즘의 기본적 구조에 대해 설명하고 3장에서는 부정확한 부화소 단위의 움직임 정보를 이용한 순차주사화 알고리즘에 대해 자세히 서술한다. 제안된 알고리즘의 효율성은 4장에서 실험을 통해 보이고 5장에서는 논문의 결론을 담았다.

## II. 움직임 정보를 이용한 순차주사화

### 1. 순차주사화 과정

순차주사화는 필드를 프레임으로 만들어 주는 과정

으로 필드는 원래의 프레임을 공간 영역에서 수직방향으로 2배의 샘플링율로 샘플링된 영상이다. 전역 움직임이 발생하는 경우의 프레임과 필드를 수직방향의 공간 영역과 시간 영역의 주파수 스펙트럼으로 나타내면 각각 <그림 1>과 <그림 2>와 같다.

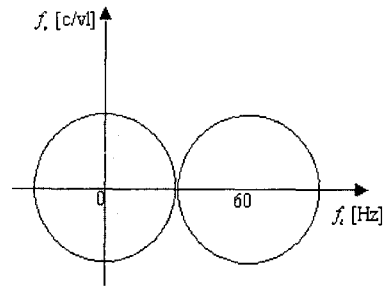


그림 1. 프레임의 주파수 스펙트럼  
Fig. 1. Spectrum of frame.

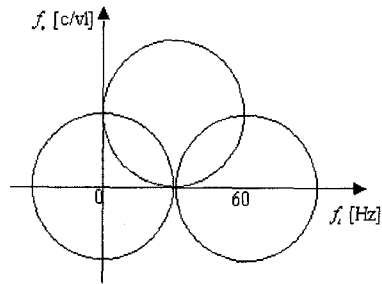


그림 2. 필드의 주파수 스펙트럼  
Fig. 2. Spectrum of field.

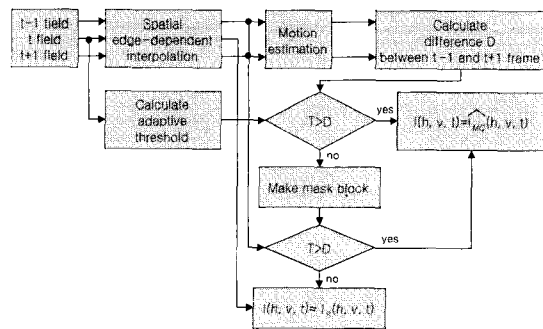


그림 3. 제안된 순차주사화 알고리즘 블록도  
Fig. 3. Block diagram of the proposed algorithm.

<그림 1>과 <그림 2>는 우리가 원하는 원래의 프레임임을 다시 획득하기 위해서는 시간상의 필터나 혹은 공간상의 필터만을 사용할 경우 시공간축의 에일리어싱을 피할 수 없다는 것을 보여준다. 결국 정확하게 프레임을 복원하기 위해서는 시간과 공간의 정보를 모두

이용해야 한다. 따라서 본 논문에서는 공간적인 정보와 시간상의 정보를 이용하여 순차주사화 한다. <그림 3>은 제안된 알고리즘에 대한 간략한 블록도이다.

## 2. 하나의 필드를 사용한 순차주사화 과정

주어진 시간  $t$ 에 대해서  $(x, y)$ 의 좌표에서의 밝기의 값을  $I(x, y, t)$ 라 하면 식 (1)을 통해 가장 간단한 형태의 선형 보간을 구현할 수 있다.

$$I(x, y, t) = \frac{I(x, y-1, t) + I(x, y+1, t)}{2}. \quad (1)$$

에지를 기반으로 하는 방법<sup>[4,5]</sup>은 <그림 2>에서처럼 공간 영역의 수직 방향 성분을 고려할 뿐 아니라, 에지에 기반해서 비교적 다양한 수평방향의 정보를 이용하기 때문에 선형 보간에 비해 그 성능이 우수하다. 일반적인 에지 기반의 보간은 식 (2)와 같다.

$$I(x, y, t) = \frac{I(x-d, y-1, t) + I(x+d, y+1, t)}{2}. \quad (2)$$

여기에서

$$d = \arg \min_a E(d), \quad (3)$$

$$E(d) = |I(x-d, y-1, t) - I(x+d, y+1, t)| \quad (4)$$

이다. 하지만, 이러한 방법은 잡음에 민감하며 에지의 폭이 좁은 경우에는 에지의 방향을 제대로 찾지 못해 오히려 선형 보간보다 성능이 떨어진다. 이러한 단점을 극복하기 위해서 에지의 공간의 수평 방향의 상관관계를 이용한 방법<sup>[1]</sup>이 제안되었다. 벡터  $\mathbf{u}(n)$ 와  $\mathbf{v}(m)$ 를 각각

$$\mathbf{u}(n) = \begin{bmatrix} I(x+n-1, y-1, t) \\ I(x+n, y-1, t) \\ I(x+n+1, y-1, t) \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$$\mathbf{v}(m) = \begin{bmatrix} I(x+m-1, y+1, t) \\ I(x+m, y+1, t) \\ I(x+m+1, y+1, t) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

이라 하면 WAD(weight absolute difference)는 식 (7)과 같다.

$$D(n, m) = |\mathbf{u}(n) - \mathbf{v}(m)| c_i \quad (7)$$

여기에서  $c_i$ 는 일반화 상수(normalized weight)이다. 이 때, 다음의 식 (8)과 같이  $(n', m')$ 을 구하여,

$$(n', m') = \arg \min_{(n, m)} D(n, m) \quad (8)$$

식 (9)로부터  $I(x, y, t)$ 를 복원할 수 있다.

$$I(x, y, t) = \frac{I(x+a, y-1, t) + I(x+b, y-1, t) + I(x+c, y+1, t) + I(x+d, y+1, t)}{4} \quad (9)$$

여기에서

$$(a, b, c, d) = \begin{cases} (0, 0, 0, 0) & (n', m') = (-1, -1), (0, 0), (1, 1) \\ (-1, 0, 0, 1) & (n', m') = (-1, 0), (0, 1) \\ (-1, -1, 1, 1) & \text{if } (n', m') = (-1, 1) \\ (0, 1, -1, 0) & (n', m') = (0, -1), (1, 0) \\ (1, 1, -1, -1) & \text{if } (n', m') = (1, -1) \end{cases}. \quad (10)$$

이다.

## 3. 전역 움직임 영역과 국부 움직임 영역의 분리

전역 움직임 영역과 국부 움직임 영역의 구분은 움직임이 다른 영역의 구분을 의미하는 것이 아니라, 움직임 추정을 통해 여러 필드에서 복원의 정보를 얻을 수 있는 영역과 정보가 증가하지 않는 경우로 구분하는 것을 의미한다. 특히 줌인이나 물체의 변형 그리고 회전 발생 영역을 구분하는 것이다. 이때 필드의 특성상 움직임 추정의 정확도를 높이기 위해 패리티(parity)가 같은 프레임을 사용하여 BMA(block matching algorithm)를 통해 화소 단위의 움직임 벡터를 구한다.  $dx$ 와  $dy$ 를  $t-1$ 과  $t+1$ 의 움직임 상수라 하면,  $I(x + \frac{dx}{2}, y + \frac{dy}{2}, t-1)$ 과  $I(x - \frac{dx}{2}, y - \frac{dy}{2}, t-1)$ 의 차의 절대값은 "salesman" 영상에 대해 <그림 4>와 같이 된다. 이때, 국부적인 움직임이 두드러진 경우와 물체의 모양이 변하는 부분에서 밝기의 차가 커지게 된다. 일반적으로, 에지 혹은 고주파 성분이 많은 곳에서는 필드간 보간을 통해 좀더 많은 프레임의 정보를 복원할 수 있기 때문에 밝기의 분산이 큰 영역에서는 필드간 보간이 필드내 보간보다 우수한 성능을 갖는다. 이러한 특성을 통해 문턱값( $T$ )을 실험적으로 정하면 식 (11)과 같다.

$$T = \frac{2}{\pi} \times T_{\max} \times \tanh^{-1} \left( \frac{Var}{k} \right). \quad (11)$$

여기에서  $Var$ 은 공간 영역에서의 밝기의 분산이고

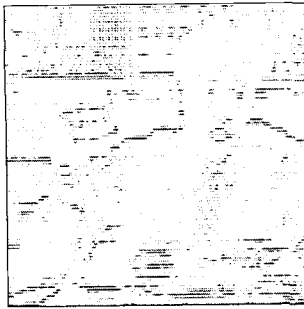


그림 4. 두 프레임의 차 영상  
Fig. 4. Difference image of two frame.

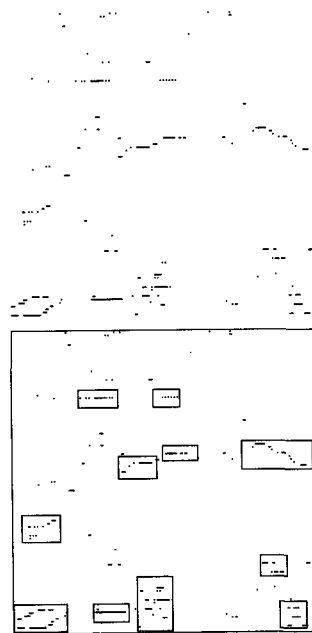


그림 5. 차 영상과 마스크  
Fig. 5. Difference image and mask.

$T_{max}$  와  $k$ 는 상수이다. <그림 4>에서 밝기가 분턱값 이상인 부분은 <그림 5>와 같이 마스크(mask)들로 분리하여 국부 움직임 보정이나 에지를 기반으로 한 대각 보간을 하고 나머지 영역에 대해서는 부화소 단위의 움직임을 보정한다.

### Ⅲ. 부화소 단위의 움직임 정보를 이용한 순차주사화

#### 1. 정해상도 영상(필드)의 모델링

비월주사 영상은 에일리어싱 현상에 의해 수직방향으로 화질 저하가 이루어진다. 이러한 비월주사 영상은

많은 실제 상황에서 원 영상에 잡음이 추가되고 열화가 이루어진, 다운 샘플링된 영상으로 주어지므로

$$y = Wx + n \tag{12}$$

이고, 여기서,  $y, x, n$  벡터는 각각 사전편찬식(lexicographically ordered)으로 나열된 필드와 프레임 그리고 노이즈를 나타낸다. 이때의 행렬  $W$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$W = IDHG \tag{13}$$

여기서 관련된 행렬은 다음과 같다. : 1)  $I$ 는 순차주사에서 비월주사로의 변환 연산자(conversion operator)를, 2)  $D$ 는 수직방향 다운 샘플링 연산자(decimation operator)를 나타내며, 3)  $H$ 는 열화 행렬(blur matrix)를, 4)  $G$ 는 움직임 보정 행렬(warp matrix)를 나타낸다. 이때의  $W$ 는 주어진  $y$ 만으로 추정하는 것으로 필드간의 움직임 정보를 담고 있다. 특히 여러 개의  $y$ (필드)를 통해 부화소 단위의 움직임 정보를 추정하여  $G$ 를 예측하고  $I$ 는 역순차주사화의 과정으로 구성한다. 이 과정에서 움직임 추정이 정확하지 않을 경우 추정된  $W$ 에는 불량위치 문제(ill-posed problem)가 발생하게 된다. 위의 식 (12)를 다시 정리하면

$$y_m = \sum_{r=1}^N w_{m,r}(s) x_r + \eta_{m,r} \tag{14}$$

이고, 여기서  $w_{m,r}(s)$ 는  $x_r$ 의  $y_m$ 에 대한 공현도이며, 벡터  $s = [s_1, s_2, \dots, s_p]^T$ 는 모든 움직임 인수의 집합을 포함한다.

#### 2. 부화소 단위의 움직임 추정

여기에서 부화소 단위의 움직임 추정은 OFE(optical flow equation)를 풀어서 수직과 수평 방향의 움직임을 추정한다. OFE는 식 (15)와 같다.

$$\frac{dI(x, y, t)}{dt} = \frac{dI(x, y, t)}{dx} \frac{dx}{dt} + \frac{dI(x, y, t)}{dy} \frac{dy}{dt} + \frac{dI(x, y, t)}{dt} = 0. \tag{15}$$

이를 미분 기반의 방법으로 다시 정리하면,

$$y_k(x, y) \cong y_r(x, y) + \delta_{x,k} \frac{dy_r}{dx} + \delta_{y,k} \frac{dy_r}{dy} \tag{16}$$

이다. 이때 부화소 단위의 움직임  $\widehat{\delta}_{x,k}$ 와  $\widehat{\delta}_{y,k}$ 는

$$(\widehat{\delta}_{x,k}, \widehat{\delta}_{y,k}) = \arg \min_{(\delta_x, \delta_y)} E(\delta_{x,k}, \delta_{y,k}) \quad (17)$$

이고, 여기에서

$$E(\delta_{x,k}, \delta_{y,k}) = \sum |y_k(x, y) - y_r(x, y) - \delta_{x,k} \frac{dy_r}{dx} - \delta_{y,k} \frac{dy_r}{dy}| \quad (18)$$

이다.

식 (16)~식 (18)을 행렬을 이용하여 표현하면,

$$\mathbf{M} = \mathbf{R}\mathbf{V} \quad (19)$$

이고, 여기에서

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \sum (\frac{dy_1(x, y)}{dx})^2 & \sum \frac{dy_1(x, y)}{dx} \frac{dy_1(x, y)}{dy} \\ \sum \frac{dy_1(x, y)}{dx} \frac{dy_1(x, y)}{dy} & \sum (\frac{dy_1(x, y)}{dy})^2 \end{bmatrix} \quad (20)$$

이고,

$$\mathbf{R} = [\delta_{x,k}, \delta_{y,k}]^T, \quad (21)$$

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \sum (y_k(x, y) - y_1(x, y)) \frac{y_1(x, y)}{dx} \\ \sum (y_k(x, y) - y_1(x, y)) \frac{y_1(x, y)}{dy} \end{bmatrix}. \quad (22)$$

이러한 미분에 의존한 방법은 디지털의 미분이라는 점에서 차이값을 사용할 수 밖에 없고 실제 영상이 OFE의 가정에서처럼 각 영상마다 같은 점이라도 빛의 밝기가 변하기 때문에 움직임 에러를 갖게 된다.

### 3. 부정확한 움직임 에러의 분석

움직임 정보를 이용한 순차주사화의 핵심은 정확한 움직임 추정이다. 그러나 정확한 움직임 추정 알고리즘을 사용하더라도 어느 정도의 추정 에러는 항상 갖게 된다. 이러한 움직임 에러를 모델링하는 것은 중요한 문제이다. 식 (12)의  $\mathbf{W}$ 는 정확하게 추정된 값  $\widehat{\mathbf{W}}_T$ 와 잘못된 추정된 오류  $\widehat{\mathbf{W}}_E$ 의 합으로 표현할 수 있고, 각 펠드에 첨가된 잡음  $\mathbf{n}$ 이 없거나 매우 작다면, 식 (12)는 식 (23)과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{y} = (\widehat{\mathbf{W}}_T + \widehat{\mathbf{W}}_E)\mathbf{x} + \mathbf{n}.$$

$$= (\widehat{\mathbf{W}}_T)\mathbf{x} + (\widehat{\mathbf{W}}_E)\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (23)$$

$$= (\widehat{\mathbf{W}}_T)\mathbf{x} + \widehat{\mathbf{n}}$$

이로부터 잘못된 움직임에 의한 오류는  $\|\mathbf{y} - \widehat{\mathbf{W}}_T\mathbf{x}\|^2$ 로 모델링 할 수 있다. <그림 6>은 잘못된 움직임 추정에 의해 야기된 잡음을 실험을 통해서 나타낸 것으로 가우시안 확률 밀도함수와 거의 동일함을 알 수 있다. 따라서 잘못된 움직임 추정에 의해 야기된 오류는 가우시안 잡음으로 모델링 할 수 있다.

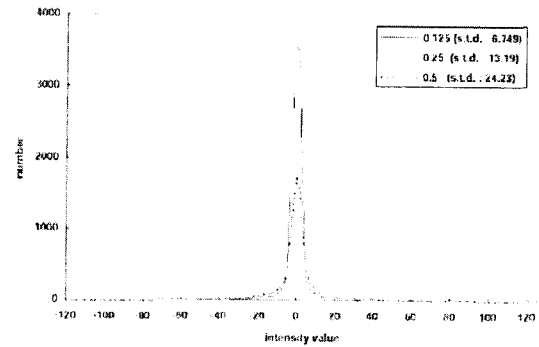


그림 6. 부정확한 움직임 정보에 의해 야기된 잡음의 히스토그램 : (0.125; 0.0); (0.25; 0.0); (0.5; 0.0)

Fig. 6. Histograms of the noise resulting from inaccurate motion information : (0.125; 0.0); (0.25; 0.0); (0.5; 0.0).

### 4. 집합론에 입각한 정규화(Set-theoretic Regularization)

집합론적 접근 방식에서 사전 정보를 이용하면 해  $\mathbf{x}$ 가 특정 성질을 만족하는 신호들의 집합  $Q_x$ 에 포함되며, 이 집합은 다음의 방정식으로 주어지는 타원으로 간주할 수 있다.

$$Q_x = \{ \mathbf{x} | (\mathbf{x} - \mathbf{c}_x)^T \Gamma_x^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{c}_x) \leq 1 \} \quad (24)$$

여기서,  $\mathbf{c}_x$ 는 타원의 중심이며  $\Gamma_x$ 는 그 고유벡터와 고유치가 각각 타원  $Q_x$ 의 축의 방향과 길이를 나타내는 양의 유한한 행렬이다. 이는 해가 평활화되었음을 의미하므로  $Q_x$ 를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$Q_x = \{ \mathbf{x} | \|\mathbf{C}\mathbf{x}\|^2 \leq E^2 \} \quad (25)$$

여기서  $E$ 는 임의의 상수,  $\mathbf{C}$ 는 고주파 통과 특성을 갖는 선형 연산자이다. 평균이 0인 잡음  $\mathbf{n}$ 은 다음과 같이

주어지는 타원  $Q_n$ 에 포함되도록 한다.

$$Q_n = \{ \mathbf{x} \mid \|\mathbf{y} - \mathbf{W}\mathbf{x}\|^2 \leq \epsilon^2 \} \quad (26)$$

이때, 식 (12)에서  $\|\mathbf{y} - \mathbf{W}\mathbf{x}\|^2$ 를 최소화하는 함수,

$$F(a, \mathbf{x}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{W}\mathbf{x}\|^2 + a\|\mathbf{C}\mathbf{x}\|^2 \quad (27)$$

을 최소화하여  $\mathbf{x}$ 를 구할 수 있다. 여기서  $a$ 는 정규화값으로  $\mathbf{x}$ 의 정확도와 해의 평활화정도 사이의 균형을 제어하므로 중요하다.  $\mathbf{x}_M$ 을  $F(a, \mathbf{x})$ 를 최소화하는 벡터라고 하면,  $F(a, \mathbf{x})$ 가 최소값을 갖게 될 필요조건은  $F(a, \mathbf{x})$ 의  $\mathbf{x}$ 에 대한 변화율이 0이 되는 것이다. 따라서

$$[ \mathbf{W}^T \mathbf{W} + a \mathbf{C}^T \mathbf{C} ] \mathbf{x}_M = \mathbf{W}^T \mathbf{y} \quad (28)$$

를 얻을 수 있으며, 다채널 영상모델 복원 (12)의 해를 구하는 과정에서  $\mathbf{W}_i = [ \mathbf{W}_{i,1}, \mathbf{W}_{i,2}, \dots, \mathbf{W}_{i,N} ]$ 에 대해 해의 정확도를 지니고 있는 다채널 영상은 다음과 같은 집합에 포함된다.

$$\| \mathbf{y}_{i,r} - \mathbf{W}_i \mathbf{x} \| \leq \epsilon_i^2, \quad \text{for } i=1,2,\dots,n \quad (29)$$

여기서  $\epsilon_i^2$ 은 각 채널에 첨가된 잡음의 분산에 비례한다. 또한 결과 영상의 고주파 에너지가 제한되기 위해서는 결과 영상이  $\mathbf{C}_i = [ \mathbf{C}_{i,1}, \mathbf{C}_{i,2}, \dots, \mathbf{C}_{i,N} ]$ 에 대하여 다음과 같은 집합에 포함되어야 한다.

$$\| \mathbf{C}_i \mathbf{x} \|^2 \leq E^2 \quad \text{for } i=1,2,\dots,n \quad (30)$$

여기서  $\mathbf{C}_{i,j}$ 는 고역통과 필터이다. 만약 각 채널에서의 고주파 성분이 같은 정도로 제한 되어있다면  $E_0 = \dots = E_N = E$ 이라 쓸 수 있다. 식 (29)과 식 (30)의 집합은 타원으로 해는 두 타원의 공통 영역에 존재하게 되어 만약  $\epsilon_i$ 와  $E$ 를 알고 있다면 이 두 타원은 공통 영역이 반드시 존재하게 된다.

5. 부화소 단위의 움직임 정보를 이용한 순차주사화  
 각 채널마다 움직임 추정 오류가 다르기 때문에 잘못된 움직임 정보에 의해 야기된 잡음을 각 채널에 포함된 움직임 잡음에 따라 움직임 추정 오류를 줄이는 것이 필요하다. 각 채널에 따라 잡음에 가중치를 주기 위해 식 (27)은 식 (31)과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$F(\lambda, \mathbf{x}) = \sum_i \lambda_i(\mathbf{x}) \| \mathbf{y}_i - \mathbf{W}_i \mathbf{x} \|^2 + \| \mathbf{C}_i \mathbf{x} \|^2. \quad (31)$$

식 (31)은 식 (27)과 큰 차이가 없어 보이지만, 식 (31)은 각 채널의 노이즈의 에러에 정규화 값을 곱해줌으로써 각 채널에 따라 움직임 추정 에러를 줄일 수 있는 장점이 있다. 이러한 것은 단채널, 즉 하나의 필드에 대해서 복원을 할 때는 큰 차이가 없지만 다채널 환경, 즉 여러 필드로 복원할 때는 큰 차이가 있다. 결국 각 채널의 움직임 에러를 고려하기 위해서는  $\lambda_p(\mathbf{x})$ 의 영향을 식 (31)의 우변에 반영해야 한다. 만약 좌변에 반영한다면 움직임 에러가 하나라도 큰 경우에는 식에 의해서 모든 채널의 영상에 대해 지나친 평활화가 일어나게 된다.  $\lambda_p(\mathbf{x})$ 는 집합론에 근거하여 각 채널에 움직임 에러와 고주파 에너지의 비례관계로 식 (32)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\lambda_p(\mathbf{x}) = \frac{\| \mathbf{C}_p \mathbf{x} \|^2}{\| \mathbf{y}_p - \mathbf{W}_p \mathbf{x} \|^2 + \delta_p}. \quad (32)$$

여기서  $\delta_p$ 는 분모가 0이 되는 것을 방지하기 위한 상수이다. 주어진 저해상도 영상(필드)  $\mathbf{y}$ 와 부화소 단위로 추정된 움직임 정보로부터 고해상도 영상(프레임)  $\mathbf{x}$ 를 복원하기 위해 다음과 같은 식을 세울 수 있다.

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} F(\mathbf{x}), \quad (33)$$

$$F(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \lambda_p(\mathbf{x}) \sum_{m=1}^M ( \mathbf{y}_{p,m} - \sum_{r=1}^N \mathbf{w}_{p,m,r} \mathbf{x}_r )^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N ( \sum_{j=1}^M \mathbf{C}_{i,j} \mathbf{x}_j )^2 \quad (34)$$

식 (34)에서  $P$ 는 사용된 필드의 개수이며,  $M$ 과  $N$ 은 각각 필드와 프레임의 크기,  $\lambda_p(\mathbf{x})$ 는 정규화 파라미터,  $\mathbf{C}$ 는 고역통과 필터이다. 우변의 첫 번째 항은 움직임 추정 잡음을 보정해주는 부분이고, 두 번째 항은 주어진 저해상도 영상과 고해상도 영상으로 예측된 저해상도 영상 사이의 차이를 줄여주는 부분이다. 식 (34)은 미분 근사화 반복법(Gradient descent)으로 해를 구할 수 있다.

$$x_k^{n+1} = x_k^n - \epsilon^n g_k(x_k^n) \quad (35)$$

여기에서

$$g_k(x_k^n) = \sum_{p=1}^P \lambda_p(\mathbf{x}) w_{p,m,k}(x_k) \sum_{m=1}^M (y_{p,m} - \sum_{j=1}^N w_{p,m,r}(x_k) x_j) + \sum_{i=1}^N C_{i,k} \sum_{j=1}^N C_{i,j} x_j \quad (36)$$

이고  $\varepsilon^n$ 은  $M(x_k^{n+1}) = M(x_k^n - \varepsilon^n g_k(x_k^n))$ 을  $\varepsilon^n$ 으로 미분하여 값을 얻는다. 이는 식 (37)과 같다.

$$\varepsilon^n = \frac{\sum_{p=1}^P \lambda_p(\mathbf{x}) \sum_{m=1}^M \gamma_m (\sum_{r=1}^N w_{m,r} \hat{x}_r^n - y_m) + \sum_{i=1}^N \bar{g}_i \sum_{j=1}^N (C_{i,j} \hat{x}_j^n)}{\sum_{p=1}^P \lambda_p(\mathbf{x}) \sum_{m=1}^M \gamma_m^2 + \sum_{i=1}^N \bar{g}_i^2} \quad (37)$$

여기에서,

$$\gamma_m = \sum_{r=1}^N w_{m,r} g_r(\hat{x}), \quad (38)$$

$$\bar{g}_i = \sum_{j=1}^N C_{i,j} g_j(\hat{x}) \quad (39)$$

이다.

#### IV. 실험 및 결과

제안된 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 실험에는 전역 움직임만이 존재하도록 만든 "shopping" 영상과 국부 움직임이 존재하는 "salesman" 동영상에 사용되었다. 첫 번째 실험에서는 256×256크기의 "shopping" 영상을 512×512의 영상으로 확대해서 (0, 0), (0, 0.25), (0.25, 0), (0.25, 0.25)의 움직임을 갖는 4장의 256×256의 프레임으로 만든 다음 다시 128×256의 필드로 만들었다. <그림 7>은 원래의 프레임이고 <그림 8>은 4장의 필드 중 하나의 필드이다. <그림 9>는 하나의 필드로 대각보간한 결과로 전역 움직임만 있는 경우 하나의 필드를 이용한 방법과 여러 장의 필드를 이용한 방법과는 "pizza"나 "cola"와 같은 세밀한 글씨에서 큰 차이가 난다. <그림 10>은 움직임 정보가 정확하다는 가정에서 움직임 보정을 한 결과이고 <그림 11>은 제안된 방법에 의해 얻어진 결과이다. 시각적으로도 제안된 방법이 경계가 더 선명하고 "Douwe"와 "Imperial"과 같은 글씨에서도 차이가 나는 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 정량적으로 <표 1>에서와 같이 PSNR(peak signal to noise ratio)로 비교해 볼 수 있다. 이 때의 PSNR은 다음과 같다.



그림 7. "shopping"의 원 프레임  
Fig. 7. Original frame of "shopping".

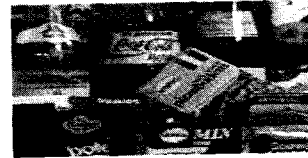


그림 8. 원 필드  
Fig. 8. Original field.



그림 9. 선형보간의 결과  
Fig. 9. The result of linear interpolation.



그림 10. 기존의 움직임 보정  
Fig. 10. The result of conventional motion compensation.



그림 11. 제안된 알고리즘의 결과  
Fig. 11. The result of proposed algorithm.

표 1. 실험결과의 PSNR  
Table 1. PSNR of the experimental result.

Algorithm	Linear interpolation	Conventional motion compensation	Proposed algorithm
PSNR(dB)	25.24	29.25	31.07

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{\frac{1}{X \times Y} \sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} |I(x, y) - \hat{I}(x, y)|^2} \right) \quad (40)$$

여기에서  $I(x, y)$ 는 원 프레임을  $\hat{I}(x, y)$ 는 추정된 프레임을 그리고  $X, Y$ 는 원 프레임의 열과 행의 크기를 의미한다.

국부 움직임을 갖는 대표적 동영상인 “salesman”는 부화소 단위의 전역 움직임이 없다. 그래서 3, 4, 5번째 시퀀스에 각각 (-2.25, -4.25), (0, 0), (2.0, 4.25)의 움직임을 주고 4번째 시퀀스를 가운데로부터 256×256의 영상을 프레임으로 하여 실험에 사용하였다. <그림 12>는 256×256의 원 프레임이고 <그림 13>은 128×256의 비일주사된 것 중 한 필드이다.

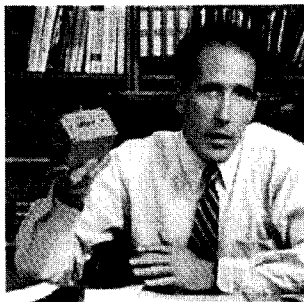


그림 12. 4번째 시퀀스 원 프레임  
Fig. 12. Original frame of 4th sequence.



그림 13. 원 필드  
Fig. 13. Original field .



그림 14. 선형보간의 결과  
Fig. 14. The result of linear interpolation.

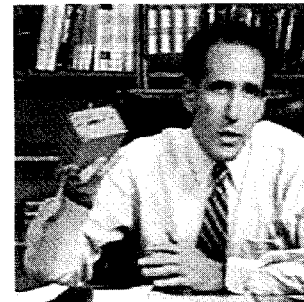


그림 15. 기존의 움직임 보정  
Fig. 15. The result of conventional motion compensation.



그림 16. 제안된 알고리즘의 결과  
Fig. 16. The result of proposed algorithm.

<그림 14>는 선형 보간에 의한 결과이고, <그림 15>는 움직임 정보가 정확하다는 가정에서 움직임 보



정을 한 결과이다. 선형 보간에 경우 전체적인 선명도가 움직임 보상에 비해 현저하게 떨어지는 것을 알 수 있다. 또한 선형보간은 사진 에지에 경우에 그 성능이 현저하게 떨어지게 되는데, 좌측 하단에 보면 그 특징을 확실히 알 수 있다. 움직임 정보가 정확하다는 가정 하에서도 <그림 15>에서와 같이 기존의 움직임 보정은 손가락에서와 같이 움직임이 정확하게 찾아지지 않는 경우에 대해서는 바람직하지 않은 결과를 낳는 것을 알 수 있다. <그림 16>은 <그림 15>와 동일한 움직임 정보를 이용하여 제안된 방법을 적용한 것으로 부정확한 움직임 추정에 의한 오류가 감소하였음을 알 수 있다. 이러한 특성은 <표 2>에서와 같이 PSNR의 비교를 통해 정량적으로 알 수 있다.

표 2. 실험결과의 PSNR  
Table 2. PSNR of the experimental result.

Algorithm	Linear interpolation	Conventional motion compensation	Proposed algorithm
PSNR(dB)	27.95	29.89	32.24

IV. 결 론

본 논문은 부화소 단위의 움직임 정보를 이용한 순차주사화 알고리즘을 제안한다. 부정확한 움직임 정보에 대해서도 정규화 파라미터를 각 채널의 부정확한 움직임 정보에 따라 달리 줌으로써 각 채널에 따라 움직임 에러를 보정할 수 있었다. 또한 실험을 통해서 제안된 방법이 기존의 다른 순차주사화 방법보다 향상된 성능을 갖는다는 것을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 특히 같은 움직임 정보를 갖는 경우에도 제안된 결과가 더 우수한 성능을 갖는 것을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] Yeong-Taeg Kim, "Deinterlacing Algorithm Based on Sparse Wide Vector Correlations", SPIE vol 2727, Pages 89 - 99. 1996.  
[2] Janne Juhola, Ari Nieminen, Juha Salo and Yrjö Neuvo, "Scan Rate Conversion Using Weighted Median Filtering", IEEE, ISCAS, 1996.

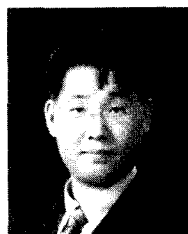
[3] H. Hwang, "Interlaced to Progressive Scan Conversion For HD-MAC Application", Consumer Electronics, IEEE Transactions on Pages :151 -156 Aug. 1992 Vol.38.  
[4] Wang, F.-M., Anastassiou, D. and Netravali, A.N. "Time-recursive deinterlacing for IDTV and pyramid coding", Circuits and Systems, 1990., IEEE International Symposium on, 1990 , Page(s): 1306-1309 vol.2.  
[5] Delogne, P. , Francis, P. and Vandendorpe, L. "Conversion from interlaced to progressive formats by means of motion compensation based techniques", Image Processing and its Applications, 1992., International Conference on, 1992 , Page(s): 409-412.  
[6] Ryu, C. and Kim, S.P. "Deinterlacing using motion compensated local spectra", Signals, Systems and Computers, 1995. Conference Record of the Twenty-Ninth Asilomar Conference on Volume: 2 , 1996 , Page(s): 1394 -1397 vol.2.  
[7] R. C. Hardie, K. J. Barnard, J. G. Bognar, E. E. Armstrong, and E. A. Watson, "High resolution image reconstruction from a sequence of rotated and translated frames and its application to an infrared imaging system," Opt. Eng., vol. 37, no.1, pp. 247-260, Jan.1998.  
[8] Kenji Sugiyama and Hiroya Nakamura, "A Method of Deinterlacing with motion compensated interpolation", Consumer Electronics, IEEE Transactions on Volume : 45 3, Aug. 1999, Page(s): 611-616.  
[9] Kovacevic, J.; Safranek, R.J.; Yeh, E.M. "Deinterlacing by Successive Approximation." Image Processing, IEEE Transactions on Volume: 6 2 , Feb. 1997 , Page(s): 339-344

저 자 소 개



朴珉奎(正會員)

1999년 2월 : 연세대학교 전자공학과 공학사. 2001년 8월 : 연세대학교 공학석사. 2001년~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 박사과정.  
<주관심분야 : 영상복원, 순차주사화, 움직임 추정 및 보상>



崔鍾翬(正會員)

2002년 2월 : 연세대학교 전자공학과 공학사. 2002년~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 석사 과정.  
<주관심분야 : 센서의 특성에 기반한 영상처리>



姜文基(正會員)

1986년 2월 : 서울대학교 전자공학과 공학사. 1988년 2월 : 서울대학교 전자공학과 공학석사. 1994년 2월 : Northwestern University 공학박사. 1994년 3월~10월 : Reserch Fellow(Northwestern University). 1994년 11월~1997년 2월 : Assiatant Professor (University of Minnesota, Duluth). 1997년 3월~1999년 2월 : 연세대학교 전기전자공학과 조교수. 1999년 3월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 부교수 IEEE와 SPIE의 멤버. IEEE signal processing magazine의 editorial board member, SPIE Milestone Series Volume(CCD and CMOS imagers)의 Editor IEEE ISPCS Steering Committee Technical Program Committee of IEEE ICIP Techincal Reviewer for IEEE Trans. on IP 한국방송공학회와 대한전자공학회 의 편집위원 <주관심분야 : 영상복원, 초해상도 영상복원, 비선형 필터링, 비디오 분석 및 처리 부화소단 위의 움직임 추정>