

論文96-33B-3-12

블럭기반 움직임 벡터와 오차 영상 보상을 이용한 물체지향 부호화기

(Object-Oriented Coder Using Block-Based Motion Vectors and Residual Image Compensation)

趙大星*, 朴來弘**

(Dae-Sung Cho and Rae-Hong Park)

요 약

본 논문에서는 저전송률 선로에서 블럭기반의 움직임 벡터와 오차영상의 보상을 이용한 물체 지향 부호화 기법을 제안한다. 먼저 움직임 파라미터를 추정하기 위하여 2-단계 알고리즘을 사용한다. 처음 단계에서는 블럭기반 움직임 벡터의 fitting에 의하여 대충의 움직임 파라미터를 구한다. 두번째 단계에서는 첫번째 단계의 움직임 벡터에 의해 보상된 영상을 이용하여 gradient 기법에 의하여 움직임 파라미터를 보정한다. 6-파라미터 모델에 의한 국부 오차는 오차영상을 이용한 블럭 단위의 움직임 파라미터 보정을 통해 보상된다. 마지막으로 MF (Model Failure) 영역은 프랙탈 매핑에 의해 보상된다. 컴퓨터 모의실험 결과 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)과 CR (Compression Ratio)의 측면에서 제안한 방법이 기존의 방법보다 우수하였다.

Abstract

In this paper, we propose an object-oriented coding method in low bit-rate channels using block-based motion vectors and residual image compensation. First, we use a 2-stage algorithm for estimating motion parameters. In the first stage, coarse motion parameters are estimated by fitting block-based motion vectors and in the second stage, the estimated motion parameters are refined by the gradient method using an image reconstructed by motion vectors detected in the first stage. Local error of a 6-parameter model is compensated by blockwise motion parameter correction using residual images. Finally, model failure (MF) region is reconstructed by a fractal mapping method. Computer simulation results show that the proposed method gives better performance than the conventional ones in terms of the peak signal to noise ratio (PSNR) and compression ratio (CR).

I. 서 론

최근들어 통신 시스템의 발달 및 정보화가 급진전함에 따라 멀티미디어, 영상회의 및 영상전화 등에서 다양한 서비스가 요구되고 있다. 이러한 서비스의 정보량이 많아서 효율적인 저전송률 부호화가 필요하다. 그리

나 64kbps 이하의 채널에서 기존의 MPEG-1 (Moving Picture Experts Group-1)이나 MPEG-2를 사용하여 복원하면 블럭효과 (block effect)로 화질 저하가 커서 이를 개선하기 위하여 물체지향 부호화기법이 제안되었다.¹⁾⁻⁸⁾ 이 방법은 물체를 부호화의 기본단위로 하여 움직임이 있는 물체 부분과 움직임이 없는 배경 부분으로 나누어, 배경 부분은 이전 프레임의 정보를 그대로 이용하고 물체 부분은 기하학적 (geometric) 특징을 바탕으로 부호화하는 기법이다. 이 방법은 기존의 블럭기반 부호화기법과는 달리 물체별로 움직임을 추정하기 때문에 물체의 움직임을 보다

* 準會員, ** 正會員, 西江大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Sogang Univ.)

* 본 연구는 정보 통신부 연구비 지원에 의해 수행되었음.

接受日字: 1995年10月13日, 수정완료일: 1996年2月15日

자연스럽게 표현할 수 있어 저전송률 부호화를 위한 MPEG-4의 표준화 후보안의 하나로 현재 활발히 연구되고 있다.

Tsai와 Huang^[11]은 3차원 움직임을 2차원 평면에서 8개의 파라미터로 표현하였다. 두영상의 차영상을 구하여 gradient 기반 선형 회귀법 (linear regression)에 의하여 물체의 움직임을 나타냈다. Musmann 등^[3]은 이를 저전송률 부호화에서 얼굴과 어깨 (head and shoulder) 영상에 대해 계층적으로 적용하였다. 그러나 급격한 움직임이나 잡음이 존재할 경우 gradient 기반 알고리즘은 우수한 복원화질을 나타내지 못하며 부호화가 진행될수록 오차가 크게 누적된다. 이를 보완하기 위해 투영 (projection)의 개념을 사용하여 잡음에 강한 파라미터를 얻는 방법이 제안되었다.^[9-10]

본 논문에서는 gradient 기반 알고리즘을 보완하여 누적 오차를 줄이기 위해 블럭기반 움직임 추정 알고리즘 및 오차영상의 보정을 물체지향 부호화에 적용하였다.

Moon과 Kim^[11]은 움직임 파라미터 수에 따른 복원 영상의 오차를 실험하였다. 여기서 8-파라미터 모델은 다른 파라미터 모델에 비해 가산형 가우시안 잡음 (Additive Gaussian Noise)에 민감한 특성을 보였고 6-파라미터 모델은 8-파라미터 모델에 거의 근접한 성능을 보였다. 따라서 본 논문에서는 6-파라미터를 사용하였다. 제안한 알고리즘은 움직임 파라미터 추정시 블럭기반 알고리즘을 적용하고 MF 영역에서는 오차영상에 대해 프랙탈 기법을 물체단위로 적용하였다.

움직임 파라미터 추정 부분은 블럭기반 알고리즘^[12]을 이용한 움직임 벡터를 움직임 파라미터 모델로 결합하여 파라미터를 얻고 전역적인 움직임을 표현할 때 생긴 국부적인 움직임 오차는 이전오차를 이용하여 보상한다.

본 논문에서는 II장에서 물체지향 부호화기의 기본 구조 및 사용한 움직임 파라미터 모델을 설명하고 III장에서는 기존의 알고리즘을 설명하였다.

IV장에서는 블럭기반 움직임 벡터와 오차영상 보상을 이용한 제안한 물체지향 부호화기를 설명하고 V장에서는 제안한 방법과 기존의 방법을 컴퓨터 모의 실험을 통해 그 성능을 비교하였다. 끝으로 VI장에서 결론을 맺었다.

II. 물체의 움직임 모델링 및 물체지향 부호화기의 기본 구조^[3,5,6]

3차원 공간상의 물체의 움직임을 추정하기 위하여 2차원 영상내의 밝기값을 이용하여 움직임을 추정한다. 공간상의 점 (x, y, z)를 영상 평면상의 점 (X, Y)로 투영하면

$$X = F\frac{x}{z}, \quad Y = F\frac{y}{z} \quad (1)$$

의 관계식을 얻는다. 여기서 F는 카메라 렌즈의 초점 거리를 나타낸다. 3차원 공간상의 점 (x, y, z)에서 (x', y', z')로의 물체의 움직임은

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} \quad (2)$$

로 나타낼 수 있다. 여기서 $[\Delta x, \Delta y, \Delta z]^T$ 는 물체의 직선 운동을, b_{ij} 는 물체의 변형 및 회전성분을 나타낸다. 이 움직임을 영상 평면상의 파라미터로 표현하기 위해 물체의 표면을 $ax + bx + cz = 1$ 과 같이 평면인 강체 (rigid) 물체로 가정하면 물체의 깊이 정보는

$$z = \frac{F}{aX + bY + cF} \quad (3)$$

과 같다. 물체 표면의 밝기값을 2차 신호성분으로 모델링하고 식 (2), (3)을 사용하면 (X, Y)에서 (X', Y')로의 움직임을 8개의 파라미터 a_i ($1 \leq i \leq 8$)를 이용하여

$$\begin{aligned} X' &= \frac{(a_1+1)X+a_2Y+a_3}{a_7X+a_8Y+1} \\ Y' &= \frac{a_4X+(a_5+1)Y+a_6}{a_7X+a_8Y+1} \end{aligned} \quad (4)$$

로 쓸 수 있다. 영상내 움직이는 물체로부터 초점거리가 크고 또한 투영시 평행 직교 투영 (parallel orthogonal projection)을 하면 움직임 모델을 단순화하여 (2)의 z 방향 움직임을 무시할 때 k번째 프레임의 (X, Y)에서 k+1번째의 (X', Y')로의 움직임은 6개의 파라미터로

$$\begin{aligned} X' &= (a_1+1)X+a_2Y+a_3 \\ Y' &= a_4X+(a_5+1)Y+a_6 \end{aligned} \quad (5)$$

과 같이 표현할 수 있다. 식 (5)는 선형이므로 양자화

오차에 대한 영향이 8-파라미터에 비해 작다. 8-파라미터인 경우 분모항의 양자화 오차가 복원화질에 대한 영향이 크며 움직임 영역이 작은 경우 모델에 최적인 움직임을 나타내지 않는다. 따라서 본 논문에서는 6-파라미터 모델을 사용하였다.

그림 1은 물체지향 부호화기의 기본 구조를 나타낸다. 영상 분석 (image analysis) 단계에서는 두 입력 영상으로부터 물체와 배경으로 나누고 움직임 파라미터를 추정하며 움직임 파라미터 모델에 맞지 않는 영역을 검출하고 보상한다. 파라미터 부호화 (parameter coding) 단계에서는 전단계에서 추정된 모양 (shape), 움직임 (motion), 색 (color) 성분 파라미터를 부호화하고 파라미터 복호화 (parameter decoding) 단계에서는 부호화한 파라미터 성분을 복원하여 다음 프레임의 움직임 보상을 위한 영상합성 (image synthesis)을 수행한다. 파라미터 부호화시에는 파라미터 메모리 (memory for parameters)에 저장된 이전 프레임의 파라미터를 사용하여 현재의 파라미터를 부호화한다.

로 ΔA 는 움직임 변화 성분이고 움직임이 없는 경우는 이것은 영벡터이므로 8-파라미터 벡터 A 와 같다. H 는 영상의 gradient 성분과 위치정보로 이루어진 벡터이다.

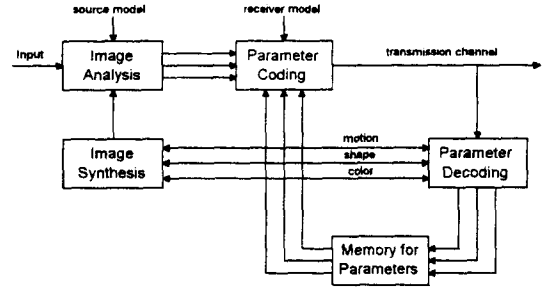


그림 1. 기존의 물체지향 부호화기의 블럭선도
Fig. 1. Block diagram of a conventional object-oriented analysis-synthesis coder.

G_X , G_Y 는 영상의 X , Y 방향의 밝기값에 대한 gradient 성분으로서 입력으로 들어온 k 번째와 $k+1$ 번째 프레임으로부터

$$G_X = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\partial f_{k+1}(X, Y)}{\partial X} + \frac{\partial f_k(X, Y)}{\partial X} \right\} \quad (8)$$

$$G_Y = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\partial f_{k+1}(X, Y)}{\partial Y} + \frac{\partial f_k(X, Y)}{\partial Y} \right\}$$

과 같이 나타낼 수 있다. 실제 FD $FD_{k+1}(X, Y)$ 와 추정된 FD $\overline{FD}_{k+1}(X, Y)$ 사이의 오차

$$E \{ (FD_{k+1}(X, Y) - \overline{FD}_{k+1}(X, Y))^2 \} \quad (9)$$

를 최소화하는 움직임 파라미터 벡터 A 를

$$A = (H^T H)^{-1} H^T \cdot FD(X, Y) \quad (10)$$

와 같이 구한다.

2. 예측 오차 부호화

움직임 파라미터에 의한 물체의 움직임 보상후 모델에 맞지 않는 MF 영역의 부호화를 위하여 Schiller와 Hötter^[7]는 이 영역을 8×8 블럭으로 나누고 블럭내에 움직임이 있는 화소의 비율이 크면 DCT (Discrete Cosine Transform)를, 그렇지 않으면 DPCM (Differential Pulse Code Modulation)을 사용하였다. Wollborn^[8]은 IPP (Image Pattern Prototype)을 정의하여 이전에 복원된 여러 영상에 대해 일정 크기의 블럭을 메모리에 평균과 분산에 의하여 나열하여 저장하고 이를 이용하여 MF 영역을 보상하였

III. 기존의 물체지향 부호화 알고리즘^[2,3,7,8]

1. 움직임 파라미터 추정

Hötter와 Thoma^[2]는 8-파라미터로 움직임을 표현했다. 연속된 두영상의 $k+1$ 번째 프레임의 (X, Y) 에서의 FD (Frame Difference) $FD_{k+1}(X, Y)$ 는 Taylor 전개에 의하여

$$\begin{aligned} FD_{k+1}(X, Y) &= f_{k+1}(X, Y) - f_k(X, Y) \\ &= f_k(X', Y) - f_k(X, Y) \\ &= \sum_{i=1}^8 \frac{\partial f_k(X, Y)}{\partial a_i} \Delta a_i \\ &\quad + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 \frac{\partial^2 f_k(X, Y)}{\partial a_i \partial a_j} \frac{\partial f_k(X, Y)}{\partial a_i} \Delta a_i \Delta a_j + \epsilon(X, Y) \end{aligned} \quad (6)$$

과 같이 된다. 여기서 움직임 변화 성분 Δa_i ($1 \leq i \leq 8$)가 작고 고차항 $r(X, Y)$ 또한 작아

$$FD_{k+1}(X, Y) = H^T \Delta A \quad (7)$$

와 같이 단순화된다. 여기서

$$\begin{aligned} \Delta A &= (\Delta a_1, \Delta a_2, \Delta a_3, \Delta a_4, \Delta a_5, \Delta a_6, \Delta a_7, \Delta a_8)^T = A - \Phi = A, \\ A &= (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8)^T, \\ H &= (G_X X, G_X Y, G_Y X, G_Y Y, G_Y Y, G_Y, -X(G_X X + G_Y Y), \\ &\quad -Y(G_X X + G_Y Y))^T \end{aligned}$$

다. 일정개수의 IPP를 메모리에 저장하고 프레임마다 수정하여 현재의 프레임에 보다 가까운 IPP을 새로 추가한다. MF 영역을 보상하기 위해 현재 복원할 영상의 MF 영역의 경계를 모두 포함하는 최소 크기의 블럭을 얻고 이 블럭을 메모리에 저장된 IPP와 평균과 분산을 비교하여 가장 비슷한 IPP 블럭을 중심으로 탐색영역을 정한다.

실제 복원 과정에서는 IPP와 MF 블럭간의 움직임을 추정하고 오차성분을 크기와 평균을 나타내는 파라미터로 표현하여 복원하였다.

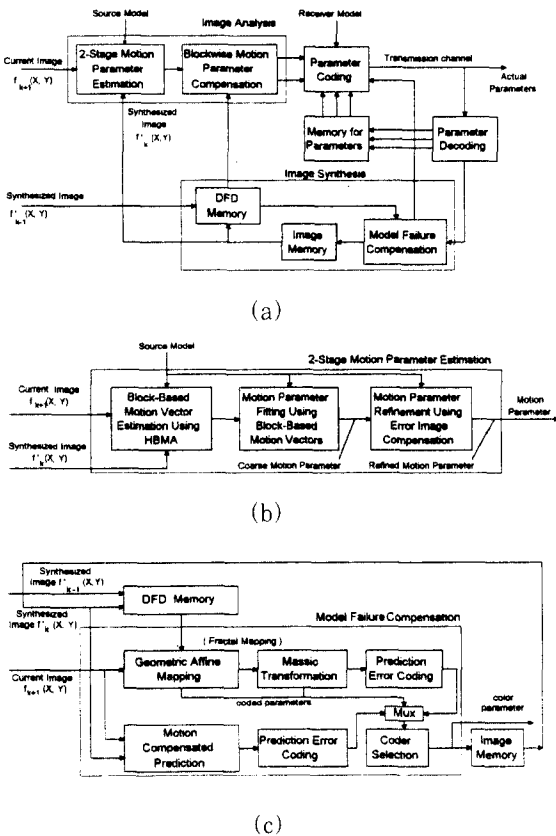


그림 2. 제안한 방법의 블럭선도
 (a) 전체 시스템 (b) 블럭기반 움직임을 이용한 움직임 파라미터 추정 (c) 오차 영상의 프랙탈 매핑을 이용한 MF 영역 보상

Fig. 2. Block diagram of the proposed method.
 (a) Overall system. (b) Motion parameter estimation using block-based motion vectors. (c) MF region compensation using residual image fractal mapping.

IV. 제안한 물체지향 부호화 알고리즘

본 논문에서 제안한 물체지향 부호화 방법의 전체 블럭 선도를 그림 2(a)에 나타내었다. 입력영상에 대해 먼저 물체영역에서 HBMA^[12](Hierarchical Block Matching Algorithm)를 이용하여 블럭기반 움직임 벡터를 구하고 2-단계의 움직임 파라미터의 추정^[13]을 통해 움직임을 보상하였다. 전역 움직임 보상의 국부 오차는 이전 오차영상의 매핑으로 보상한다. 그리고 MF 영역은 물체 단위로 프랙탈 변환^[14]을 적용하여 보상한다.

1. 움직임 영역 검출

움직임 영역 검출은 초기에 3으로 임계치를 설정하여 물체 부분을 검출하고 이후 프레임은 이전 프레임에서 구한 배경영역에서 현재의 k+1번째 프레임의 FD의 표준편차 σ_{k+1} 를 구하여

$$T_{k+1}^{(1)} = c_0 \sigma_{k+1} \quad (11)$$

과 같이 임계치를 설정한다. 여기서 첨자 (1)은 1 계층을 나타내고 c_0 는 영상의 특성에 따라 변하는 값으로 보통 1에서 2사이의 값을 갖는다. c_0 가 크면 큰 크기를 갖는 영역이 물체로 설정되어 비트율이 줄어들지만 화질은 저하되고 반대로 작은 경우에는 움직임이 아주 작은 영역까지 포함되어 움직임 파라미터로 복원시 오차가 지나치게 커지므로 적당한 임계치의 설정이 중요하다. (X, Y) 위치에서의 3×3 창내의 FD의 절대값의 평균 $\overline{FD}_{k+1}(X, Y)$ 를 임계치 $T_{k+1}^{(1)}$ 과 비교하여

$$M_{k+1}(X, Y) = \begin{cases} 0, & \overline{FD}_{k+1}(X, Y) \leq T_{k+1}^{(1)} \\ 1, & \overline{FD}_{k+1}(X, Y) > T_{k+1}^{(1)} \end{cases} \quad (12)$$

과 같이 움직임이 있는 경우 $M_{k+1}(X, Y)$ 를 1로 한다. 움직임 파라미터에 의해 복원된 영상중 국부움직임 영역에 대해 움직임을 파라미터를 추정할 경우 보상할 영역의 검출을 위해

$$T_{k+1}^{(2)} = c_1 \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_{k+1}(X_i, Y_i) - \hat{f}_{k+1}(X_i, Y_i)| \quad (13)$$

과 같은 임계치를 사용한다. 여기서 첨자 (2)는 2 계층을 나타내고 $\hat{f}_{k+1}(X_i, Y_i)$ 는 k+1번째 프레임의 움직임 보상의 (X_i, Y_i) 위치에서의 밝기값이다. c_1 은 오차가 큰 영역에는 작은 값을 사용하여 큰 영역이 MF

영역으로 포함되는 것을 막아 비트량을 줄인다. 본 논문에서는 영상에 따라 보통 0.5에서 1의 값을 사용하였다.

MF 영역에 대해서도 식 (13)의 임계치를 사용한다. 부호화할 데이터량이 많으므로 많은 영역이 설정되지 않도록 영역의 최소 크기가 전체 영역의 0.2% (352×288 영상의 경우 203화소)가 되도록 한다. 그리고 전체 MF 영역이 영역내 4% (352×288 영상의 경우 4055화소)정도 설정되도록 임계치를 조정한다.

2. 블럭기반 움직임 벡터를 이용한 2-단계 움직임 파라미터 추정

1) 1 단계 움직임 추정: 움직임 파라미터 근사화
제한한 블럭기반 2-단계 움직임 파라미터 추정 알고리즘의 블럭도를 그림 2(a)에 보였다. 두 입력영상 사이의 움직임을 HBMA를 사용하여 물체 부분에서 화소단위로 구한다. 제안한 알고리즘에서 사용한 HBMA 알고리즘의 파라미터는 (최대 탐색 범위, 추정 창 크기, 탐색 간격, 평균필터 크기, 창 내의 추정 간격)인데 레벨 1에서는 (7, 64, 8, 5, 4), 레벨 2에서는 (3, 28, 4, 5, 4), 그리고 레벨 3에서는 (1, 12, 2, 3, 2)로 정의하였다. 움직임 벡터 추정시 평균 필터를 단계별로 두어 HBMA에 의하여 비교적 잡음에 둔감한 화소 단위의 움직임 벡터를 얻을 수 있다. 구해진 블럭단위의 움직임을 6-파라미터 모델에 fitting시키기 위해

$$J(d^{(1)}) = \sum_N [\|d(X_i, Y_i) - d(X_i, Y_i)\|^2 + \lambda S(d(X_i, Y_i))] \quad (14)$$

과 같은 목적함수를 둔다. 여기서 N 은 물체에 포함된 화소의 개수이며 $\|\cdot\|$ 은 norm 연산자, $d^{(1)} = (d_x^{(1)}, d_y^{(1)})$ 는 1단계에서 근사화할 움직임 파라미터에 의한 움직임 벡터로서 $d_x^{(1)}, d_y^{(1)}$ 는 각각 수평, 수직방향의 움직임 벡터를 나타낸다. d 은 HBMA에 의해 추정된 값이다. 첨자 (1)은 1 단계를 의미하며 λ 는 평활화 정도이다. 식 (14)는 움직임 벡터로 표현된 움직임을 부호화의 효율을 위해 파라미터화한다. $S(d(X_i, Y_i))$ 은 추정할 움직임 파라미터의 평활화 성분으로서

$$S(d(X_i, Y_i)) = \sum_{k=1}^3 \{ \|d(X_i, Y_i) - d(X_i - 1, Y_i)\|^2 (1 - \beta_x) + \|d(X_i, Y_i) - d(X_i, Y_i - 1)\|^2 (1 - \beta_y) \} \quad (15)$$

과 같이 정의된다. 이것은 PSNR에서 큰 영향을 미치지 않지만 경계 부분과 같은 불연속인 곳의 복원 오차를 줄이기 위해 이웃한 화소의 움직임의 불연속 정도

를 나타내는 β_x, β_y 을 두어 블럭기반 알고리즘에 의한 움직임 벡터가 이웃한 화소와의 차이가 클 경우 fitting시 평활화를 제외하여 시각적으로 우수한 복원 영상을 얻는다. β_x, β_y 은 추정된 블럭기반의 움직임 벡터가 이웃한 벡터의 값과의 차가 임계치 (보통 1)보다 크면 1이 되어 고려되지 않는다.

식 (14)는 계산의 편의성 및 수직, 수평 각각의 상관성을 고려하여

$$J(d^{(1)}) = J(d_x^{(1)}) + J(d_y^{(1)}) \quad (16)$$

과 같이 수평, 수직 성분의 움직임 파라미터 추정을 위한 목적함수의 합으로 표시된다. 각각은

$$J(d_x^{(1)}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(a_1^{(1)} X_i + a_2^{(1)} Y_i + a_3^{(1)} - \hat{d}_x)^2 + \lambda \{ (a_1^{(1)})^2 (1 - \beta_x) + (a_2^{(1)})^2 (1 - \beta_y) \}] \quad (17)$$

$$J(d_y^{(1)}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(a_4^{(1)} X_i + a_5^{(1)} Y_i + a_6^{(1)} - \hat{d}_y)^2 + \lambda \{ (a_4^{(1)})^2 (1 - \beta_x) + (a_5^{(1)})^2 (1 - \beta_y) \}]$$

과 같이 6-파라미터로서 표현된다. 식 (17)를 최소화하는 첫번째 단계에서의 움직임 파라미터 $A^{(1)} = (a_1^{(1)}, a_2^{(1)}, a_3^{(1)}, a_4^{(1)}, a_5^{(1)}, a_6^{(1)})^T$ 를 구할 수 있다. $A^{(1)}$ 파라미터에 의해 복원된 영상은 잡음의 영향이 줄어든 근사화된 결과이다. 기존의 영상 밝기값으로부터의 직접적인 움직임 파라미터 추정 대신에 본 논문에서는 큰 움직임 및 잡음에 강한 움직임 벡터로부터 간접적으로 파라미터를 구한다.

2) 2 단계 움직임 추정: 복원 영상의 gradient를 이용한 움직임 파라미터 보정

물체 단위로 움직임을 고려할 경우 물체의 경계 부분에서 불연속적인 움직임이 나타나고 국부 움직임으로 인한 오차가 발생한다. 이를 줄이기 위해 복원된 영상의 밝기값 성분의 gradient 값을 이용하여 움직임 파라미터를 보정한다. 이는 그림 2(b)의 마지막 블럭에 해당한다. 두번째 단계에서 최소화할 목적함수를

$$J(d^{(2)}) = \frac{1}{N} \sum_i [f_{k-1}(X_i, Y_i) - f_k(X_i + d_x^{(1)} + d_x^{(2)}, Y_i + d_y^{(1)} + d_y^{(2)})]^2$$

$$= \frac{1}{N} \sum_i [f_{k-1}(X_i, Y_i) + f_k(X_i + d_x^{(2)}, Y_i + d_y^{(2)}) - f_k(X_i + d_x^{(1)} + d_x^{(2)}, Y_i + d_y^{(1)} + d_y^{(2)})]^2 \quad (18)$$

과 같이 정의하며 초기 움직임 보정후의 밝기값 오차를 줄인다. 여기서 첨자 (2)는 2번째 단계를 나타낸다. $f_{k+1}(X_i, Y_i)$ 는 1단계에서 근사화된 오차 영상으로서

$$f_{k+1}(X_i, Y_i) = f_{k+1}(X_i, Y_i) - f_k(X_i + d_x^{(1)}, Y_i + d_y^{(1)})$$

이고 $d^{(2)} = (d_X^{(2)}, d_Y^{(2)})$ 은 추정된 움직임 파라미터에서 보정되는 2단계에서의 움직임 변화 양이다. 식 (18)은 Taylor 전개에 의해

$$Kd^{(2)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_{k+1}(X_i, Y_i) - d^{(2)} \nabla f_k(X_i + d_X^{(1)}, Y_i + d_Y^{(1)})]^2 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_{k+1}(X_i, Y_i) - d_X^{(2)} \frac{\partial}{\partial X} f_k(X_i + d_X^{(1)}, Y_i + d_Y^{(1)}) - d_Y^{(2)} \frac{\partial}{\partial Y} f_k(X_i + d_X^{(1)}, Y_i + d_Y^{(1)})]^2 \quad (19)$$

과 같이 표현된다. 이것은 초기 움직임 보상된 영상의 X, Y 방향의 변화 성분으로 표시되며 파라미터를 보정하기 위해 식 (19)를 6-파라미터 모델에 의하여 표현하면

$$Kd^{(2)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f_{k+1}(X_i, Y_i) + (a_1^{(2)}X_i + a_2^{(2)}Y_i + a_3^{(2)})G_X + (a_4^{(2)}X_i + a_5^{(2)}Y_i + a_6^{(2)})G_Y]^2 \quad (20)$$

과 같다. 여기서 G_X, G_Y 는 각각 1단계에서 복원된 영상의 수평, 수직 방향의 gradient 성분으로

$$G_X = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\partial}{\partial X} f_{k+1}(X_i + d_X^{(1)}, Y_i + d_Y^{(1)}) + \frac{\partial}{\partial X} f_k(X_i + d_X^{(1)}, Y_i + d_Y^{(1)}) \right\} \quad (21)$$

$$G_Y = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\partial}{\partial Y} f_{k+1}(X_i + d_X^{(1)}, Y_i + d_Y^{(1)}) + \frac{\partial}{\partial Y} f_k(X_i + d_X^{(1)}, Y_i + d_Y^{(1)}) \right\}$$

과 같다. 식 (21)의 gradient 값은 식 (19)의 밝기값 변화성분 대신 기존의 (8)의 방법을 적용한 것으로 초기 움직임 벡터에 의한 파라미터로 보상된 두 프레임의 X, Y 방향의 변화 성분의 평균을 사용한다. 이 경우 식 (8)의 경우보다 잡음에 둔감한 값을 얻는다. 식 (20)을 최소화하는 파라미터는 각 파라미터에 대해 선형 방정식의 제곱에 대한 편미분이 0인 6개의 방정식으로부터 얻는다. 이때의 행렬 방정식은 정방행렬의 역행렬을 구하면 되는데 이 경우 가우시안 소거법을 사용하여 계산량을 줄인다. 파라미터 $A^{(2)} = (a_1^{(2)}, a_2^{(2)}, a_3^{(2)}, a_4^{(2)}, a_5^{(2)}, a_6^{(2)})^T$ 를 구한 후 최종 움직임 파라미터 A를 $A = A^{(1)} + A^{(2)}$ 와 같이 구한다. 즉 제안한 방법의 1단계에서 블럭기반의 알고리즘을 이용하여 움직임 파라미터 $A^{(1)}$ 를 구한다. 2단계에서는 오차성분을 보정하기 위해 밝기값 성분의 gradient 성분으로 $A^{(2)}$ 를 구하여 최종 움직임 파라미터 A를 얻는다. 즉 본 논문에서는 움직임 벡터를 간접적으로 이용하여 잡음에 강한 특성을 얻고 파라미터 모델로 물체의 움직임을 나타내어 부호화 효율을 높인다.

3. 오차영상의 블럭단위 보상을 이용한 움직임 파라미터 보정

식 (5)의 6-파라미터 모델로 전역적인 움직임 표현

은 한계가 있으므로 물체의 국부적인 오차를 보상하기 위하여 본 논문은 이전의 오차성분을 이용하였다. 움직임 파라미터 A에 의한 보상 후의 국부오차 영상은 이전의 오차 영상과의 상관도가 크다. 특히 현재의 움직임이 이전 프레임에서의 움직임과 크게 비슷하다. 따라서 k번째 프레임의 오차 영상을 현재 프레임에서 구한 움직임 파라미터에 의해 전역 보상하고 이로부터 현재 오차를 보상해도 오차는 크지 않다. 이전 오차 성분을 움직임 파라미터 A에 의해 보상하면 k번째 프레임의 오차 영상 $\hat{R}_k(X, Y)$ 은

$$\hat{R}_k(X, Y) = R_k(X', Y') \quad (22)$$

과 같다. 움직임이 있는 부분에 대해 블럭 단위로

$$\hat{R}_{k+1}(X, Y) = s_A \hat{R}_k(X, Y) + m_A \quad (23)$$

과 같이 식 (22)의 오차영상을 매핑하여 현재오차 영상을 근사화한다. 여기서 s_A 는 오차성분의 크기성분이고 m_A 는 평균을 나타낸다. 이것은 영상의 국부특성을 단순한 파라미터로 표현하기 위해 이전 오차의 국부 특성을 이용한 것이다. 인덱스 A는 움직임 파라미터를 의미한다. 특히 물체의 경계부분의 경우 움직임이 있는 화소만을 고려하여

$$MSE(s_A, m_A) = \sum_{(X, Y) \in O_{BLK}} [R_{k+1}(X, Y) - \hat{R}_{k+1}(X, Y)]^2 \quad (24)$$

를 최소화하는 s_A 와 m_A 를 구한다. 이것은 각 파라미터에 대한 편미분이 0이 되게 하여 구할 수 있다. 여기서 O_{BLK} 은 블럭내의 움직임이 있는 화소의 집합을 가리킨다. 이때의 블럭크기는 부호화 성능을 고려하여 16×16 으로 하였다. 블럭이 더 크면 비트율은 줄어들지만 복원화질 개선이 적으며, 작으면 복원화질 개선이 크지만 비트율이 큰 단점이 있다. 이 알고리즘은 그림 2(a)의 블럭 단위의 오차영상 보상 블럭에 해당한다.

4. 프랙탈 변환을 이용한 MF 영역 보상

MF 영역 보상을 위한 Schiller와 Hötter의 적응적인 DCT-DPCM 부호화 방법은 비트율이 크고 블럭 효과가 큰 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 중간 단계에서 물체 단위의 오차영상의 프랙탈 변환을 통해 부호화 효율을 증대시켰다. 이것은 기존의 프랙탈 변환인 self-VQ (self-Vector Quantization)와 비슷하다.^[14] 그러나 본 논문에서는 오차영상에 대해 물체 단위로 보상하므로 이후에 적용할 블럭기반 알고리즘

의 블럭 효과를 줄이고 계산량을 줄일 수 있다. 이전 오차의 전 영역에 대해 매핑 파라미터를 찾으면 계산량이 많으므로 먼저 기하학적 변환 (geometric transform) 성분을 MF 영역의 현재 오차와 가장 근사한 위치를 이전오차에서 찾고 이 성분으로 보상후의 오차는 수치 변환 (massic transform)하여 현재의 오차에 근접하는 파라미터를 구했다. 기하학적 변환을 위해 affine 변환을 사용하였다. 이전 오차성분과 현재 오차성분은 그 평균값이 일치하지 않으므로 HBMA를 사용하여 두 오차영상 사이의 움직임을 구하고

$$\text{MSE}(B_{MF}) = \sum_{(X, Y) \in O_{MF}} \{ (d_{MF, X} - (b_1 X + b_2 Y + b_3))^2 + (d_{MF, Y} - (b_4 X + b_5 Y + b_6))^2 \} \quad (25)$$

를 최소화하여 MF 영역의 움직임 벡터로부터 affine 파라미터 b_i ($1 \leq i \leq 6$)를 구한다. 여기서 B_{MF} 는 b_i 를 원소로 하는 파라미터 벡터이고 O_{MF} 는 MF 영역에 속하는 화소의 집합을, $d_{MF, X}$ 와 $d_{MF, Y}$ 는 각각 현재의 MF 영역과 비슷한 이전 오차 프레임에서의 화소단위의 수평, 수직 위치를 나타낸다. B_{MF} 에 의해 보상된 물체 단위의 k 번째의 이전 오차성분 $\hat{R}_{MF, k}(X, Y)$ 에 대해

$$\text{MSE}(s_{MF}, m_{MF}) = \sum_{(X, Y) \in O_{MF}} |R_{MF, k+1}(X, Y) - \{s_{MF} \hat{R}_{MF, k}(X, Y) + m_{MF}\}|^2 \quad (26)$$

를 최소화시키는 수치 변화 파라미터인, MF 영역의 크기 및 밝기값 변화 성분 s_{MF} 와 m_{MF} 를 구한다. 여기서 $R_{MF, k+1}(X, Y)$ 는 $k+1$ 번째 프레임의 MF 영역에서의 오차이다. s_{MF} , m_{MF} 에 의해 보정된 오차에 의해 현재의 오차성분을 근사화하고 여기서 발생한 오차를 다시 최종적으로 기존의 Schiller와 Hötter의 방법인 적응적 DCT-DPCM 방법에 의하여 보상한다. MF 영역 보상의 블럭선도를 그림 2(c)에 나타내었다. 이 방법은 기존의 Wollborn의 방법이 IPP 저장을 위한 메모리 및 탐색과정에서의 구현이 복잡하기 때문에 이에 비해서는 하드웨어가 오히려 단순하며 기존의 DCT-DPCM에 비해 복잡하나 프랙탈 특성의 적용으로 비트량을 감축할 수 있는 장점이 있다.

5. 파라미터 부호화 및 움직임 벡터 보간

물체지향 부호화에서 전송할 파라미터로는 모양, 움직임, MF 영역 보상성분이다. MF 영역 보상 성분에서의 프랙탈 변환을 위한 affine 파라미터는 움직임 파

라미터와 같은 방법으로 양자화한다. 수치 변환은 스칼라 양자기를 거친 후 부호화한다. 움직임 파라미터 성분의 부호화를 위해 VQ를 사용한다. 6-파라미터 모델에서 (a_1, a_2) 와 (a_4, a_5) 는 식 (5)의 일차성분으로서 2차원 크기의 벡터로 구성하여 부호화하고 a_3 와 a_6 는 스칼라 양자기를 사용한다.

움직임 파라미터 양자화에 의해 복원영상의 화질저하가 생기므로 이를 줄이기 위해 움직임 벡터를 보간한다. 밝기값 성분의 보간을 위해 이웃한 4개의 화소값으로부터

$$\hat{f}_{k+1}(X, Y) = f_k(X, Y)(1-h)(1-v) + f_k(X+1, Y)h(1-v) + f_k(X, Y+1)(1-h)v + f_k(X+1, Y+1)hv \quad (27)$$

와 같이 구한다. 여기서 $\hat{f}_{k+1}(X, Y)$ 는 $k+1$ 번째 프레임에서 움직임 파라미터에 의하여 복원된 영상이고 h, v 는 각각 이웃한 화소의 수평, 수직 위치에서의 비율을 나타낸다.

움직임 파라미터 A의 양자화에 의해 지나친 화질 저하가 나타나면 오히려 부호화 성능이 저하된다. 이를 고려하기 위해

$$\frac{\text{MSE}_{\text{DFD}}(\text{obj } n)}{\text{MSE}_{\text{FD}}(\text{obj } n)} \leq T_v \quad (28)$$

과 같이 움직임 파라미터의 복원 성능을 비교한다.

여기서 $\text{MSE}_{\text{DFD}}(\text{obj } n)$ 는 n 번째 물체의 DFD (Displaced FD)의 MSE (Mean Square Error)이고 $\text{MSE}_{\text{FD}}(\text{obj } n)$ 는 FD의 MSE를 나타낸다. 식 (28)을 만족하지 않으면 MF 영역 보상을 사용한다. 여기서 움직임 파라미터에 의한 보상과 MF 영역의 보상의 선택은 비트율에 대한 화질의 개선 정도로 구한다.

본 논문에서는 T_v 를 1로 하여 양자화된 움직임 파라미터의 보상후에 화질 개선이 있으면 영상을 움직임 파라미터로 복원한다.

모양 성분의 부호화를 위하여 2×2 블럭을 기본 단위로 한 패키지형 경계 부호화를 사용했다.¹¹⁵⁾ 따라서 움직임 영역을 검출할 때 2×2 블럭단위로 검출하였다.

이 방법은 23개의 부호화 구조를 정의하여 화소당 0.8비트가 사용된다. 이 경우 효율적인 부호화를 위해서 경계선을 단순화해야 한다. 이를 위해 검출된 움직임 영역에 대해 메디안 필터링을 하였다.

V. 실험 결과

모의 실험을 위해 사용한 영상은 352×288 크기의 Clair 영상 30 프레임과 Miss America, Salesman 각 150 프레임 그리고 352×240 Susie 영상 150 프레임으로 모두 8비트로 양자화되었다. 기존의 움직임 파라미터 추정 방법은 Musmann 등의 방법이고 이 알고리즘에 MF 영역의 보정을 위한 방법으로 Schiller와 Hotter의 방법과 Wollborn의 방법을 제안한 방법과 비교하였다.

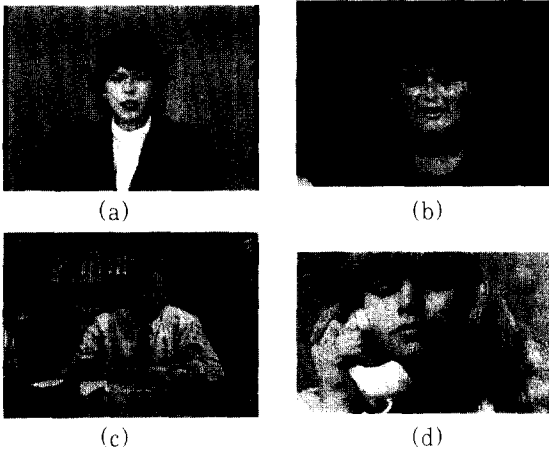


그림 3. 실험 영상

(a) Clair (b) Miss America
(c) Salesman (d) Susie

Fig. 3. Test sequences.

(a) Clair. (b) Miss America.
(c) Salesman. (d) Susie.

그림 3은 실험에 사용한 영상을 나타낸다. 그림 4는 인접한 두 프레임간의 물체 영역 및 MF 영역을 검출한 결과이다. Clair 영상의 경우 주로 얼굴에 움직임이 존재하여 그 부분이 움직임 영역으로 검출되었다. 그외에 몸통부분과 배경 부분이 효과적으로 분리되었다. 영상에서 밝기값이 가장 흐린 부분이 식 (11)을 사용하여 초기에 검출한 움직임 영역이고 회색인 부분이 복원 영상에 대해 식 (13)를 사용하여 검출한 영역이다. 최종적으로 하얗게 표시된 부분이 MF 영역을 나타낸다. Clair와 Miss America 영상의 경우 눈, 코, 입 등이 MF 영역으로 추정되어 눈의 깜빡임 등 국부적으로 심하게 찌그러진 부분은 움직임 파라미터로 효율적으로 표현되지 않았다. Salesman 영상의 경우 상자를 든 부분 및 팔 등이 얼굴과 함께 초기에 물

체 부분으로 검출되었다. 그러나 배경 부분도 영상 취득시 잡음 등의 영향으로 함께 추출되었다. 배경 부분과 손 등이 MF 영역으로 추출되었다. Susie 영상은 전화기 부분과 머리 카락 부분이 MF로 설정되었다.

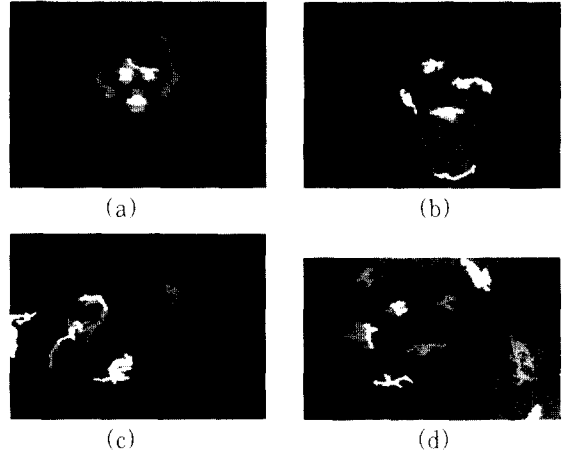


그림 4. 검출된 움직임 영역

(a) Clair (b) Miss America
(c) Salesman (d) Susie

Fig. 4. Extracted moving regions.

(a) Clair. (b) Miss America.
(c) Salesman. (d) Susie.

표 1. 움직임 파라미터 추정 기법의 성능 비교 (PSNR: dB)

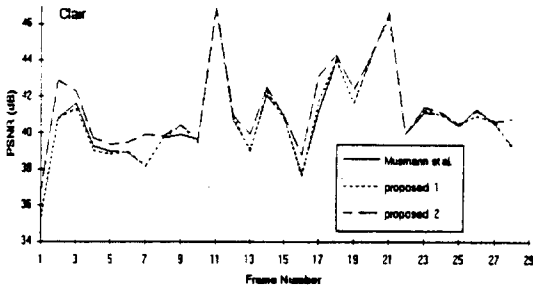
Table 1. Performance comparison of motion parameter estimation methods (PSNR: dB).

방법	실험 영상							
	양자화하지 않은 경우				양자화한 경우			
	Clair	Miss America	Salesman	Susie	Clair	Miss America	Salesman	Susie
Musmann 등의 방법	40.73	38.22	34.05	33.07	40.64	38.09	34.03	32.87
제안한 방법 1	40.84	38.34	34.04	32.77	40.64	38.20	34.00	33.51
제안한 방법 2	41.35	38.82	34.83	34.30	41.17	38.71	34.82	34.07

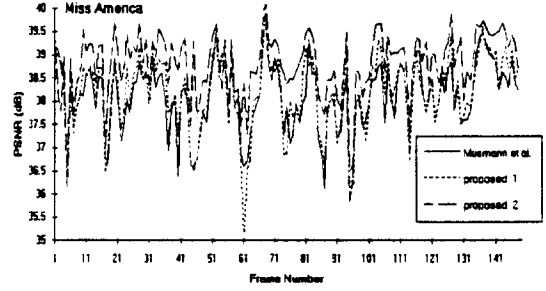
표 1에 각 방법의 움직임 추정 알고리즘의 성능을 비교하였다. 성능 비교를 위해 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)을 사용하였는데 이는

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{(1/(M \times N)) \sum \sum [f(X, Y) - \hat{f}(X, Y)]^2} \quad (29)$$

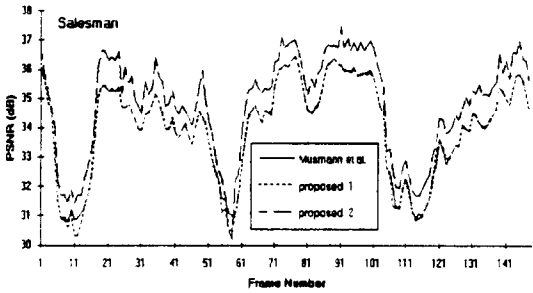
과 같이 정의된다. 여기서 $M \times N$ 는 영상의 크기이며 $f(X, Y)$ 는 원영상을 나타내고 $\hat{f}(X, Y)$ 는 복원영상이다.



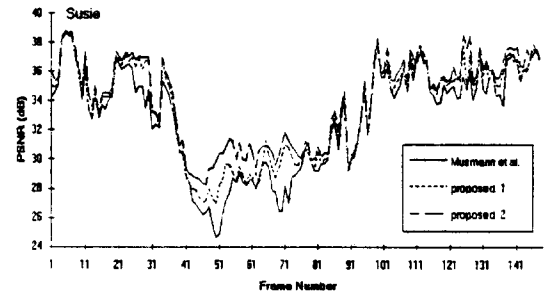
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 5. 세가지 움직임 추정 방법에 의한 복원 영상의 PSNR 비교 (양자화 경우)

(a) Clair (b) Miss America (c) Salesman (d) Susie

Fig. 5. PSNR comparison of images reconstructed by three motion estimation methods (quantization case).

(a) Clair. (b) Miss America. (c) Salesman. (d) Susie.

움직임 검출 임계치를 3으로 고정하고 프레임마다 원 영상을 사용하여 움직임을 추정하였다. 실험 결과는 움직임 파라미터를 양자화한 경우와 그렇지 않은 경우 두가지에 대하여 실험하였다. 기존의 방법은 Musmann 등의 방법이다. 제안한 방법 1은 2-단계 움직임 추정에 의한 방법이고 제안한 방법 2는 2-단계 움직임 추정후 오차영상을 이용하여 16×16 블럭 단위로 움직임 파라미터를 보정한 경우를 나타낸다. 실험 결과로부터 양자화를 사용하지 않은 경우 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 0.1에서 0.6dB의 성능향상을 보였다. 특히 제안한 방법 2의 경우 국부적인 오차 성분의 보상 효과가 우수하였다. 양자화를 사용한 경우 움직임 파라미터 보상시 선형 보간에 의한 밝기값 성분의 보상으로 화질저하가 크지 않았고 양자화를 사용하지 않은 경우와 같이 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 PSNR이 높았다. 그림 5는 각 방법에 대해 양자화를 고려한 경우의 실험영상에 대한 PSNR을 그래프로 나타내었다. 전체적으로 제안한 방법이 기존의 방법에

비해 우수하였다.

표 2(a)에 MF 영역을 보상하기 위한 기존의 방법과 제안한 방법의 성능을 압축률과 PSNR 로 비교하였다. 움직임 파라미터 추정 알고리즘은 Musmann 등의 방법을 동일하게 적용하였다. 추출된 MF 영역에 대해 기존의 Schiller와 Hötter의 방법은 적용 DCT-DPCM을 사용하여 보상한 결과를, 기존의 Wollborn의 방법은 IPP 정합에 의해 보상된 결과를 나타낸다. 제안한 방법은 오차영상의 물체 단위의 프랙탈 변환에 의한 결과를 나타낸다. 움직임 파라미터를 양자화하기 위해 (a_1, a_2) , (a_4, a_5) 성분은 1024개로 하여 파라미터당 5비트를, a_3, a_6 성분은 각각 파라미터당 6비트를 할당하여 전체적으로 물체당 32비트를 할당하였다. 제안한 방법의 프랙탈 변환 부분의 경우 기하학적 변환 부분의 affine 파라미터는 움직임 파라미터와 같이 이차항 성분인 (b_1, b_2) , (b_4, b_5) 성분은 1024개로 하고, b_3, b_6 성분은 64개의 코드 벡터를 할당하였다. 이외에 수치 변환 파라미터는 스칼라 양자기로 5비트

를 할당하였다. 부호책을 얻기 위한 알고리즘으로는 LBG 방법을 사용하고 이때 혼련 벡터는 실험에 사용된 4가지 영상 내의 움직임 파라미터들로부터 얻었다. 실험 결과의 압축률은 MF 영역의 모양성분 및 오차성분의 보상을 위해 할당된 비트율로 구한다. 또한 PSNR도 MF 영역에서의 복원된 결과만을 나타낸다. 실험 결과로부터 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 높은 압축률에서 MF 영역이 1 dB 정도 향상되었다.

표 2. 부호화 성능비교

- (a) MF 영역 보상
- (b) 평균 압축률 및 PSNR

Table 2. Performance comparison of each coding method.

- (a) MF region compensation.
- (b) Average CR and PSNR.

방법	실험 영상							
	Clair		Miss America		Salesman		Susie	
	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR
Schiller와 Hotter의 방법 ^[7]	118	31.53	201	32.78	89	30.47	50	30.23
Wollborn의 방법 ^[6]	137	31.09	225	32.32	86	30.51	62	30.16
제안한 방법	179	31.99	239	33.16	102	31.14	77	31.17

방법	실험 영상							
	Clair		Miss America		Salesman		Susie	
	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR	CR	PSNR
Schiller와 Hotter의 방법 ^[7]	99	38.37	148	35.04	71	33.54	39	29.39
Wollborn의 방법 ^[6]	112	38.55	161	35.01	70	33.77	46	29.21
제안한 방법	159	38.67	169	35.15	84	35.02	45	31.53

표 2(b)는 전체 부호화 측면에서의 기존의 방법과 제안한 방법의 실험 결과이다. 초기 임계치를 3으로 하고 프레임마다 임계치는 각각 프레임의 통계적 특성에 의하여 적응적으로 구하였다. 15프레임마다 intra 프레임을 두었고 이 intra 프레임은 부호화없이 전송되었다고 가정하고 비트율 계산에서 제외하였다. 기존의 방법의 경우 모양 성분과 움직임 성분의 부호화는 제안한 방법과 같은 방법으로 부호화하여 움직임 성분과 MF 영역 보상 성분만을 비교하였다. 제안한 방법의 경우는 2-단계 움직임 보상후의 오차성분을 블럭단위로 보상하고 MF 영역의 오차영상에 대해 물체 단위의 프랙탈 변환을 통해 보상한 것이다. 실험 결과로부

터 Wollborn의 방법이 Schiller와 Hotter의 방법에 비해 압축률 및 PSNR이 높았고 제안한 방법의 경우는 이들 기존의 방법에 비해 우수한 결과를 보였다.

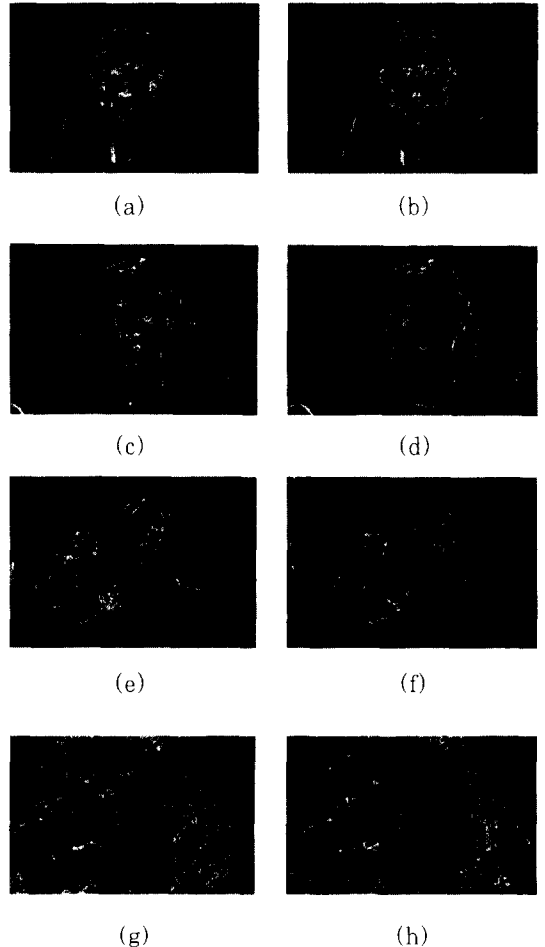


그림 6. 오차영상

- (a) Clair (기존) (b) Clair (제안) (c) Miss America (기존) (d) Miss America (제안) (e) Salesman (기존) (f) Salesman (제안) (g) Susie (기존) (h) Susie (제안)

Fig. 6. Error images.

- (a) Clair (conventional). (b) Clair (proposed). (c) Miss America (conventional). (d) Miss America (proposed). (e) Salesman (conventional). (f) Salesman (proposed). (g) Susie (conventional). (h) Susie (proposed).

그림 6은 제안한 방법과 기존의 방법에 의한 복원영상의 화질을 비교하기 위해 각 복원 영상의 오차의 절

대값을 10배하여 나타낸 것이다. 기존의 방법은 Wollborn의 방법을 사용하여 구현한 알고리즘으로 에지 성분을 제대로 복원하지 못한 반면 제안한 방법의 경우는 에지 부분을 비교적 잘 복원하였다. 이것은 2-단계 움직임 추정 및 복원 후의 오차에 대한 블럭단위 움직임 보정이 물체의 경계 성분을 비교적 잘 복원하였기 때문이다.

표 3. 각 파라미터에 필요한 프레임 당 평균 비트수

Table 3. Average number of bits per frame required for each parameter set.

실현 영상	방법		Wollborn의 방법 ¹⁸⁾	제안한 방법
	프레임당 평균 비트수	Schiller와 Hötter의 방법 ¹⁷⁾		
Clair	움직임	89	100	73
	모양	1907	1857	1282
	MF 영역	6171	5263	3733
	총계	8167	7220	5088
Miss America	움직임	101	93	86
	모양	1519	1813	1513
	MF 영역	3563	3133	3092
	총계	5483	5039	4791
Salesman	움직임	77	85	86
	모양	2872	2891	2454
	MF 영역	8431	8670	7060
	총계	11380	11646	9600
Susie	움직임	140	143	141
	모양	4782	4814	4120
	MF 영역	12350	9543	10631
	총계	17272	14700	14892

표 3에 기존의 방법과 제안한 방법의 부호화 과정에서 각 파라미터에 할당된 비트량을 나타냈다. 각 방법 모두 전체 비트량 측면에서 MF 영역 보상을 위한 비트량이 전체 비트량의 약 70%로 이 부분이 비트량의 대부분을 차지한다. Schiller와 Hötter의 방법은 다른 방법에 비해 MF 영역 보상을 위한 비트 할당량이 크지만 나머지 두 방법은 이 부분의 비트량을 상당히 줄였다. Wollborn의 방법은 Schiller와 Hötter의 방법에 비해 MF 영역 부호화에 필요한 비트량을 줄였으며

제안한 방법은 비트량 감축이 가장 크다.

이상의 결과를 종합하면 제안한 2-단계 움직임 추정은 영상내 존재하는 잡음 성분에 강한 특성을 보였으며 움직임이 큰 경우 기존의 방법에 비해 우수한 복원 영상 화질을 얻었다. 또한 블럭단위로 오차 영상을 보상함으로써 움직임 파라미터 모델로 표현하지 못하는 국부 움직임을 효과적으로 보상하였다. 마지막으로 움직임 보상에서의 개선된 화질로 인해 MF 영역에서 할당되는 비트량이 줄었고 MF 영역에 프랙탈 변환을 적용함으로써 추가적인 비트량 감축이 있었다. 계산량은 블럭단위 움직임 벡터를 위한 계산량이 커서 약 2.5배에서 3배 정도 걸리는 단점이 있으나 기존의 영역 기반 동영상 부호화 기법이나 프랙탈 기법에 비해 계산량이 작다. 전체 부호화 중 움직임 파라미터 추정이 약 70%의 계산량이 필요하므로 피라미드 구조를 이용한 계산량의 추가적인 감축이 필요하다.

VI. 결론

본 논문에서는 블럭기반 움직임 벡터를 이용하여 잡음성분에 비교적 둔감한 2-단계 움직임 파라미터 추정 알고리즘을 제안하였다. 또한 사용한 6-파라미터 모델로 보상할 수 없는 영역에 대해 오차영상의 보상을 이용한 물체지향 부호화기를 제안하였다.

기존의 gradient 기반의 움직임 파라미터 추정 기법을 동영상에 적용할 경우 시각적인 화질 저하는 작지만 프레임마다 오차의 누적이 커져 부호화의 효율이 점점 줄어들고 움직임이 크거나 잡음이 존재하는 경우 PSNR이 낮다. 이에 반해 제안한 방법은 기존의 단점을 보완하기 위해 블럭기반의 알고리즘을 물체지향 부호화에 적용하였다. 2-단계에 걸친 움직임 추정은 잡음성분에 둔감하고 큰 움직임 성분을 잘 나타내며 오차영상의 블럭단위 보상은 움직임 보상 효과가 크지 않는 국부 오차를 보상하여 PSNR 향상을 가져왔다. MF 영역에서는 오차영상을 물체 단위로 프랙탈 매핑함으로써 물체를 보다 자연스럽게 표현하여 비트율을 크게 줄였다. 결과로부터 제안한 방법이 저전송 부호화에 효율적이었다. 앞으로의 과제는 제안한 방법을 계산량의 측면을 고려한 피라미드 구조로 확장하여 다해상도에서 보다 효율적인 부호화기를 구현하고 또한 부호화 측면에서 최적에 가까운 임계치 설정에 관한 연구이다.

참 고 문 헌

- [1] R. Y. Tsai and T. S. Huang, "Estimating three-dimensional motion parameters of a rigid planar patch," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-29, no. 6, pp. 1147-1152, Dec. 1981.
- [2] M. Hötter and R. Thoma, "Image segmentation based on object oriented mapping parameter estimation," *Signal Processing*, vol. 15, no. 3, pp. 315-334, Oct. 1988.
- [3] H. G. Musmann, M. Hötter, and J. Ostermann, "Object-oriented analysis-synthesis coding of moving images," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 1, no. 2, pp. 117-138, Oct. 1989.
- [4] N. Diehl, "Object-oriented motion estimation and segmentation in image sequences," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 3, no. 1, pp. 23-56, Feb. 1991.
- [5] J. Ostermann, "Object-based analysis-synthesis coding based on the source model of moving rigid 3D objects," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 6, no. 2, pp. 143-161, May 1994.
- [6] M. Hötter, "Optimization and efficiency of an object-oriented analysis-synthesis coder," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. CSVT-4, no. 2, pp. 181-194, Apr. 1994.
- [7] H. Schiller and M. Hötter, "Investigations on colour coding in an object-oriented analysis-synthesis coder," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 5, no. 4, pp. 319-326, Oct. 1993.
- [8] M. Wollborn, "Prototype prediction for color update in object-based analysis-synthesis coding," *IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. CSVT-4, no. 3, pp. 236-245, June 1994.
- [9] 김준식, 박래홍, "물체지향분석 및 합성부호화에서 가산 투영을 이용한 영상분석 기법," 전자공학회 논문지-B, 제 31-B권, 제 8호, pp. 87-98, 1994년 8월
- [10] J.-S. Kim and R.-H. Park, "Mapping parameter estimation using integral projections and segmented moving objects in object-oriented analysis-synthesis coding," *Optical Engineering*, vol. 35, no. 1, pp. 156-165, Jan. 1996.
- [11] J.-H. Moon and J.-K. Kim, "On the accuracy and convergence of 2-D motion models using minimum MSE motion estimation," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 6, pp. 319-333, Aug. 1994.
- [12] R. Thoma and M. Bierling, "Motion compensating interpolation considering covered and uncovered background," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 1, no. 2, pp. 191-212, Oct. 1989.
- [13] 조대성, 박래홍, "블럭기반 움직임 벡터필드 보정을 이용한 객체지향 부호화기," 신호처리 합동 학술대회 논문집, 제 8권, 제 1호, pp. 971-975, 1995년 9월
- [14] Y. Fisher, D. Rogovin, and T. P. Shen, "Fractal (self-VQ) encoding of video sequences," in *Proc. SPIE Visual Communication and Image Processing '94*, vol. 2308, Chicago, Illinois, pp. 1359-1370, Sep. 1994.
- [15] J. J. Chae, S. B. Chae, W. Y. Choi, and R.-H. Park, "Effective contour coding technique using the 2×2 block", in *Proc. Int. Symp. Information Theory and Its Applications 1990*, pp. 27-30, Waikiki, Hawaii, Nov. 1990.

저 자 소 개



趙大星(準會員)

1971年 9月 5日生. 1994年 2月
서강대학교 전자공학과 졸업 (공
학사). 1996年 2月 서강대학교
대학원 전자공학과 졸업 (공학석
사). 1996年 현재 삼성 종합기술
원 근무. 주관심 분야는 영상 부

호화, 컴퓨터 비전, 영상 통신 등임.

、朴來弘(正會員) 第 23卷 第 6號 參照.

현재 서강대학교 전자공학과 교수