

다중선형회귀모델을 이용한 움직임 추정방법

(Motion Estimation Method using Multiple Linear Regression Model)

金學秀*, 林元擇**, 李在哲*, 李揆元*, 朴圭泰*

(Hak Soo kim, Won Taek Lim, Jae Cheol Lee, Kyu Won Lee, and Kyu Taek Park)

요 약

초저전송률 부호화에 있어서, 움직임 정보에 대해 적은 비트를 할당한다면 블록 정합 알고리즘(Block Matching Algorithm)을 이용한 움직임 추정은 예측 에러의 적절한 수준을 유지하는데 문제가 발생한다. 이는 블록 정합에 근간을 둔 움직임 모델 혹은 공간 변환이 단지 몇 개의 매개변수만으로 실제의 움직임을 정확하게 근사화 할 수 없기 때문이다. 이러한 기존의 블록 정합 알고리즘의 단점을 극복하기 위하여, 블록 대신에 삼각형 격자를 이용한 몇 가지의 삼각형 기반 방법들이 제안되었다. 동영상의 움직임을 추정하기 위해 이러한 방법들은 주로 광류 방정식(optical flow equation), 아핀 변환(affine transform), 반복(iteration) 기법의 조합에 근간을 두고있다. 그러나 이러한 방법들은 계산량이 상당히 많다는 단점이 있다. 본 논문에서는 기존의 블록정합 방법과 삼각형 기반 방법의 결점들을 해결하기 위해 다중선형회귀모델을 이용한 빠른 움직임 추정 방법을 제안한다. 기본적인 2차원 삼각형 기반 방법을 설명한 후, 제안된 다중선형회귀모델을 이용한 방법을 MPEG-4 클래스 A의 대표적인 동영상중의 하나로부터 얻은 움직임 추정 결과와 함께 자세히 설명했다. 모의 실험을 통해, 제안된 방법의 평균 PSNR이 기존의 블록정합 방법에 비해 약 1.24dB 향상된 결과를 얻을 수 있었으며, 계산량도 기존의 2차원 삼각형 기반 부호화와 비교해 볼 때, 약 25%를 줄일 수 있었다.

Abstract

Given the small bit allocation for motion information in very low bit-rate coding, motion estimation using the block matching algorithm(BMA) fails to maintain an acceptable level of prediction errors. The reason is that the motion model, or spatial transformation, assumed in block matching cannot approximate the motion in the real world precisely with a small number of parameters. In order to overcome the drawback of the conventional block matching algorithm, several triangle-based methods which utilize triangular patches instead of blocks have been proposed. To estimate the motions of image sequences, these methods usually have been based on the combination of optical flow equation, affine transform, and iteration. But the computational cost of these methods is expensive. This paper presents a fast motion estimation algorithm using a multiple linear regression model to solve the defects of the BMA and the triangle-based methods. After describing the basic 2-D triangle-based method, the details of the proposed multiple linear regression model are presented along with the motion estimation results from one standard video sequence, representative of MPEG-4 class A data. The simulation results show that in the proposed method, the average PSNR is improved about 1.24 dB in comparison with the BMA method, and the computational cost is reduced about 25% in comparison with the 2-D triangle-based method.

* 正會員, 延世大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Yonsei University)

** 正會員, 陸軍士官學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Korea Military Academy)

接受日字: 1997年2月24日, 수정완료일: 1997年8月25日

I. 서론

동영상의 움직임 추정 방법은 크게 세가지로 분류할 수 있다. 첫째는 블럭기반(block-based) 추정 방법, 두째는 화소기반(pixel-based estimation) 추정 방법, 세째는 광류기반(optical flow-based) 추정 방법이다. 이러한 세가지 방법들 중에 블럭기반 움직임 추정 방법이 영상 부호화 알고리즘의 개발에 있어 중추적인 역할을 수행해 왔다.^[1]

블럭기반 움직임 추정 방법은 블록정합(block-matching), 중첩된 블럭 움직임 보상 등을 포함하고 있으며, 블럭정합 알고리즘(block matching algorithm)이 현재 프레임과 기준 프레임 사이의 움직임 벡터를 찾기 위해서 널리 사용되어 진다. 따라서 이 방법이 H.261, H.263, MPEG-1, MPEG-2 등과 같은 영상 부호화 표준안에 적용되었다. 그러나 블럭기반 움직임 추정은 회전과 확대 및 축소를 보상하지 못하기 때문에 눈에 매우 거슬리는 블럭화 잡음(blocky noise)을 초래한다.

화소기반 움직임 추정 방법은 움직임 벡터가 매 화소마다 얻어지기 때문에 객체의 움직임을 보다 정확하게 표현할 수 있으며 줌, 회전 혹은 스케일링(scaling) 등을 처리할 수 있다. 그러나 모든 화소의 움직임 벡터를 전송한다는 것은 비현실적이며, 각각의 화소에 대한 실제 움직임을 찾는다는 것이 매우 어렵다는 단점이 있다.

광류기반 움직임 추정 방법은 일련의 영상에 대한 시공간 경도를 이용하여 광류장의 추정치를 얻도록 한다. 흑백영상에 대해서, 광류방정식은 시공간에서의 부드러움 조건(smoothness condition)과 함께 사용되는데, 이는 변위 벡터가 어떤 인근 영역 안에서 매우 느리게 변화한다는 것이 요구된다. 따라서, 대부분의 경우 만족할 만한 결과를 얻는 데에 적절한 부드러움 조건이 필요하다.^{[2] [3] [4]}

기존의 움직임 추정 방법의 단점인 블럭화 잡음, 과다한 이동 벡터, 부드러움 조건 등을 극복하기 위하여, 사각 블럭 대신 삼각형 조각을 이용하는, 삼각형 기반 방법이 몇 가지 제안된 바 있다. 이러한 방법들은 순차 영상에서 움직임을 추정하기 위하여, 광류 방정식과 아핀변환 및 반복기법을 조합하는 방법등에 근거를 두고 있다. 이 방법들이 광류 방정식을 이용하기 때문에, 부드러움 조건이 반드시 따라야 하는 단점이 있다.

이를 해결하기 위하여 거의 모든 삼각형기반방법들은 반복기법을 채용했고, 그 결과로 적절한 움직임 파라미터를 찾기 위하여 상당한 시간이 소요된다. 본 논문은 삼각형기반 움직임 추정 방법에서 움직임 추정 시간을 단축하기 위한 고속의 반복기법을 제시하고자 한다. 이를 위하여, 삼각형의 움직임 정보를 다중선형회귀모델^[5]에 적용하였다. 즉, 각 삼각형 조각으로부터 움직임 파라미터를 계산한 후, 예측구간을 결정한다. 이 예측구간을 이용하여, 움직임 파라미터가 신뢰구간 내에 속하는지 아닌지를 검정하게 된다. 만일 실패 회수가 설정된 임계치를 초과하면, 구해진 움직임 파라미터를 이용하여 영상을 합성한 후, 삼각형 조각에 대한 오차를 최소화하도록 반복을 계속한다. 그렇지 않으면, 이 삼각형 조각에 대해서는 반복을 멈춘다. 실험 결과 제안된 접근 방법이 화면간 움직임 예측의 성능면에서 우수함을 보였다.

II. 이차원 삼각형 망의 이동과 구조

두 화면간의 이동을 예측하기 위하여, 영상을 다수의 삼각형 조각으로 분할한다. 만일 이동이 발생하게 되면, 삼각형의 모양이 그림 1(a)와 같이 변형될 것이다.

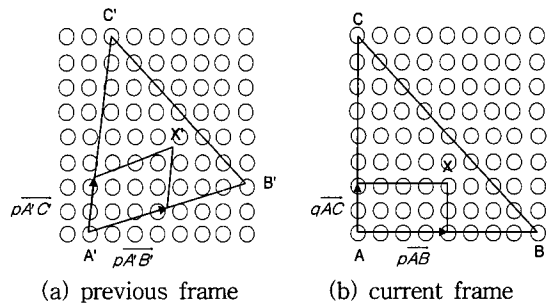


그림 1. 삼각형의 변형과 삼각형 내부 화소 간의 대응 Fig. 1. Deformation of a triangle, and correspondence between the pixels in the triangle.

그림 1에서 위치벡터 A, B, C, A', B', C', X, X'를 다음과 같이 설정하였다.

$$A' = (x'_a, y'_a), B' = (x'_b, y'_b), C' = (x'_c, y'_c)$$

$$A = (x_a, y_a), B = (x_b, y_b), C = (x_c, y_c)$$

$$X' = (x', y'), X = (x, y)$$

여기서 이전 화면에서의 X' 가 현재 화면에서의 X 로 이동하는 것으로 본다면, 위치 벡터들 사이의 관계를 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$\begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = (1-p-q) \begin{pmatrix} u_a \\ v_a \end{pmatrix} + p \begin{pmatrix} u_b \\ v_b \end{pmatrix} + q \begin{pmatrix} u_c \\ v_c \end{pmatrix} \quad (1)$$

여기서

$$u = x - x', \quad v = y - y'$$

$$u_a = x_a - x'_a, \quad v_a = y_a - y'_a$$

$$u_b = x_b - x'_b, \quad v_b = y_b - y'_b$$

$$u_c = x_c - x'_c, \quad v_c = y_c - y'_c$$

$$p = ((x - x_a)v_{y1} - (y - y_a)v_{x1}) / (v_{x0}v_{y1} - v_{x1}v_{y0})$$

$$q = ((y - y_a)v_{y1} - (y - y_a)v_{y0}) / (x_{x0}x_{y1} - v_{x1}v_{y0})$$

$$v_{x0} = x_b - x_a, \quad v_{y0} = y_b - y_a, \quad v_{x1} = x_c - x_a, \quad v_{y1} = y_c - y_a$$

$$0 \leq p \leq 1, \quad 0 \leq q \leq 1, \quad 0 \leq p + q \leq 1$$

여기서 점 $(x(t), y(t))$ 의 밝기를 $I(x(t), y(t), t)$ 로 나타내고, 움직임 벡터는 x, y 방향에 대하여 각각 $u(x(t), y(t)), v(x(t), y(t))$ 로 표시한다. $I(x(t), y(t), t)$ 이 시간에 따라서 변하지 않는다고 가정하면, 다음과 같은 식이 성립한다.

$$I_x(x, y)u(x, y) + I_y(x, y)v(x, y) + I_t(x, y) = 0 \quad (2)$$

여기서,

$$I_x(x, y) = \frac{\partial I_{k-1}(x, y)}{\partial x}, \quad I_y(x, y) = \frac{\partial I_{k-1}(x, y)}{\partial y}$$

$$I_t(x, y) = \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} \cong I_t(x, y) - I_{k-1}(x, y)$$

(1)을 (2)에 대입하여, 다음과 같이 표시한다.

$$I_x(x, y)((1-p-q)u_a + pu_b + qu_c) + I_y(x, y)((1-p-q)v_a + pv_b + qv_c) + I_t(x, y) = 0 \quad (3)$$

이를 벡터 방정식의 형태로 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{pmatrix} (1-p-q)I_x(x, y) \\ (1-p-q)I_y(x, y) \\ pI_x(x, y) \\ pI_y(x, y) \\ qI_x(x, y) \\ qI_y(x, y) \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} u_a \\ v_a \\ u_b \\ v_b \\ u_c \\ v_c \end{pmatrix} = -I_t(x, y) \quad (4)$$

방정식 (4)를 삼각형 조각내에 포함된 모든 화소에 적용하면 다음과 같은 행렬 방정식을 얻는다.

$$AD = I_t \quad (5)$$

여기서 $A(N \times 6$ 행렬)의 i 번째 행은

$((1-p_i-q_i)I_x(x_i, y_i) (1-p_i-q_i)I_y(x_i, y_i) q_iI_x(x_i, y_i) q_iI_y(x_i, y_i))$, D 는 $(u_a \ v_a \ u_b \ v_b \ u_c \ v_c)^T$, $I_t(N \times 1$ 행렬)는 $-(I_t(x_i, y_i))$ 와 같이 주어지며, 이 때 $i=1, 2, \dots, N$ 이고, N 은 삼각형 조각내 화소의 갯수이다.

III. 다중선형회귀모형을 이용한 판정방법

다중선형회귀모형은 다음과 같이 나타내어진다.

$$I_t(x, y) = aD + e \quad (6)$$

여기서 $a(1 \times 6$ 행렬)는 이전 화면으로부터 얻은 입력치이고, e 는 평균이 0이고 분산이 σ^2 라고 가정한 랜덤 오차이다.

(6)을 삼각형 조각 안의 모든 화소에 적용시키면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$I_t = AD + e \quad (7)$$

최소 자승 예측기를 결정하기 위하여, (7)로부터 다음과 같이 풀수있다.

$$\|e\|^2 = \|AD - I_t\|^2 \quad (8)$$

$$\frac{\partial \|e\|^2}{\partial D} = -2A^T I_t + 2A^T AD = 0 \quad (9)$$

$$D = (A^T A)^{-1} A^T I_t \quad (10)$$

(10)을 이용하여, 최적 이동 파라미터의 대략적인 예측값 D 를 구할 수 있다.

최적의 이동 파라미터를 얻기 위해서, 이동 벡터 D 를 가지고 이전 영상을 합성하고, (10)을 이용하여 새로운 이동 벡터를 얻는 과정을 반복하는 것이 필요하다. 이와같은 반복 방법에 있어서는, 언제 반복을 멈추는가 하는 종료 규칙이 매우 중요하다. 따라서, 본 논문은 이동 벡터 D 의 신뢰 여부를 결정하기 위하여 (6)에서의 I_t 에 대한 예측 구간을 제시한다.

만일 랜덤 오차 e 가 평균이 0이고 분산이 σ^2 라고 가정하면, (6)으로부터 $Var [I_t]$ 또한 σ^2 이 된다. (10)으로부터 최소 자승 추정치 $u_a, v_a, u_b, v_b, u_c, v_c$ -벡터 D 의 요소-는 독립 정규 랜덤 변수 I_{t_1}, \dots, I_{t_n} 의 선

형 조합으로 이루어져 있으므로 역시 정규 분포를 이룬다. 이 조건으로부터, $I_t(x,y) - \mathbf{aD}$ 은 평균이 0이고 분산이 다음과 같은 정규분포가 된다. 독립조건에 의해,

$$\text{Var} [I_t(x,y) - \mathbf{aD}] = \text{Var} [I_t(x,y)] + \text{Var} [\mathbf{aD}] = \sigma^2 + \sigma^2 \mathbf{a}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{a}^T$$

과 같이 표현할수 있으며, $I_t(x,y) - \mathbf{aD}$ 를 정규화하면 다음과 같다.

$$\frac{I_t(x,y) - \mathbf{aD}}{\sigma \sqrt{1 + \mathbf{a}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{a}^T}} \sim N(0,1) \quad (11)$$

$N(0,1)$ 은 0평균, 1분산의 정규분포이다. 또, 계산되는 샘플 화소 수가 n 이고, σ 를 추정자(estimator)인 $\sqrt{\frac{SS_R}{(n-6)}}$ 로 대신하면 다음을 얻을 수 있다.

$$\frac{I_t(x,y) - \mathbf{aD}}{\sqrt{\frac{SS_R}{(n-6)} \sqrt{1 + \mathbf{a}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{a}^T}}} \sim t_{n-6} \quad (12)$$

여기서 SS_R 는 오차의 제곱 합이고, t_{n-6} 은 자유도가 6인 t-분포이다. 즉, $SS_R = \sum_{i=1}^n (I_i - \mathbf{a}_i \mathbf{D})^2$ 이 되며, 여기서 I_i 는 \mathbf{I}_t 벡터의 i 번째 요소이고, \mathbf{a}_i 는 \mathbf{A} 벡터의 i 번째 행 벡터이다.

100(1- α)퍼센트의 신뢰에서, $I_t(x,y)$ 는 다음 사이 구간안에 속하게 된다.

$$\mathbf{aD} \pm \sqrt{\frac{SS_R}{(n-6)} \sqrt{1 + \mathbf{a}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{a}^T}} t_{\alpha/2, n-6} \quad (13)$$

여기서 ss_r 은 SS_R 의 값이고, α 는 오차 확률이다^[5].

(13)으로부터 삼각형 안에서의 시간 미분값 $I_t(x,y)$ 가 예측구간 안에 속하는지의 여부를 검정하게 된다. 만일 실패 횟수가 설정된 임계값을 넘게되면, 이전 영상으로부터 구한 움직임 파라미터를 이용 영상을 합성한 후, 이 삼각형 조각에 대하여 오차를 최소화 하도록 계산을 반복한다. 검정에 성공하면, 이 삼각형에서 반복은 멈추게 된다.

위의 판정 규칙을 통하여, 반복 계산을 줄일수 있는데, 이는 검정 조건을 만족하는 삼각형에 대해서는 더 이상의 처리를 하지 않도록 함으로써 얻어진 결과이다.

IV. 실험결과

모의실험은 MPEG-4 컬러 테스트 동영상인 "Mother & Daughter" (300 frames)를 이용하였다. 이 영상은 176x144 밝기 화소와, 2x88x72 색상 화소(QCIF format)로 이루어져 있다. 저전송률 응용에서 사용되는 것을 전제로 하였으므로, 원래 초당 30장인 화면율을 초당 7.5장으로 줄였는데, 1, 5, 9, ... 번째 화면의 순서로 실험에 이용하였다. 움직임 추정을 위한 모의실험에서, 합성된 영상을 보이기 위하여 움직임 보상 방법이 사용되었고, 화질의 평가는 다음과 같이 정의된 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)을 이용하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \text{ dB} \quad (14)$$

여기서 MSE(Mean Square Error)는 원영상과 이동 보상된 영상 사이의 평균제곱오차이다.

실험에서 3가지 움직임 예측 방법의 결과를 비교하였는데, 각각은 BMA 방법과, 삼각형 조각을 이용한 광류기반 방법, 제안된 다중선형회귀모델을 이용한 방법이다. 첫번째로, BMA방법에서는 예측 오차의 판정 방법으로 차의 평균 절대치(Mean Absolute Difference)가 사용되었고, 탐색은 현재 영상의 16x16 매크로블럭 위치를 중심으로 하여 가로 및 세로 방향으로 [-15,+15] 화소 범위에서 완전 검색하였다. 두번째 방법에서는 2차원 삼각형망모델을 광류 방정식을 이용하여 각 꼭지점에 대하여 이동 벡터를 찾도록 하였으며, 광류방정식에서 부드러움 조건 문제를 해결하기 위하여, 이동 벡터를 이용하여 합성한 영상을 반복 계산에 적용하였다. 이때에는 합성한 영상의 화질이 더 개선되지 않을 때 반복을 종료하였다. 세번째 방법에서는 대부분의 과정이 두번째 방법과 동일하지만, 반복 계산 과정에서 차이가 있다. 즉, 제안된 방법에서는, 삼각형 조각 각각에 대한 이동 벡터가 반복 계산 이전에 검정이 된다. 신뢰도 테스트에서 성공하면, 이 삼각형에 대해서는 더 이상의 반복 계산은 수행되지 않는다. 이 신뢰도 테스트로 인하여 움직임 예측의 계산속도가 두번째 방법에 비하여 개선되었다. 움직임 보상 영상 합성을 위하여, BMA에 대해서는 블럭 이동방법이, 다른 두 알고리즘에 대해서는 이중선형보간 방법이 사용되었다.

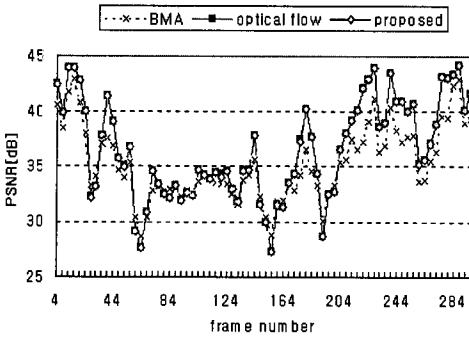


그림 2. 이동보상된 영상의 PSNR
Fig. 2. PSNR of the compensated images.

그림 2는 상기 세가지 알고리즘을 적용한 이동 보상영상과 원영상과의 PSNR 그래프이다. 그림 2의 결과에 따르면, 광류기반 알고리즘이 BMA에 비하여 평균 PSNR 측면에서 1.24dB 정도 우수하였다. 그러나, 몇몇 화면에서는 BMA 방법이 더 우수하다. 예를 들면, 25번째(그림 4. (a))와 27번째(그림 4. (b)) 프레임에서 BMA 방법의 PSNR은 34.35 dB, 제안된 방법은 33.74 dB 이다. 하지만 이러한 약간 낮은 PSNR에도 불구하고, 각각의 방법에 대해 움직임 보상된 영상인 그림 4.(c)와 4.(e)를 비교해보면, 주관적 화질 관점에서는 제안된 방법이 더 우수함을 보였다. 이는 제안된 방법을 이용하여 BMA방법의 결점인 블럭화 현상을 해결하였음을 의미한다. 이러한 결과를 통하여, 모든 경우에서 PSNR이 화질을 비교하는 데 있어, 항상 좋은 기준이 되지는 않음을 알 수 있다. 움직임 보상 시, 찾아진 이동 벡터를 이용하여 그림 4.(d)와 같이 삼각형 격자를 변형한 후 이중선형보간 방법을 적용, 합성된 영상을 만드는데, 그 결과가 그림 4.(e)와 같다.

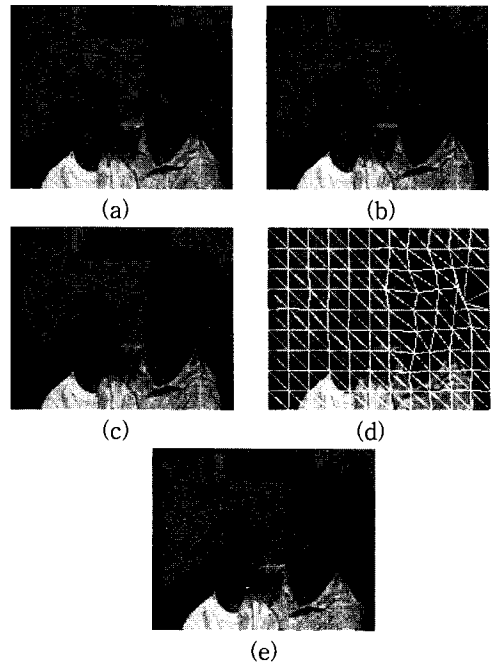


그림 4. 이동 예측 및 보상 결과 화면. (a) 이전 영상 (b) 현재 영상 (c) BMA방법을 이용하여 합성된 영상 (d) 제안된 방법을 이용하여 변형된 선격자 구조 (e) 제안된 방법을 이용하여 합성된 영상

Fig. 4. The results of motion estimation & compensation. (a) previous image (b) current image (c) synthesized image using BMA (d) deformation of wire frame using proposed method (e) synthesized image using proposed method

그림 2에서 보는 바와 같이 광류기반 방법과 제안된 방법이 PSNR 측면에서는 거의 대등하지만 계산 비용이 감소하였다. 그림 3은 한 화면에서의 최대 소요 시간에 대한 각 화면의 상대적인 계산 시간 비교 그래프를 그린 것이다. 여기서, 제안된 방법의 움직임 예측 수행 시간이 광류기반 방법에 비하여 약 25% 단축되었음을 알 수 있다. 따라서, 그림 3에서의 결과는 제안된 판정 규칙의 성능이 우수함을 단적으로 보여준다.

V. 결론

본 논문에서는, 다중선형회귀모델을 이용한 새로운 움직임 예측방법을 제안하였다. 제안된 방법은 기존의 방법에 비하여 두가지 면에서 개선점이 있다. 하나는 BMA방법에서 존재하는 블럭화 현상의 제거이며, 다

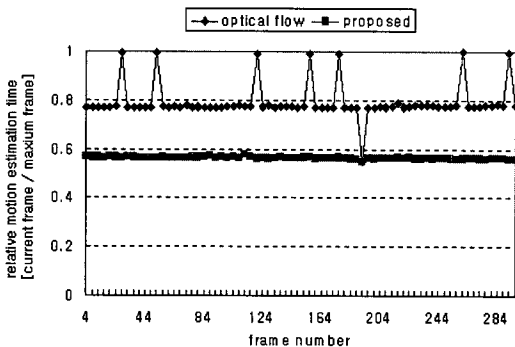


그림 3. 이동 예측 계산 시간
Fig. 3. Motion estimation time.

큰 하나는 광류에 기반한 방법에서의 많은 계산량을 감소시킨 것이다. 모의실험 결과, 제안된 방법이BMA 방법에 비해 PSNR 측면이나 주관적인 화질 평가면에서 더 우수함을 나타내었으며, 광류기반 방법보다 제안된 방법의 계산량이 상당히 감소함을 확인할 수 있었다. 그러므로, 제안된 알고리즘은 저전송률 동영상 부호화와 관련된 응용에서 매우 유용할 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

[1] A. Murat Tekalp, Digital Video Processing, Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, 1995.
 [2] Y. Nakaya and H. Harashima, "An iterative motion estimation method using triangular

patches for motion compensation," in SPIE Visual Commun. And Image Processing '91: Visual Commun., vol. 1605, pp.546-557, Boston, MA, Nov. 1991.
 [3] C. S. Choi, K. Aizawa, H. Harashima, T. Takebe, "Analysis and Synthesis of Facial Image Sequences in Model-Based Image Coding," IEEE Trans. Video Technol., vol. 4, pp. 257-275, June 1994.
 [4] Y. Nakaya and H. Harashima, "Motion Compensation Based on Spatial Transforms," IEEE Trans. Video Technol., vol. 4, pp. 339-356, June 1994.
 [5] S. M. Ross, Introduction to probability and statistics for engineers and scientists, John Wiley & Sons, 1987.

저 자 소 개



金 學 秀(正會員)

1963년 2월 21일생. 1985년 2월 연세대학교 전자공학과(공학사). 1992년 2월 연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1994년 9월 ~ 현재 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 1984년 12월 ~

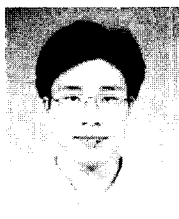
현재 삼성전자 멀티미디어 연구소 선임연구원. 주관심분야는 영상압축, 멀티미디어 통신, 영상신호처리



林 元 擇(正會員)

1971년 1월 15일생. 1993년 3월 육군사관학교 전산학과(이학사). 1997년 2월 연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1997년 3월 ~ 현재 육군사관학교 전자공학과 강사. 주관심분야는 인공지능, 패턴

인식, Motion Analysis



李 在 哲(正會員)

1971년 3월 5일생. 1993년 2월 연세대학교 전자공학과(공학사). 1995년 8월 연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1995년 9월 ~ 현재 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야는 Computer

Vision, Motion Analysis, Computer Graphics



李 揆 元(正會員)

1963년 9월 25일생. 1986년 2월 연세대학교 전자공학과(공학사). 1988년 2월 연세대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1988년 2월 ~ 1989년 8월 금성산전(주) 연구소 연구원. 1989년 9월 ~ 현재

한국전자통신연구소 연구원(1993. 10 ~ 휴직중) 1993년 9월 ~ 현재 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야는 영상처리, Active Vision, Motion Analysis 영상통신