

論文98-35S-12-10

움직임열화를 갖는 영상의 화질개선을 위한 객체기반 영상복원기법 (Object-based Image Restoration Method for Enhancing Motion Blurred Images)

鄭維贊*, 白俊基*

(Yoo Chan Choung and Joon Ki Paik)

요 약

일반적으로 동영상은 물체의 움직임에 의해 움직임 열화를 겪는다. 본 논문의 목적은 이러한 움직임 열화의 해석을 위한 모델을 제시하고 정칙화된 반복 기법을 이용하여 이를 제거하기 위한 복원방식을 제안하는 것이다. 제안된 모델에서는 기존의 공간 불변적인 모델의 한계를 극복하기 위하여 움직이는 물체와 정지된 배경과의 경계에서 일어나는 현상을 수학적으로 해석하게 된다. 그리고 복원 과정에서의 객체기반적 처리를 위하여 움직임을 기반으로 하는 영상 분할 기법을 소개하는데, 이 기법은 기존의 연구를 바탕으로 본 연구에 맞도록 응용하여 사용한다. 제안된 모델을 근거로 한 영상복원 기법은 제약조건을 이용한 반복적 방법으로서 사전에 추정된 열화정보를 이용하여 움직임 열화를 제거하게 된다. 제안된 방법의 성능은 실험결과로서 확인할 수 있다.

Abstract

Generally a moving picture suffers from motion blur, due to relative motion between moving objects and the image formation system. The purpose of this paper is to propose the model for the motion blur and the restoration method using the regularized iterative technique. In the proposed model, the boundary effect between moving objects and background is analyzed mathematically to overcome the limit of the spatially invariant model. And we present the motion-based image segmentation technique for the object-based image restoration, which is the modified version of the conventional segmentation method. Based on the proposed model, the restoration technique removes the motion blur by using the estimated motion parameter from the result of the segmentation.

I. 서 론

일반적인 신호중에 영상신호는 전달되는 정보의 양적, 효율적인 면에서 볼 때 그 중요성이 매우 크다. 특히 물체의 움직임을 다루는 동영상의 경우에는 더욱

그러하다. 그러나 물체의 움직임이 존재하는 동영상의 경우 이상적이지 못한 영상형성과정의 특성 때문에 움직임 劣化(motion blur)가 발생하게 되고 이는 화질의 저하와 중요한 정보의 손실을 야기하게 된다. 이러한 움직임 열화를 제거해야 하는 경우의 예로서 도주하는 차량의 번호판, 범인의 얼굴을 촬영한 CCTV 화면, 그리고 TV나 비디오 화면을 바로 출력하는 비디오 프린터등을 들 수 있다.

움직임 열화는 영상내의 물체들이 각각 다른 방향과 속도로 움직이기 때문에 영상내의 위치에 따라 그 열화의 방향과 정도가 다른 공간 가변적(space variant)인 특성을 갖는다.

* 正會員, 中央大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Engineering, Chung-Ang University)

※ 본 연구는 95-98년도 정보통신부 대학기초 연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

接受日字: 1998年3月6日, 수정완료일: 1998年9月28日

움직임 열화를 제거하기 위하여 다양한 복원기법들(image restoration techniques)이 제안되어 왔다. 공간 불변적 움직임 열화를 제거하기 위하여 재열화(reblurring)와 정칙화 이론(regularization theory)을 통한 반복적인 복원기법이 제안되었고^[1], 공간 가변적 움직임 열화의 경우 POCS(projection onto convex sets) 기반의 복원기법이 제안되었다^[2]. 그러나 이러한 방식들은 정지영상에서의 제한된 정보량으로 인해 만족할만한 결과를 얻는데 한계를 보이고 있다^[3]. 그외에도 동영상에서의 공간가변적인 움직임 열화를 복원하기 위한 기법도 제안되었으나, 배경과 객체를 고려하지 않고 단순히 선형보간을 이용한 화소 단위의 움직임할당을 하였기 때문에 만족할만한 결과를 내지 못하였다^[4].

본 논문에서는 기존의 공간 불변적인 움직임 모델의 한계를 극복하고 공간 가변적인 움직임 열화를 해석하기 위한 새로운 영상 열화모델을 제안한다. 제안된 모델에서는 물체와 배경을 분리하여 고려하게 된다. 따라서 물체와 배경이 만나는 영역에서 일어나는 현상의 해석에 중점을 두고 있다. 이는 움직임 열화가 발생하는 경계영역에서는 이동하는 물체의 정보와, 배경 또는 다른 물체의 정보가 혼합되기 때문이다.

또한 제안된 모델에 근거하여 객체기반(Object-based) 공간 가변적 영상 복원 기법을 제안한다. 제안된 기법은 움직임 열화의 추정과 복원 과정이 분리되어 수행 된다. 움직임 열화의 정보는 기존의 정지영상을 이용한 방법과 달리 동영상의 인접 프레임을 이용하여 객체 기반으로 보다 정확하게 구할 수 있고, 복원과정에서는 공간 적응적이며 정칙화된 반복기법(adaptive regularized iterative method)을 이용한다. 이러한 복원과정에서 사용되는 객체기반 영상처리 기술은 현재의 영상시퀀스의 해석, 동영상의 압축 등에서 깊이 연구되고 활용되는 분야이기도 하다.

본 논문의 구성은 다음과 같이 이루어진다. II장에서는 공간 가변적인 움직임 열화 해석을 위한 영상 열화 모델을 제안하고 그 특성을 설명한다. 복원 과정에서 필요한 객체 기반적인 열화정보를 구하기 위한 영상 분할 기법은 III장에서 설명된다. 이후 제안된 열화 모델 및 열화 정보를 이용한 영상 복원 기법은 IV장에서 제안된다. 그리고 실험결과는 V장에서 보이고 VI장에서 결론을 맺는다.

II. 공간 가변적 움직임 열화를 위해 제안된 열화 모델

공간 불변적 움직임 열화에 의한 연속적인 영상 열화과정은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y(u, v) = \frac{1}{T} \int_{t_0 - T/2}^{T/2} x(u - u_0(t), v - v_0(t)) \cdot h(u_0(t), v_0(t)) dt. \quad (1)$$

여기서 $x(u, v)$, $y(u, v)$ 와 $h(u, v)$ 는 각각 원영상, 열화 영상 그리고 점확산 함수(point spread function)를 나타내며, $u_0(t)$ 와 $v_0(t)$ 는 움직임 궤적(motion trajectory)을 나타낸다. 이를 이산적인 표현으로 나타내면,

$$y(m, n) = \sum_i \sum_j x(m-i, n-j) h(i, j) \text{ for } 0 \leq m \leq M-1, 0 \leq n \leq N-1 \quad (2)$$

여기서 M 과 N 은 각각 영상의 수평, 수직 크기를 나타내며, $h(i, j)$ 는 영상의 크기와 형태에 의해 결정된다. 식(2)는 벡터-행렬(vector-matrix) 형태로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = Hx. \quad (3)$$

x 와 y 는 사전적으로 나열된 벡터이며,

$$\begin{aligned} x &= [x(0,0), x(0,1), \dots, x(M-1, N-1)]^T \\ y &= [y(0,0), y(0,1), \dots, y(M-1, N-1)]^T \end{aligned} \quad (4)$$

와 같이 정의된다. 그리고 블록 토폴리츠(block Toeplitz)형태의 행렬 H 는 열화 시스템을 나타낸다.

그러나 식(2)나 식(3)으로 표현되는 공간 불변적인 영상 열화모델은 정지된 배경위에 움직이는 물체에 의한 움직임열화를 정확하게 설명할 수 없다. 이는 물체의 경계부분이 배경이나 다른 움직이는 물체와 섞이기 때문이다. 따라서 이러한 공간 가변적인 움직임 열화를 설명할 수 있는 일반화된 열화모델이 필요하다.

정지된 배경위에 움직이는 물체에 의해 발생하는 움직임 열화의 과정이 그림. 1a에 묘사되어있다.

그림 1a에서 A 지역은 물체에 의해서만 열화가 되었고 기존의 방법으로 복원이 가능하다. 그러나 B 지역은 물체와 배경이 혼합되었고 오른쪽으로 갈수록 물체의 정보는 줄어들게 된다. 따라서 경계영역을 복원할 때에는 이러한 사항이 고려되어야 한다.

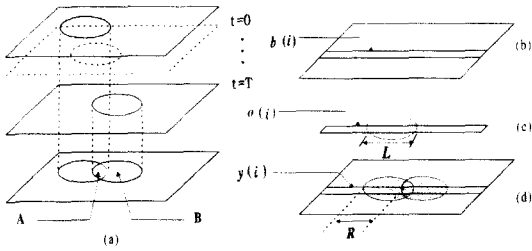


그림 1. 정지된 배경위에 움직이는 물체에 의한 움직임 열화과정; (a) 시간 T동안의 움직임열화, (b) 배경의 수평라인, (c) 길이가 L인 물체의 수평라인, (d) 열화된 영상의 수평라인

Fig. 1. The motion blur process caused by a moving object in the still background; (a) motion blur for time interval T, (b) a horizontal line in the background, (c) a horizontal line of an object with length L, and (d) a horizontal line of the degraded image.

그림 1b와 1c 처럼 $b(i)$ 와 $o(i)$ 를 각각 배경과 물체의 한 행으로 정의한다. 열화된 영상의 한 행에서 일어나는 움직임 열화과정이 그림 1d에 나타나있다. 여기서 R 은 열화의 크기이다. 이 과정을 수학적으로 표현하면 다음과 같다.

$$y(i) = H_b b(i) + H_o o(i). \tag{5}$$

여기서 H_b 와 H_o 는 각각 배경과 물체의 열화시스템을 나타내고, 그림 2에 나타나있다.

제안된 모델에서의 움직임인 경우 움직임 열화의 측정은 차분영상과 OFE(optical flow equation)를 이용하여 간단하게 이루어진다. 우선, 차분영상을 이용하여 열화가 발생한 경계영역을 결정한다. 경계영역에서의 움직임의 방향은 OFE를 이용하여 구할 수 있다. OFE의 해는 다음과 같이 결정된다^[5].

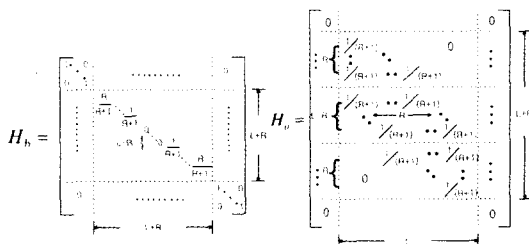


그림 2. 배경과 물체의 열화시스템을 나타내는 행렬 Fig. 2. Degradation matrices for background and an object.

$$\begin{bmatrix} v_m \\ v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{\beta} \frac{\partial y}{\partial m} \frac{\partial y}{\partial m} & \sum_{\beta} \frac{\partial y}{\partial m} \frac{\partial y}{\partial n} \\ \sum_{\beta} \frac{\partial y}{\partial m} \frac{\partial y}{\partial n} & \sum_{\beta} \frac{\partial y}{\partial n} \frac{\partial y}{\partial n} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum_{\beta} \frac{\partial y}{\partial m} \frac{\partial y}{\partial t} \\ -\sum_{\beta} \frac{\partial y}{\partial n} \frac{\partial y}{\partial t} \end{bmatrix} \tag{6}$$

여기서, β 는 (m, n) 을 중심으로하는 일정크기의 블록을 나타낸다.

이상적인 경우에 OFE의 해는 크기와 방향이 모두 정확한 값을 갖지만, 실제의 경우에 편미분을 위하여 어떤 연산자를 사용하느냐에 따라서 그 해가 달라지게 된다. 실험적으로 볼 때, OFE의 해는 방향은 비교적 정확하게 구할 수 있었다. 또한 해를 구하기 위하여 미분연산자를 사용하므로 블록내에 밝기값의 변화가 어느정도 존재해야만 하고, 역행렬을 구해야하는 계산상의 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는 정칙화된 반복기법(regularized iterative method)을 이용하여 계산하였다.

움직임 열화의 영역과 방향이 결정되면 크기는 다시 차분영상을 이용하여 쉽게 구할 수 있다. 이렇게 하여 측정된 움직임 열화는 복원과정에서 움직임 벡터의 형태로 이용된다.

III. 움직임 기반 영상 분할(Motion-based Image Segmentation)

실제의 영상에서 물체를 배경과 분리하여 움직임 열화의 정확한 추정을 하기위하여 본 논문에서는 기존의 움직임 기반 영상 분할 기법^[6]을 변형하여 사용하였다.

움직임을 기반으로 하는 방식이므로 분할은 움직임이 존재하는 영역에 대해서만 이루어져야 하므로 우선 OFE를 이용하여 움직임이 존재하는 영역을 구분한다. 움직임이 존재하는 영역에서 BMA(block matching algorithm)를 이용하여 각 블록마다 움직임 벡터를 할당한다. 그 후 각 블록에 대해서 움직임의 안정성 여부를 확인하는데 이는 한 블록내에 서로 다른 움직임이 포함되어있는 경우 그 블록의 움직임 벡터는 부정확하므로 다음 단계의 분할 과정에서 제외하기 위해서이다. 움직임 벡터가 안정적이라고 판별된 블록들에 대해서 블록 단위의 K-means 분할을 수행한다. 이 과정에서 분할되는 수에 해당하는 K는 실험적으로 결정한다. 움직임이 안정적이지 못하다고 판별된 블록에 대해서는 부블록 단위로 움직임 추정을 한후

K-means 분할을 수행하게 되는 데 이 과정에서는 평균값의 갱신과정은 생략된다.

이러한 알고리즘들은 그림 3에 나타나있다.

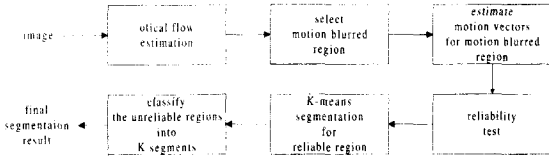


그림 3. 움직임 기반 분할 알고리즘의 블록도

Fig. 3. The block diagram of the motion-based segmentation algorithm.

이와 같이 분류된 각 세그먼트들의 평균값은 움직임 벡터의 형태이므로 복원과정에서 각 세그먼트의 점확산 함수를 생성하는데 사용되게 된다.

IV. 제안된 움직임 열화 제거 기법

1. 적응적 반복적 영상 복원 기법

움직임 열화를 제거하기 위하여, 본 논문에서는 기존에 제안되었던 공간 적응적이며 정칙화된 반복적 영상 복원 기법^[7]을 변형한 형태를 사용하였다.

공간 불변적 열화 시스템 H 를 제거하기 위한 정칙화된 영상 복원과정은 다음 식을 최소로 하는 것이다.

$$f(x) = \frac{1}{2} x^T T x - b^T x. \quad (7)$$

식(7)의 최소치는 다음 선형 방정식의 해에서 일어난다.

$$T x = b. \quad (8)$$

여기서 $T = H^T H + \lambda C^T C$, $b = H^T y$ 이고 C 는 제약조건을 의미하며 λ 는 정칙화 매개변수로서 해의 평활도(smoothness)를 결정한다.

식(8)을 풀기위하여 다음의 반복적 방법이 사용되었다^[11].

$$x^k = x^{k-1} + \beta(b - T x^{k-1}) = x^{k-1} + \beta[H^T y - (H^T H + \lambda C^T C)x^{k-1}], \quad (9)$$

여기서 β 는 각 단계에서의 크기를 결정하고, $b - T x$ 는 $-\nabla f(x)$ 를 나타내는데 이는 $f(x)$ 를 최소화하기 위한 방향을 뜻한다.

공간 가변적인 움직임 열화를 제거하기 위하여, 식(9)는 다음과 같이 변형되어야 한다.

$$x^{k+1}(p) = x^k(p) + \beta[e_p^T H_s y - e_p^T T_s x^k], \quad \text{for } p = m \times M + n, 0 \leq s \leq K-1. \quad (10)$$

여기서 H_s 는 $x(m, n)$ 를 포함하는 세그먼트의 열화 행렬을 나타내고, e_p 는 p 번째 단위행렬을 나타낸다. 식(10)에서 T_s 는 H_s 에의해서 다음과 같이 결정된다.

$$T_s = H_s^T H_s + \lambda C^T C. \quad (11)$$

제안된 알고리즘의 수렴성을 확인하기 위하여 식(10)을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x^{k+1} = x^k + \beta[H_s y - T_s x^k] = \beta(H_s y) + G x^k. \quad (12)$$

Contraction mapping 이론에 의하면, 식(12)의 반복 과정은 다음의 조건이 만족하면 수렴하게 된다.

$$\|G\| < 1. \quad (13)$$

식(13)의 충분조건은 다음과 같이 유도될 수 있다.

$$0 < \beta < \frac{2}{\rho(T_1 + T_2 + \dots + T_K)}. \quad (14)$$

여기서 $\rho(\cdot)$ 은 행렬의 spectral radius이다. 비적용적인 반복 알고리즘의 수렴조건은

$$0 < \beta_{NA} < \frac{2}{\rho(T)}$$

로 알려져있다. $\rho(A+B) \leq \rho(A) + \rho(B)$ 이기 때문에 식(14)의 충분조건은 모든 T_i 가 같은 spectral radius $\rho(T)$ 를 갖는다면 다음과 같다.

$$\beta < \frac{1}{K} \beta_{NA}.$$

2. 점확산 함수의 생성

식(10)에서 H_s 는 s 번째 세그먼트의 움직임열화 과정을 나타낸다. 수평적인 움직임의 경우 이미 그 열화 과정을 제안하였다. 그러나, 임의의 방향의 움직임의 경우 점확산 함수 H_s 는 추정된 임의의 움직임 벡터로부터 생성되어야 한다. 영상 분할과정에서 계산되어진 임의의 방향의 움직임 벡터는 일반적으로 이산적인 2차원 격자에 일치하지 않는다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 점확산 함수의 에너지를 인접한 격자로 분배시키는 방법을 사용하였다.

추정된 움직임 벡터를 (v_m, v_n) 이라 하면, 이 벡터

의 시작점은 (0,0)이 되고, 끝점은 (v_m, v_n) 이 된다. 그러면 움직임 벡터를 다음과 같이 정의되는 P 개의 등간격 구간으로 나눌 수 있다.

$$P = \lfloor \sqrt{v_m^2 + v_n^2} \rfloor$$

결과적으로 시작점과 끝점을 제외한 $P-1$ 개의 등간격 점을 얻게된다. 예를 들어, $v_m=3$ 이고 $v_n=4$ 이면 P 는 5가 된다. 그리고 해당되는 움직임 벡터는 그림 4에 나타나 있다.

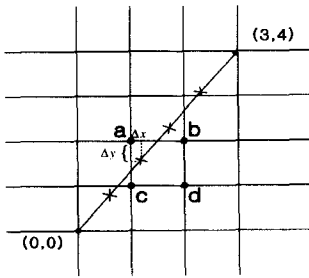


그림 4. 추정된 값이 (3,4)인 경우에 5개의 등간격을 가진 움직임 벡터

Fig. 4. An estimated motion vector with five equispaced section.

예를 들어, 그림 4에서 두 번째의 등간격 점은 격자에 일치하지 않기 때문에 이 점의 에너지는 인접한 4개의 격자위치 a,b,c,d로 다음과 같이 분산되어야 한다.

$$\begin{aligned} f(a) &= \frac{1}{P}(1-\Delta x)(1-\Delta y) \\ f(b) &= \frac{1}{P}\Delta x(1-\Delta y) \\ f(c) &= \frac{1}{P}(1-\Delta x)\Delta y \\ f(d) &= \frac{1}{P}\Delta x\Delta y \end{aligned} \quad (15)$$

점확산 함수의 모든 점이 이러한 과정을 거치면, H_s 는 각 격자위치에 분배되었던 값을 누적함으로써 생성되게 된다. 이러한 과정이 그림 5에 나타나있다.



그림 5. 임의의 움직임 벡터로부터 생성된 점확산 함수
Fig. 5. The PSF generated from an arbitrary motion vector.

V. 실험결과

동일한 밝기 값을 갖는 사각형이 수평이동하여 발생하는 움직임 열화를 제안된 열화 모델로 구현한 영상이 그림 6에 나타나있다. 그림 6에서 볼 수 있듯이 제안된 열화 모델로 열화시킨 영상은 실제 움직임 열화와 정확히 같은 형태를 갖는다. 따라서 제안된 모델은 실제 현상을 정확하게 모델화했다고 볼 수 있다.

그림 6의 영상에 정착화된 OFE를 적용한 결과를 그림 7에 보이고 있다. 물체가 균일한 밝기 값을 갖고 있음에도 불구하고 OFE의 해는 비교적 정확한 방향을 나타내고 있음을 알 수 있다. 그림 6의 열화된 영상을 제안된 복원 방식으로 복원한 결과가 그림 8에 나타나 있다. 그림 8에 보이듯이 복원된 영상에서는 물체의 정확한 모양을 확인할 수 있고 열화가 되었던 경계부분 역시 정확하게 복원되어 있음을 볼 수 있다.

또 다른 예로 실제의 동영상 시퀀스에서 움직임 열화된 영상의 복원을 들 수 있다.

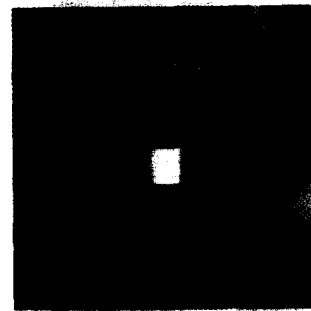


그림 6. 제안된 모델로 움직임 열화시킨 영상
Fig. 6. The image degraded by the proposed model in horizontal direction (9 pixels).

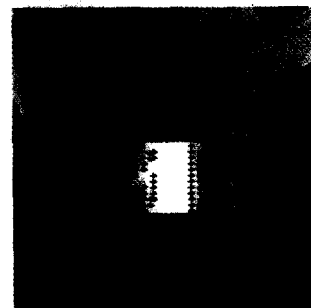


그림 7. 열화된 영상에 OFE를 적용한 결과
Fig. 7. The motion direction by the OFE using regularized iterative method.

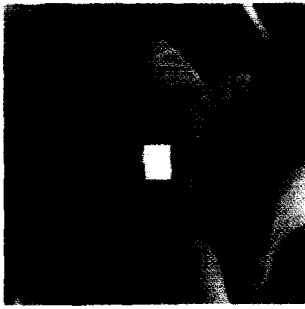


그림 8. 제안된 방식으로 움직임 열화를 제거한 영상
Fig. 8. The restored image by the proposed method.



그림 9. 공간 가변적인 움직임열화에의해 열화된 원래 영상
Fig. 9. The degraded image by space variant motion blur.

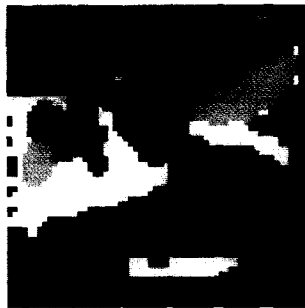


그림 10. 영상 분할된 결과
Fig. 10. The segmentation result.

그림 9에 football 시퀀스중 움직임 열화된 원래의 영상이 나타나 있다. 그림 9에서는 오른쪽 상단에 있는 운동선수의 어깨에 있는 숫자를 알아볼 수 가 없고, 전체적으로 운동선수의 모습이 많이 흐려져있는 것을 알 수 있다. 그림 9의 영상에 움직임 기반 영상 분할 기법을 적용한 결과가 그림 10에 보이고 있다. 그림 10에서 검게 표시된 영역은 움직임이 존재하지 않는 영역이며, 같은 밝기값으로 표시된 영역이 같은

세그먼트로 구분된 영역이다. 추정된 움직임을 기반으로 분할을 했으므로 실제의 모습과 분할된 영역의 모습이 일치하지는 않는다.

그림 11에서는 기존의 선형보간을 통한 화소단위의 움직임할당을 이용하여 복원한 결과를 보이고 있다. 그림 11에서 알 수 있듯이 배경과 움직임은 물체를 고려하지 않았기 때문에 경계부분에서 심한 왜곡현상을 발견할 수 있다.

제안된 모델을 바탕으로 분할된 영역의 정보를 이용하여 복원된 영상이 그림 12에 나타나 있다. 복원과 정에서 제약조건 C로 고주파 통과 필터로서 2차원 라플라시안 필터를 사용하였고, $\lambda=0.1$ 을 사용하여 40회 반복하여 복원하였다.

그림 12에 보이듯이 운동선수의 번호 '19'를 확인할 수 있고 운동선수의 얼굴부분과 전체 모습이 비교적 정확하게 복원됨을 볼 수 있으며 그림 11과 비교하여 볼 때 경계부분의 왜곡현상이 많이 줄어들었음을 알 수 있다.



그림 11. 선형보간을 통한 화소단위의 움직임할당 기법을 이용하여 복원한 영상
Fig. 11. The restored image by using the interpolated motion vector.



그림 12. 제안된 방식으로 복원된 영상
Fig. 12. The restored image by the proposed method.

VI. 결 론

본 논문에서는 실제 영상에서 볼 수 있는 공간 가변적 움직임 열화를 해석하기 위한 영상 열화 모델과 이를 바탕으로 움직임 열화를 제거하기 위한 기법을 제안하였다. 제안된 모델은 기존의 모델보다 좀 더 정확하게 물체와 배경의 경계에서 일어나는 현상을 설명하였다. 제안된 모델에서는 수평방향의 움직임만을 고려하였으나 움직임이 등속도이라는 가정하에 임의의 방향의 움직임의 경우로 쉽게 확장할 수 있다.

제안된 움직임 열화 제거 기법이 물체와 배경을 정확하게 분리할 수는 없었으나, 영상에 존재하는 공간 가변적인 움직임 열화를 효과적으로 제거할 수 있었다. 움직임 기반의 영상 분할 기법이 좀 더 향상되고 경계 영역에 대한 고려가 추가된다면 좀 더 나은 복원 결과를 기대할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, no. 7, pp. 735-748, July 1989.
- [2] Mehmet K. Özkan, A. Murat Tekalp, M. Ibrahim Sezan, "POCS-Based Restoration

of Space-Varying Blurred Images," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 3, no. 4, pp. 450-454, July 1994.

- [3] 정유찬, 정정훈, 백준기, "A study on a mathematical model of motion blur and its removal," *Proc., Korean Signal Processing Conference*, vol. 10, no. 1, pp. 623-626, September 1997.
- [4] D. L. Tull and A. K. Katsaggelos, "Iterative restoration of fast-moving objects in dynamic image sequences," *Optical Engineering*, vol. 35, no. 12, pp. 3460-3469, December 1996.
- [5] A. Murat Tekalp, *Digital Video Processing*, Prentice-Hall, pp. 81-88, 1995.
- [6] J. Y. A. Wang, E. H. Adelson, "Representing Moving Images with Layers," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 625-638, September 1994.
- [7] 정유찬, 신정호, 백준기, "A Generalized Image Degradation Model for Removing Motion Blur in Image Sequence," *Proc. Visual Comm., Image Processing*, vol. 3309, part 1, pp. 278-286, January 1998.

저 자 소 개



鄭 維 贊(正會員)

1971년 6월 29일생. 1997년 2월 중앙대학교 전자공학과(학사). 1997년 3월 ~ 현재 동 대학원 전자공학과 석사과정 재학중. 주관심분야는 동영상화질개선/영상통신 임

白 俊 基(正會員) 第 35卷 S編 第 11號 參照