

論文96-33A-3-18

물체지향 부호화에서 계층적 구조를 이용한 결합형 변환 파라미터 추정 기법에 의한 움직임 검출 및 보상

(Motion Detection and Compensation in Object-Oriented Coding Based on Combined Mapping Parameter Estimation Using Hierarchical Structure)

李 昌 範 *, 金 俊 植 **, 朴 來 弘 ***

(Chang Bum Lee, Joon Seek Kim, and Rae-Hong Park)

요 약

본 논문은 물체지향 부호화에서 변환 파라미터 검출 방법을 연구하였다. 본 논문에서는 기존의 변환 파라미터 검출 방법이 갖는 과도한 계산량을 줄이면서 기존 방법의 성능에 근접한 결과를 얻을 수 있는 고속 파라미터 검출 방법을 제안하였다. 계산량 감축을 위하여 계층적 차영상 구조를 사용하였으며, 계층적 구조로 인한 성능 저하를 보상하기 위하여 6-파라미터와 8-파라미터 검출 방법을 결합시켰다. 모의 실험은 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 월등한 계산량 감축을 얻을 수 있으며, 기존의 방법에 근접한 결과를 보여준다.

Abstract

This paper investigates estimation methods of mapping parameters in object-oriented coding. In this paper, we propose a fast parameter estimation method with its performance similar to that of the conventional methods. We employ hierarchical structure in difference images to reduce the computational complexity and also combine conventional six- and eight-mapping parameter estimation methods to compensate for the performance degradation caused by employment of hierarchical structure. Computer simulation shows that the proposed method gives results similar to conventional methods with greatly reduced computational complexity.

I. 서 론

동영상 시스템에서 움직임 검출 및 이의 효율적인 부호화는 매우 중요하다. 움직임 검출은 시간에 따라

변화하는 영상을 효율적으로 부호화하기 위해 사용하는 방법으로 인접한 영상간의 움직임을 검출하여 부호화하므로 복원된 영상의 화질 향상뿐만 아니라 전송정보의 압축률면에서도 좋은 결과를 나타낸다. 움직임 검출 및 보상 방법은 크게 두가지로 나눌 수 있는데, 첫째는 화소 단위의 움직임을 검출하여 보상하는 화소순환 알고리즘 (PRA: Pel Recursive Algorithm)이며, 둘째는 영상을 일정한 크기의 블록으로 나눈 후 각 블록에 대한 움직임을 보상하는 블록정합 알고리즘 (BMA: Block Matching Algorithm)이다. 전자는 비교적 정확한 움직임을 검출할 수 있지만 과도한 계

* 正會員, 韓國電子通信研究所, 뉴미디어서비스 研究室 (New Media Service Sec., ETRI)

** 正會員, 湖西大學校 電子工學科 (Dept. of Elec. Eng., Hoseo Univ.)

*** 正會員, 西江大學校 電子工學科 (Dept. of Elec. Eng., Sogang Univ.)

接受日字: 1995年9月28日, 수정완료일: 1996年2月13日

산량으로 인해 실시간 처리가 어려우며, 후자는 전자에 비해 화질은 조금 떨어지지만 계산량이 전자에 비해 월등히 적어 실시간 처리가 보다 용이하다.

한편, 상기 방법들의 단점인 영상내에 화질저하를 보상하기 위해, 영상내에 존재하는 물체단위로 움직임을 검출, 복원할 수 있으며 시작적으로 BMA보다 우수한 화질의 영상을 복원할 수 있고 정보전송량 측면에서도 더 많은 정보를 압축할 수 있는 부호화 방법인 물체지향 분석 및 합성 (object-oriented analysis-synthesis) 부호화 방법^[14]에 대한 연구가 최근 활발히 진행되고 있다. 이 방법은 이동 물체의 특징 및 구조들을 이용한 이동검출 방법으로서 각 영상을 움직이는 물체단위로 분할한 후 이동 정보와 형태 정보 그리고 밝기 정보를 표현하는 파라미터 정보를 전송한다. 그러나 이러한 변환파라미터 방법은 과도한 계산량이 문제가 된다. 본 논문에서는 2계층으로 나누어 변환파라미터를 검출하였는데 낮은 해상도에서 현재 영상과 이전 영상의 프레임 차 (frame difference: FD)에 해당되는 차영상 (difference image)에 대하여 8-파라미터를 구한 다음 이를 실제 해상도의 차영상에 적용하여 계산량을 기존 방법에 비해 약 1/4 정도로 크게 감축하였다. 아울러 계산량 감축으로 인한 복원 영상의 저하를 보상하기 위해 변환 파라미터를 다음과 같이 적응적으로 결합 사용하는 알고리즘을 제안하였다. 즉 물체변화 탐지시 이동량이 적은 물체에 대해서는 간이 변환 파라미터 검출 방법인 6-파라미터 방법을 사용하고, 이동성이 큰 경우에는 기존에 많이 사용되는 표준 변환 파라미터 검출 방법인 8-파라미터 방법을 사용함으로써, 복원 영상의 화질을 개선하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II절에서는 기존의 물체지향 분석 및 합성 부호화 방법에 대해서 살펴보고, III절에서는 계층적 영상 구성 방법 및 결합형 변환 파라미터 검출 방법을 제안하였다. IV절에서는 물체경계 검출 및 영상합성에 대해 사용한 방법들을 기술하였으며, V절에서는 컴퓨터 모의 실험을 통한 제안한 방법의 성능을 보이고, 마지막으로 VI절에서 결론을 맺었다.

II. 기존의 물체지향 합성 부호화 방법

기존의 물체지향 분석 및 합성 부호화 방법은 연속 영상의 각 영상을 움직이는 물체 단위로 분할한 후 각

물체의 이동정보와 형태정보 및 밝기정보를 묘사하는 파라미터들을 전송하는 방법으로 이들 각각에 대한 이동정보와 형태정보 그리고 밝기정보가 수신단으로 전송된다. 수신단에서는 이들에 대한 정보를 받아 영상을 복원한다.^[15]

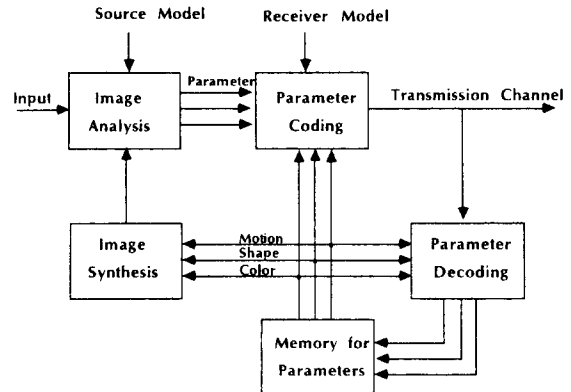


그림 1. 물체지향분석 및 합성부호화의 블록도

Fig. 1. Block diagram of object-oriented analysis-synthesis coding.

그림 1은 물체지향 분석 및 영상분석 방법의 블록도이다. 그림에서 영상분석 (image analysis) 부분은 입력영상을 각각의 물체단위로 분할하여 이전영상에 대한 합성영상을 사용해 현재영상내에 있는 물체의 움직임 정보 (A_i)와 형태정보 (M_i) 그리고 밝기정보 (S_i)를 추정하는 부분이다. 파라미터 부호화 부분은 추정된 파라미터들을 각각의 정보에 적합하게 부호화하는 부분이며, 파라미터 메모리 부분은 물체 파라미터 정보를 저장하는 부분이고, 파라미터 복호화 부분에서 메모리에 저장된 정보들이 복원된다. 또한 영상 합성 부분은 검출된 파라미터들을 사용하여 영상을 합성하는 부분으로 현재 영상에 대한 파라미터들을 검출하기 위한 이전영상의 합성된 영상을 저장하는 부분이다.^[15]

앞에서 설명한 물체지향 분석 및 합성 부호화 개념에 따라 영상내의 물체는 각 물체의 움직임 정보, 형태 정보, 밝기정보를 나타내는 파라미터들에 의해 묘사된다. 이때 수신단으로 전송되는 정보량은 물체나 물체의 움직임을 묘사하는 모델을 어떤 것을 사용하느냐에 따라 달라진다.

물체지향 분석 및 합성 부호화에서 가장 중요한 부분이 영상분석 부분이며 이 부분은 영상내의 움직이는 물체를 분리하여 각 물체의 움직임 파라미터를 검출하

는 역할을 한다. 움직이는 물체를 검출하고 각 물체의 속도를 추정하는 여러가지 방법들이 제안되었지만 이들 대부분은 optical flow에 의해 이동정보를 검출^[6]하기 때문에 물체의 경계와 움직임 사이의 의존성이 모호하다는 것이 단점이다.^[7, 8] 물체의 정확한 움직임 검출은 물체의 경계와 상관성을 가지고 있다. 다시 말해 정확한 움직임 검출은 물체의 경계에 대한 정보의 정확한 검출이 사전조건으로 보장되어야 하며, 이와 반대로 정확한 물체경계의 검출은 정확한 움직임 묘사가 필수적이다. 즉, 움직임 검출과 물체경계의 검출은 서로 연관성이 있으며 서로에게 영향을 미친다.

물체의 움직임을 묘사하는 모델에는 크게 두가지가 있다. 하나는 3차원 공간상의 움직임을 2차원의 평면 강체로 묘사하는 모델이며,^[9] 또 다른 하나는 3차원 공간상의 움직임을 3차원 강체로 묘사하는 모델^[7, 8]이다. 전자는 영상평면상에서 검출한 특징들의 대응여부를 조사하여, 강체 움직임 등과 같은 가정으로부터 유도되는 제한조건을 만족하는 해를 구하여 이동정보를 검출하는 방식이며, 후자는 영상평면상의 모든 화소들에 대해 2차원 속도를 구하고 부가적인 제한조건을 사용하여 3차원 이동정보를 계산하는 방식이다. 후자의 경우 3차원 움직임을 묘사하므로 비교적 실제의 움직임과 유사한 이동정보를 검출할 수 있으나 계산량이 방대하여 동영상 부호화에 응용하기에는 어렵다.^[10] 따라서 본 연구에서는 전자의 방식에 속하는 변환 파라미터를 사용한 이동정보 검출모델을 사용한 방식에 대해 연구하였다.

III. 제안한 계층적 영상 구성 및 결합형 파라미터 검출 방법

1. 전체 시스템 구성

제안한 알고리즘의 전체 시스템 전체 흐름도가 그림 2에 도시되어 있다. 이를 세부적으로 기술하면 다음과 같다.

먼저 연속된 두 영상 즉 현재 영상과 이전 영상의 차영상을 구한 다음 이동 물체에 대한 labeling을 한다. 다음 1/4 크기로 축소된 차영상을 구한 다음 이 저해상도 차영상을 이용하여 저해상도 원영상에서 간 이 파라미터인 6-파라미터를 검출한다. 이 결과값을 원해상도에의 영상합성 결과와 비교하여 물체별로 파라미터 검증을 시도한다. 만약 이 단계에서 성공적으로

검증이 되면 파라미터와 물체의 경계 정보를 부호화한다.

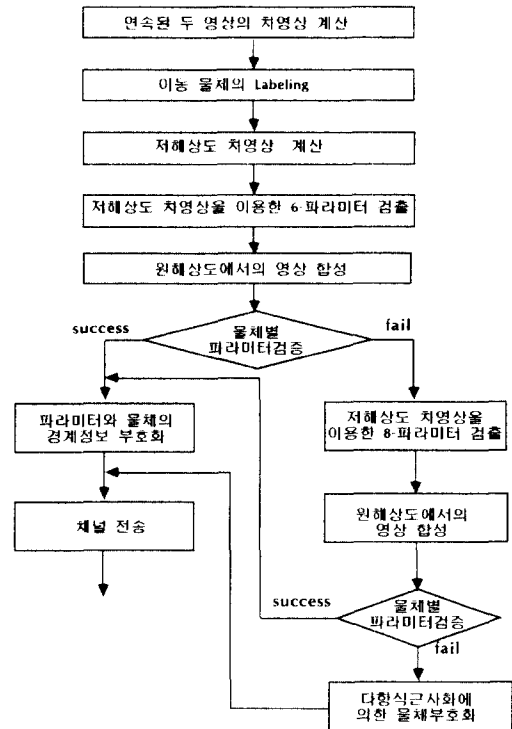


그림 2. 제안한 방법의 Flowchart

Fig. 2. Flowchart of the proposed method.

만약 이 단계에서 검증에 실패하면 저해상도 차영상을 이용하여 저해상도 원영상에서 표준 파라미터인 8-파라미터를 검출하고 다시 원영상에서의 영상 합성 결과와 비교하여 물체별로 검증한다. 만약 이 검증이 성공하면 파라미터와 물체의 경계 정보를 부호화하고, 실패하면 이 영역에 대해 다항식 근사법에 의해 임의의 형태의 영역 근사화를 하여 영역 데이터 값대신 근사화 정보와 경계 정보를 전송함으로써 전송정보량도 줄인다.

다음에는 본 논문에서 제안한 계층적 차영상의 구성 방법 및 결합형 변환 파라미터 검출 방법을 세부적으로 기술하고, 아울러 본 논문에서 적용한 영역화 알고리즘에 대해 간략히 언급한다.

2. 제안한 계층적 영상 구성 방법

제안한 계층적 영상 구성방법은 그림 3에 도시한 바와 같이, 현재 영상과 이전 영상의 차영상을 구하여 원

차영상의 1/4 크기로 축소한 후 축소된 지해상도 영상에서 변환 파라미터를 구한 후 이값을 이용, 원해상도의 변환 파라미터를 계산하여 이를 이용하는 방법이다. 이 방법을 단계별로 설명하면 다음과 같다. 단계 1에서는 현재 영상과 이전 영상의 차영상을 구한다. 단계 2에서는 2 x 2 블록에 해당하는 4개의 화소중에서 절대값이 가장 큰 값을 다음 식과 같이 선택한다.

$$A = \{a, b, c, d\}, K = A, \text{ if } K = \text{MAX} \{abs(A)\} \quad (1)$$

여기서 A 는 변화 영역 (change region)이며, A 의 요소 a, b, c, d 는 변화 영역내에 포함된 2 x 2 블록에 해당하는 4개의 각 화소값이고, $abs()$ 는 밝기값의 절대값을 나타내며, $\text{MAX}()$ 란 해당 화소중 밝기값이 가장 큰 최대값을 가진 값을 선택함을 의미하며, K 는 선택된 화소값이다.

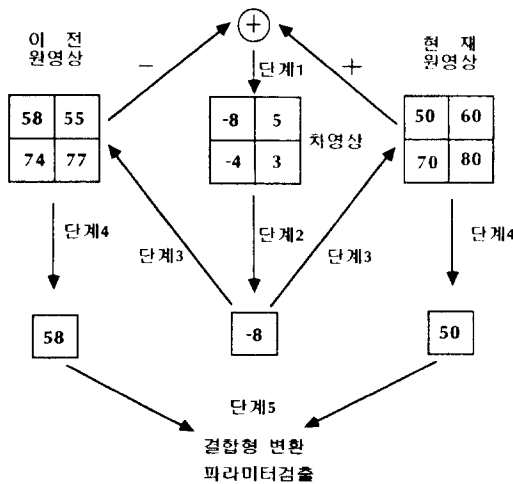


그림 3. 변환 파라미터 검출을 위한 계층적 차영상 구조

Fig. 3. Hierarchical structure in difference image for mapping parameter estimation.

단계 3에서는 선택된 위치에 해당하는 원해상도 영상에서 해당 화소값을 추출한다. 단계 4에서는 이러한 방식으로 추출한 화소값으로 저해상도 영상을 재구성한 다음, 단계 5에서는 결합형 변환 파라미터를 검출한다. 그러나 변화 영역이 아주 작아 변환 파라미터에 의해 움직임 묘사가 불가능한 경우에는 변환파라미터 대신 물체 내부의 밝기정보를 경계정보와 함께 전송한다. 이 경우 다항식 근사법^{[11][15]}에 의해 임의의 형태

의 영역 근사화가 가능하며, 전송정보량도 줄일 수 있다. 본 논문에서 사용한 다항식 근사화방법은 Kocher와 Leonardi^[14]가 사용한

$$\hat{g}(x, y) = b_1 + b_2 x + b_3 y + b_4 x^2 + b_5 y^2 + b_6 xy \quad (2)$$

로 주어지는 다항함수를 사용하여 부호화된 경계정보로부터 영역근사화가 가능하도록 하였다. 식 (2)에서 $\hat{g}()$ 는 근사값을 나타내며, $[b_1, b_2, \dots, b_6]$ 는 다항 근사식의 계수들이다. 이때 이들 계수들은 한 물체내의 원화소값과 근사화된 화소값사이의 sum of square error (SSE)를 최소화하는 근사화 계수를 구함으로써 얻을 수 있다. N 개의 화소를 포함하는 영역의 원화소값과 근사화 계수 그리고 근사화 오차에 대한 관계는

$$g = (Xb) + e$$

$$g = \begin{bmatrix} g(x_1, y_1) \\ g(x_2, y_2) \\ \vdots \\ g(x_N, y_N) \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_6 \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & x_1^2 & y_1^2 & x_1 y_1 \\ 1 & x_2 & y_2 & x_2^2 & y_2^2 & x_2 y_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_N & y_N & x_N^2 & y_N^2 & x_N y_N \end{bmatrix}, e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix} \quad (3)$$

으로 표시될 수 있으며, 이때 g 는 원화소의 밝기값의 N -벡터이며, $g()$ 는 2차원상 x_i, y_i 위치에서의 화소값을 의미하며, b 는 근사화 계수의 6-벡터를 나타내고 X 는 N 개 화소의 좌표를 사용한 $N \times 6$ 행렬이며 e 는 근사화 오차에 대한 N -벡터이다.

3. 제한한 결합형 변환 파라미터 검출 방법

변환 파라미터에 의한 이동검출 방식^[11, 4, 7]은 연속한 두장의 2차원 영상내의 각 화소간의 대응관계를 계산하여 이들사이의 이동정보를 검출하는 것으로, 일반적으로 화소간의 대응관계는 8개의 변환 파라미터에 의해 표현된다. 그러나 경우에 따라서는 계산량 감축을 위해 6개의 변환 파라미터로 전송하는 방법을 택할 수 있다.

본 논문에서는 1절에서 기술한 바와 같이 각 물체에 대해서 적응적으로 간이 파라미터인 6-파라미터와 8-파라미터 방법을 결합하여, 검증을 거쳐 적용하였다. 이 방법은 전송한 계층적 차영상 구성 방법과 통합 적용되며, 기존의 방법에 비해 약 1/4정도로 계산량이 감축되는 효과를 볼 수 있으며, 아울러 복원영상의 화실에 있어서 기존 방법에 근접한 결과를 얻을 수 있다.

다음에는 본 논문에서 적용한 변환 파라미터를 이용

한 맵핑 관계 및 검출 방법 그리고 기존 방법과 제안한 방법의 계산량 비교에 대해서 세부적으로 언급한다.

가. 변환 파라미터를 이용한 맵핑 관계

동영상에서 연속되는 영상간의 시각적 변화는 전적으로 영상내에 있는 물체의 움직임에 의한다고 볼 수 있으며, 3차원 물체공간상에서의 이동물체 각 점의 실제 밝기는 변화가 없다고 가정하면 이동정보의 계산이 간단해진다. 이때 움직임에 따른 영상내에서의 밝기의 변화를 해석하기 위해 3차원 물체공간을 2차원 영상평면으로 투영하는 투영모델이 필요하며 물체의 움직임을 묘사하는 3차원 이동모델 그리고 물체의 표면형태를 나타내는 물체에 대한 모델 등이 필요하다.

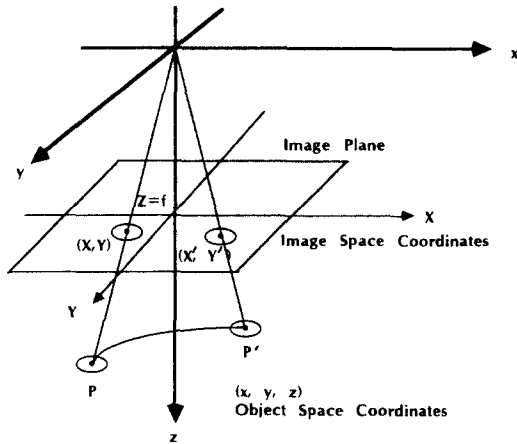


그림 4. 3차원 움직임 추정을 위한 기본적인 기하 형태

Fig. 4. Basic geometry for three-dimensional motion estimation.

카메라로부터 취득한 영상은 일반적으로 central projection에 의해 설명될 수 있다. 그림 4에서와 같이 물체내의 어떤 점 P 를 고려할 때 (x, y, z) 는 t_1 시각에서의 점 P 의 물체공간상에서의 좌표이며, (x', y', z') 는 t_2 시각에서의 점 P' 의 물체공간상에서의 좌표라 가정하고 카메라에 의해 영상평면으로 투영된 좌표를 각각 (X, Y) 와 (X', Y') 이라고 가정하면 각 좌표간의 관계는

$$\begin{aligned} X' &= f \frac{x'}{z'}, & Y' &= f \frac{y'}{z'} \\ X &= f \frac{x}{z}, & Y &= f \frac{y}{z} \end{aligned} \quad (4)$$

와 같다. 여기서, f 는 카메라의 초점거리이다.

물체는 선형이동 및 회전 그리고 선형변환만을 가정하고 t_1 시각에서 $ax + by + cz = 1$ 인 평면강체의 한 이동모델을 사용하면,

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} &= S \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + R \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a & b & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \\ &= S \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + R \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a\Delta x & b\Delta x & c\Delta x \\ a\Delta y & b\Delta y & c\Delta y \\ a\Delta z & b\Delta z & c\Delta z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ a_7 & a_8 & a_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

로 되며, 여기서 S 는 3×3 의 선형변환행렬이고, R 은 3×3 의 회전행렬이고 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)^T$ 는 선형이동량을 나타내는 벡터이다. 영상 평면사이의 관계는

$$\begin{aligned} (X', Y') &= \left(\frac{a_1 X + a_2 Y + a_3}{a_7 X + a_8 Y + 1}, \frac{a_4 X + a_5 Y + a_6}{a_7 X + a_8 Y + 1} \right) \\ &= A(X, Y) \end{aligned} \quad (6)$$

로 나타낼 수 있다. 식 (6)의 변환을 mapping 변환이라 하며, 이것이 물체지향 및 합성부호화에서 일반적으로 적용되는 표준 8-파라미터 방법이다.

식 (6)에서와 같은 8개의 변환 파라미터를 계산하여 영상평면에서의 이동정보 $(\Delta X, \Delta Y)$ 를

$$\begin{aligned} \Delta X &= X' - X \\ &= \frac{-a_7 X^2 - a_8 XY + (a_1 - 1) X + a_2 Y + a_3}{a_7 X + a_8 Y + 1} \\ \Delta Y &= Y' - Y \\ &= \frac{-a_7 X^2 - a_8 XY + (a_5 - 1) X + a_4 Y + a_6}{a_7 X + a_8 Y + 1} \end{aligned} \quad (7)$$

로 표시할 수 있다.

만약 카메라로부터 공간상의 물체가 멀리 떨어져 있다고 가정하면 parallel projection으로 모델링할 수 있고

$$\begin{aligned} X' &= a_1 X + a_2 Y + a_3 \\ Y' &= a_4 X + a_5 Y + a_6 \end{aligned} \quad (8)$$

와 같이 6개의 파라미터로 표현가능하며, 본 논문에서는 전술한 계층적 차영상의 화질저하를 개선하기 위하여 실제 합성된 영상과의 검증 절차를 거쳐 식 (8)에 기술된 6개의간이 변환 파라미터를 결합 사용하였다.

나. 변환 파라미터의 검출

영상사이의 이동정보를 검출하기 위해서는 변환 파

라미터라 불리는 a_i ($i = 1, 2, \dots, 8$)을 검출하는 과정이 필요하다. [1, 5]

인접한 영상사이의 물체 움직임을 변환 파라미터에 의해 묘사하는 수식에 대해 설명하겠다. 영상내의 한점 (X, Y)가 다음 영상에서 (X', Y')인 점으로 이동하였다고 가정하면 이때 물체의 움직임에 의한 빛의 변화와 영상사이의 차를 mapping 변환에 의해 나타내면

$$S_{k+1}(X, Y) = S_k(X', Y) = S_k(A(X, Y)) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} FD(X, Y) &= S_{k+1}(X, Y) - S_k(X, Y) \\ &= S_k(X', Y) - S_k(X, Y) \\ &= S_k(A(X, Y)) - S_k(X, Y) \end{aligned} \quad (10)$$

로 나타낼 수 있다. 여기서 $S_{k+1}(X, Y)$ 및 $S_k(X, Y)$ 는 각각 현재 및 이전 영상의 (X, Y)점에서의 밝기값이며, $FD(X, Y)$ 는 추정된 연속된 두 영상의 프레임 차이값이다.

식 (10)을 변환 파라미터에 대한 함수로 표현하기 위해 Taylor 전개를 이용하여, 정리하면

$$\begin{aligned} FD(X, Y) &= G_x X \Delta a_1 + G_x Y \Delta a_2 + G_x \Delta a_3 + G_y X \Delta a_4 \\ &\quad + G_y Y \Delta a_5 + G_y \Delta a_6 - X(G_x X + G_y Y) \Delta a_7 \\ &\quad - Y(G_x X + G_y Y) \Delta a_8 \\ &= H \Delta a \end{aligned} \quad (11)$$

이다. 이때 $\Delta a = a - e$ 로 $e = (1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0)^T$ 이며 $a = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8)^T$ 이며, 여기서

$$G_x = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\partial S_{k+1}(X, Y)}{\partial X} + \frac{\partial S_k(X, Y)}{\partial X} \right\}$$

$$G_y = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\partial S_{k+1}(X, Y)}{\partial Y} + \frac{\partial S_k(X, Y)}{\partial Y} \right\}$$

$$\begin{aligned} H &= [G_x X, G_x Y, G_x, G_y X, G_y Y, G_y, \\ &\quad -X(G_x X + G_y Y), -Y(G_x X + G_y Y)] \end{aligned}$$

이다. [3] 여기서 식 (11)에서 공간방향에 대한 미분은 밝기 신호의 인접한 화소들을 사용하여 구하는데 x 축과 y 축 각각에 대한 공간방향 미분값은 각 방향의 인접한 화소들끼리의 차이의 평균값을 사용한다.

위에서 설명한 mapping 변환과정은 식 (12)처럼 가정된 평면강체모델의 mapping 변환에 의한 이론적

차영상값 $\widehat{FD}(X, Y)$ 와 실제의 차영상값 $FD(X, Y)$ 사이의 최소화 문제로 표시할 수 있으며, 이는 각 물체의 원영상에 대한 차영상값과 예측된 차영상값을 최소화할 수 있는 변환 파라미터값을 결정하기 위한 것이다. 식 (12)의 해는 영상내의 p 개의 화소에 대해 식 (11)의 선형방정식을 얻어 이 방정식의 해를 구함으로써 얻을 수 있다.

$$E[\{FD(X, Y) - \widehat{FD}(X, Y)\}] \rightarrow Min. \quad (12)$$

만일 p 가 8보다 클 경우 p (≥ 8)개의 선형방정식의 해를 구하기 위해서는 선형회귀법 (linear regression method)을 사용하며, 선형회귀법에 의해 변환 파라미터를 구하는 식은

$$\Delta a = (H^T H)^{-1} H^T F D \quad (13)$$

와 같으며, 여기서

$$\Delta a = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_8 \end{bmatrix} \text{ 이고, } F D = \begin{bmatrix} F D_1 \\ F D_2 \\ \vdots \\ F D_p \end{bmatrix} \text{ 이며, } H = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ \vdots \\ H_p \end{bmatrix}$$

이다.

위에서 $F D_i$ 는 차영상의 화소값이며, H_i 는 식 (11)에 주어진 행렬 요소값이다.

다. 계산량 비교

기존 8-파라미터 검출 방법과 제안한 계층적 영상구성 방법의 계산량 비교를 설명하기 위해 임의의 물체 크기가 100 화소인 물체를 가정할 경우 계산량은 다음과 같다.

먼저 계산량을 산출하기 전에 계산 대상인 식 (13)의 각 항을 정의하면, 기존 8-파라미터 검출 방법을 사용하는 경우 첫째 항 및 셋째 항의 H^T 는 8×100 (파라미터수 \times 화소수) 행렬이며, 둘째 항 H 는 100×8 행렬이고, 첫째 항 및 둘째 항 계산 결과의 역행렬 (inverse matrix)은 8×8 행렬이며, 넷째 항 $F D$ 는 100×1 행렬이다. 제안한 방법의 경우는 화소수가 25 화소로 감소되므로 H 행렬의 경우 25×8 행렬이 되고, 다른 항들도 이와 동일한 방법으로 행렬이 변경된다.

다음 기존 8-파라미터 검출 방법을 사용하여 곱셈 및 나눗셈 계산량을 구해보면,

첫째 항과 둘째 항의 연산에서는 $(100 \times 8) \times 8$ 번의 계산이 필요하며, 이 결과의 역행렬은 일반적인 Gauss-Jordan 방법의 적용시 512 번의 계산이 요구

된다. 역행렬 결과와 셋째 항의 연산에서는 $(8 \times 100) \times 8$ 번의 계산이 필요하다. 다음 이 결과와 넷째 항의 연산에서는 $(100 \times 1) \times 8$ 번의 계산이 필요하다.

덧셈 및 뺄셈 계산량은 첫째 항과 둘째 항의 연산에서는 $(99 \times 8) \times 8$ 번의 계산이 필요하며, 이 결과의 역행렬은 392 번의 계산이 요구된다. 역행렬 결과와 셋째 항의 연산에서는 $(7 \times 100) \times 8$ 번의 계산량이 필요하다. 다음 이 결과와 넷째 항의 연산에서는 $(99 \times 1) \times 8$ 번의 계산이 필요하다.

제안한 방법의 경우 상기 방법과 같이 계산하여 계산 결과들을 요약하여 표 1에 나타내었다. 표 1에서 곱셈, 나눗셈, 덧셈 및 뺄셈의 연산처리 속도가 모두 같다고 가정할 경우 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 평균적으로 약 1/4정도의 계산량을 가짐을 알 수 있다.

표 1. 8-파라미터 방법 및 제안한 계층적 방법의 계산량 비교

Table 1. Comparison of computational requirements for the 8-parameter method and proposed hierarchical one.

	8-파라미터 검출방법	제안한 계층적 방법	비율(%)
곱셈/나눗셈	14,112	3,912	27.72
덧셈/뺄셈	13,120	3,520	26.83

4. 영역화 과정

제안한 방법에서 사용한 영역화 알고리즘^[14]은 효과적으로 다른 영역들과의 밀접한 관련성을 적용하기 위해 적절한 데이터 구조의 정의를 요구한다. 여기서 적용한 영역화 알고리즘은 RAG (Region Adjacency Graph) 방법이며, 이 방법은 영역에 대응하는 각 노드들과 근접한 영역들을 나타내는 노드들을 영역하는 링크들로 이루어진 일반적인 지도 그래프 (map graph) 방법이다. 이것의 기본 개념은 모든 그래프를, 이 링크가 연결되는 두 영역들 사이에 존재하는 비유사도 (dissimilarity)를 나타내는 값으로 링크시키는 것이다. 그후 작은 비유사도를 나타내는 링크는 제거되고, 그것이 연결되는 두개의 노드는 한 노드로 합쳐진다. 다음 이 통합 과정은 주어진 종결 조건이 만족될 때까지 반복된다.

이 영역화 과정은 다음 세 단계로 구성된다.

1) 영상 행렬 형태를 RAG 형태로 맵핑

영상의 RAG 표현은 원영상을 가장 근접한 정사각형 형태의 그래프 노드들로 나뉘어진 후 비유사도 값은 그들을 연결하는 링크에 좌우된다. 두 근접한 영역들간의 비유사도의 측정치는 원래의 데이터와 두 근접한 영역들에 대한 만족할만한 계수 사이에 SSE값으로서 정의된다.

2) 여러 RAG 노드들의 반복적인 통합

최초 RAG가 설정될 때 최소 링크값들은 이 링크에 의해 연결된 두 노드들을 합치는 값으로 선택된다. 그 두 노드들은 그래프 표현으로부터 행렬 표현을 항상 연결시킬 수 있도록 두 ancestor들 사이의 정보들이 들어있는 새로운 노드에 의해 대체된다. 마지막으로 이전에 두 노드를 연결하는 링크는 제거되고, 두 노드에 연결되었던 값들이 나머지 그래프들에 대해 다시 계산된다. 통합 과정은 영역화된 영상의 갯수가 현재 임계값이하로 되거나 가장 최소의 비유사도값이 최대 허용된 오차를 초과할 때까지 반복된다.

3) RAG를 영상 행렬 형태로 맵핑

통합 과정이 종결될 때 다음 RAG 표현은 다음 과정을 사용해서 행렬로 다시 맵핑된다. 마지막 RAG의 각 노드는 그 영역내의 2차원 신호 평균값으로 영상 행렬 형태로 정해진 영역에 대응된다.

IV. 물체 경계 검출 및 영상 합성

물체지향 분석 및 합성 부호화방법은 기존의 방법을 사용하였으며, 이는 그림 5에 보이는 것과 같은 구조를 가진다. 이는 변환 파라미터를 계산하는 부분과 구해진 변환 파라미터에 의해 영상을 합성하는 부분 그리고 구해진 변환 파라미터들이 정확한 지를 검사하는 세 부분으로 구성되어 있다.

변환 파라미터를 계산하는 부분에서는 인접한 두장의 영상으로부터 차영상을 구해 움직임이 있는 부분에 대해 앞절에서 설명한 변환 파라미터를 사용하여 이동 정보를 구하며, 이때의 변환 파라미터를 사용하여 영상 합성부에서 합성영상을 만든다. 모델 검증부에서는 합성된 영상과 원영상의 오차를 계산해 정확한 변환 파라미터가 구해졌는지를 판단하여 구해진 변환 파라미터가 적합한지를 검사하여 그 물체에 적합한 정보를 전송한다.

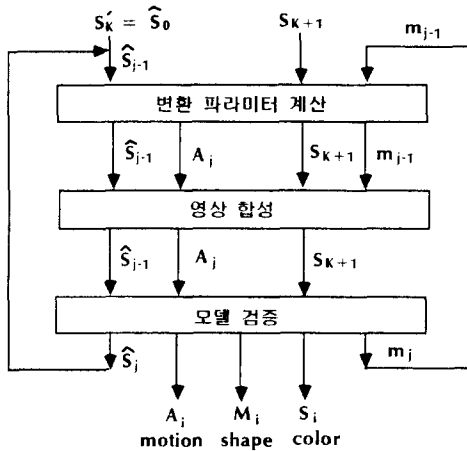


그림 5. 기존의 물체지향분석 및 합성 부호화 방법

Fig. 5. Conventional object-oriented analysis-synthesis coding.

$$\overline{DFD^2}(\text{obj } i) = \sum_{(X, Y) \in \text{obj } i} \frac{\{S_{k+1}(X, Y) - S_j(X, Y)\}^2}{\text{size}(\text{obj } i)} \quad (14)$$

$$\overline{FD^2}(\text{obj } i) = \sum_{(X, Y) \in \text{obj } i} \frac{\{S_{k+1}(X, Y) - S_k(X, Y)\}^2}{\text{size}(\text{obj } i)} \quad (15)$$

단, $S_{k+1}(\cdot)$ 은 현재영상을 나타내며, $S_j(\cdot)$ 은 j 번째 단계에서 합성된 영상이며, $S_k(\cdot)$ 은 합성된 이전영상을 나타낸다. 위 식에서 $\overline{DFD^2}(\text{obj } i)$ 은 임의의 물체 i 에 대해서 변환 파라미터에 의해 보정한 mean square displaced frame difference를 나타내며, $\overline{FD^2}(\text{obj } i)$ 은 임의의 물체 i 에 대한 mean squared frame difference를 나타낸다. 또한 모델검증을 위한 조건으로 식 (16)을 사용하며 $\overline{DFD^2}(\text{obj } i)$ 와 $\overline{FD^2}(\text{obj } i)$ 의 비가 주어진 임계값 T_v 보다 작을 때 가정된 모델의 타당성이 입증되며, 그렇지 않을 경우 그 물체를 움직임 보정이 불가능한 물체로 간주하여 움직임 검출/보정방법을 사용하지 않고 물체의 원래 밝기정보를 부호화한다.^[1, 16]

$$\frac{\overline{DFD^2}(\text{obj } i)}{\overline{FD^2}(\text{obj } i)} \begin{cases} < T_v: \text{가정된 모델이 타당한 경우} \\ \geq T_v: \text{가정된 모델이 타당하지 않은 경우} \end{cases} \quad (16)$$

이때 임계값 T_v 는 물체크기의 몇 %정도가 움직임 보정에 의해 보상될 때 그 물체가 움직임 보정이 가능한 지에 따라 결정되는 임계값이며, 이 값에 의해 변환 파라미터의 정확도가 검증된다. 이 값은 0에서 1 사이의 값을 사용하며, 이 값이 1에 가까울수록 검출된 파라미터의 검증시 변환 파라미터의 적용이 실패한 물체 (fail-object)의 수가 감소하게 되며, 0에 가까운

값을 사용할수록 적용이 실패한 물체의 수가 증가하게 된다. 본 실험에서 사용한 값은 Miss America 영상에 대해서는 0.6 정도의 값을 사용하였으며, Salesman 영상에 대해서는 0.8 정도의 값을 사용하였다.

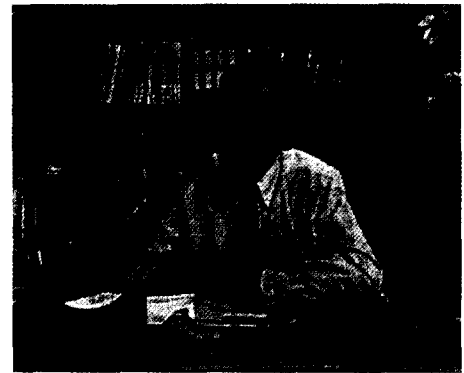
변환 파라미터의 의해 움직임 보정이 불가능한 물체에 대해서는 변환 파라미터 대신 밝기 정보를 경계 정보와 같이 전송하였다. 이 경우 전송한 다항식 근사법을 사용하여 임의의 형태의 영역 근사화가 가능하도록 하여 전송량도 줄일 수 있었다.

V. 모의 실험 및 결과 분석

컴퓨터 모의 실험은 기존의 방법과 제안한 방법을 비교하였다. 실험에 사용한 영상은 Miss America 영상 150장, Salesman 영상 150장으로, Miss America와 Salesman 휘도 영상의 해상도는 352 x 288이며, 8비트로 양자화된 영상이다.



(a)



(b)

그림 6. 실험 영상 (a) Miss America 영상 (b) Salesman 영상

Fig. 6. Test sequences. (a) Miss America. (b) Salesman.

그림 6은 Miss America와 Salesman의 연속 프레임중 한 영상씩을 각각 나타낸다.

실험 영상에 대한 성능 분석 측정치로

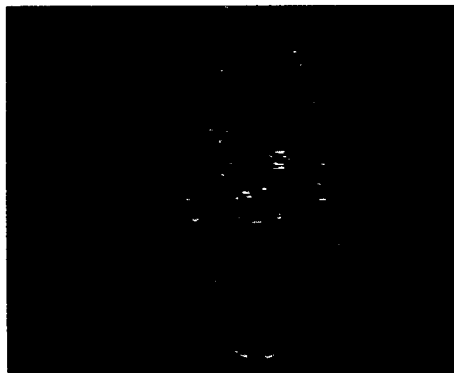
$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{IJ} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J [O(i, j) - R(i, j)]^2} \quad (17)$$

로 주어지는 PSNR (peak signal to noise ratio)을 사용하였다. 여기서 $O(.)$ 는 원영상의 화소값을 나타내고 $R(.)$ 는 복원된 영상의 화소값이며, I 와 J 는 영상의 가로와 세로의 크기이다.

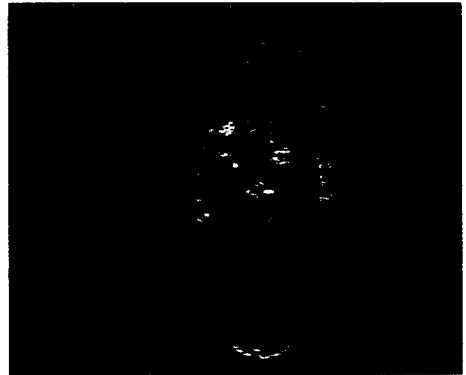
기존 방법과 제안한 방법의 차영상에 의한 성능 비교를 위해 각각의 오차 영상을 확대하여 그림 7에 보였다. 그림 7(a)는 현재 영상과 이전 영상의 차영상을 10배하여 나타낸 영상이며, 그림 7(b)-(e)는 원영상과 복원된 영상의 오차 영상의 절대값을 10배하여 나타낸 것으로 머리, 눈, 입 부분 등에서 6-파라미터 검출 방법을 적용한 결과에 비해 8-파라미터 검출 방법과 제안한 방법의 오차가 적은 것을 볼 수 있다.



(a)



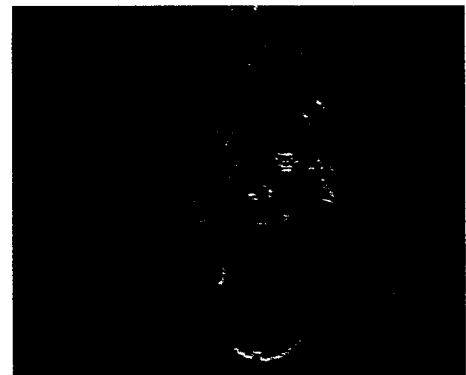
(b)



(c)



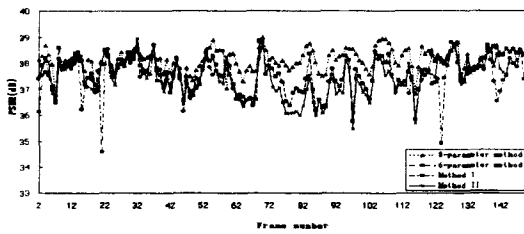
(d)



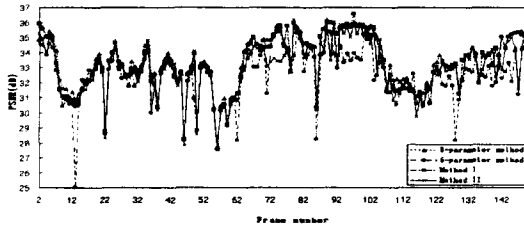
(e)

그림 7. Miss America의 오차 영상에 의한 성능 비교 (a) 차영상 (b) 8-파라미터 검출 방법 (c) 6-파라미터 검출 방법 (d) 방법 I (e) 방법 II

Fig. 7. Performance comparison by error images from the Miss America sequence (114th frame). (a) Difference image. (b) 8-parameter method. (c) 6-parameter method. (d) Method I. (e) Method II.



(a)



(b)

그림 8. 기존 방법과 제안한 방법의 PSNR 그래프
(a) Miss America 영상 (b) Salesman 영상

Fig. 8. PSNR graphs of conventional methods and proposed ones. (a) Miss America. (b) Salesman.

기존 방법과 제안한 방법의 복원 화질을 비교하기 위해 PSNR 그래프를 두 영상에 대해 그림 8에 보였 다. 여기서는 기존 방법인 8-파라미터 검출 방법을 적용한 결과와 같이 파라미터인 6-파라미터 검출 방법을 적용한 결과, 그리고 제안한 두 방법에 의한 결과들을 보이고 있는데, 방법 I은 6-파라미터 검출 방법과 8-파라미터 검출 방법을 결합하여 물체에 따라 적응적으로 적용한 결과이며, 방법 II는 방법 I과 제안한 계층적 차영상 방법을 통합 적용한 결과이다. 이 결과에서 보듯이 전체적으로 Miss America와 Salesman 영상에서 제안한 방법의 PSNR 값이 기존 6-파라미터 검출 방법을 적용한 결과보다 우수하며, 기존 8-파라미터 검출 방법의 결과에 보다 근접함을 알 수 있다. 한편 Miss America의 frame number 21과 124, Salesman 영상의 frame number 13, 128 등에서 다른 방법에 비해 PSNR이 많이 떨어지는데, 이 이유는 6-파라미터 검출 방법은 비교적 간단한 움직임 검출 방법으로, 이들 영상의 경우와 같이 물체의 움직임이 복잡한 경우 성능 저하가 심하며, 빠른 움직임에 따른 기복도 심하기 때문이다. 반면, 8-파라미터 검출 방법은 복잡한 물체 움직임에 대해서도 비교적 좋은 성

능을 나타내며, 제안한 방법에서도 6-파라미터 검출 방법에 의해 움직임 검출이 실패한 경우, 8-파라미터 검출 방법에 의해 움직임 검출이 이루어지므로 움직임 검출 성능이 6-파라미터보다 우수하다.

표 2. 기존 방법 및 제안한 방법의 평균 PSNR (단위: dB)

Table 2. Average PSNR for the conventional methods and proposed ones (unit: dB).

적용 방법	시험 영상	
	Miss America	Salesman
8-파라미터 방법	38.16	33.49
6-파라미터 방법	37.43	32.48
방법 I	37.65	33.33
방법 II	37.49	32.96

다음에 기존 방법 및 제안한 방법의 평균 PSNR 결과를 표 2에 보였으며, 기존 방법과 제안한 방법의 평균 영역 크기 비율을 표 3에 나타내었다. 이 결과를 보면 Miss America 영상에 대해서 방법 I은 6-파라미터 검출 방법을 사용한 경우에 비해 PSNR이 약 0.22dB가 높으나, 8-파라미터 검출 방법을 사용한 경우에 비해서는 약 0.51dB가 떨어지는데 이 이유는 표 3에서 보듯이 6-파라미터 검출이 가능한 부분 영역이 전체 영역의 약 9.62%로서, 이는 전체 영상중 움직임이 있는 영역인 "change region"의 약 59.20%가 6-파라미터로 검출된 결과이다. Salesman 영상에 대해서는 Miss America 영상에 대한 실험 결과와는 달리, 방법 I은 6-파라미터 검출 방법을 사용한 경우에 비해 약 0.85dB가 높으며, 8-파라미터 검출 방법을 사용한 경우에 비해서는 약 0.16dB만이 차이가 난다. 그 이유는 표 3에서 보듯이 6-파라미터 검출 방법의 적용이 가능한 부분 영역이 약 5.90%로서, 전체 영상에 대한 움직임이 있는 영역인 "change region"의 약 36.76%만이 6-파라미터 검출 방법으로 검출되고 나머지 영역은 8-파라미터 검출 방법이 적용된 영역 및 기타 영역 (변환 파라미터로 처리하지 못하고 다항식 근사법을 이용한 영역으로 처리된 "failure region")이 상대적으로 Miss America에 비해 많기 때문이다. 이러한 결과는 Salesman 영상이 Miss America 영상에 비해 움직임 영역은 비슷하나, 움직임이 빠르고 영

상의 복잡도가 큰 점에서 비롯된 결과로 생각된다. 전술한 "change region"은 6-파라미터 및 8-파라미터 검출 방법을 적용한 영역과 적용에 실패한 영역인 "failure region" 그리고 영역 크기가 적어 처리가 불필요한 영역인 "small region"으로 구성되며, 본 실험에서 "small region"의 영역은 원영상의 경우 64화소보다 적은 화소로 구성된 영역으로 정의하였으며, 축소된 영상의 경우는 16화소보다 적은 화소로 구성된 영역으로 정의하였다.

표 3. 기존 방법 및 제안한 방법 적용시 평균 영역 크기 비율 (%)

Table 3. Average region ratio for the conventional estimation methods and proposed ones.

시험 영상	영역	적용 방법			
		8-파라미터 검출 방법	6-파라미터 검출 방법	방법 I	방법 II
Miss America	change region	16.25	16.25	16.25	16.25
	6-parameter region	-	9.62	9.62	13.18
	8-parameter region	15.73	-	6.33	2.77
	failure region	0.44	6.41	0.09	0.21
Salesman	change region	16.05	16.05	16.05	16.05
	6-parameter region	-	5.90	5.90	3.63
	8-parameter region	12.33	-	6.62	7.53
	failure region	3.30	9.82	3.20	4.65

또한 기존의 방식으로 처리한 경우 적용 영역 크기에 따른 성능 비교를 표 3에서 분석해 보면, 8-파라미터 또는 6-파라미터 검출 방법으로 Miss America의 경우 전체 움직임이 있는 영역인 16.25 %의 약 96.92%가 8-파라미터로 검출가능하나, 6-파라미터 검출 방법을 적용할 경우 전체 움직임이 있는 영역의 59.20%만이 6-파라미터 방법으로 검출가능하다. Salesman 영상에 대해서는 8-파라미터 및 6-파라미터 검출 방법을 적용한 경우, 각각 76.82%, 36.76%

로서 Miss America에 비해 훨씬 적용 영역이 적어지고 "failure region"은 크게 증가되어 방법 I은 영상의 복잡도에 의해 6-파라미터 검출 방법의 적용 영역 크기가 영향을 받음을 알 수 있었다.

계층적 방법과 결합한 방법 II는 방법 I과 비슷한 결과를 보이는데 방법 I에 비해 계산량은 III장 제안한 방법에서 언급한 바와 같이 약 1/4정도로 계산량이 감축되며, 복원된 영상의 PSNR이 Miss America 영상의 경우 약 0.16dB, Salesman 영상의 경우 0.37dB 정도의 차를 보였다. 이러한 계층적 방법은 물체의 움직임 및 변화 영역의 크기가 큰 경우 현재의 2계층에서 필요에 따라 N계층으로 확장할 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 물체지향 분석 및 합성부호화에서 이동 물체별 움직임 정보 검출을 위한 새로운 변환 파라미터 검출 방법을 제안하였다.

물체지향 분석 및 합성부호화 방법은 기존의 움직임 검출 방법에 비해, 영상내에 존재하는 물체단위로 움직임을 검출 복원할 수 있어 시각적으로 보다 우수한 화질의 영상을 복원할 수 있고, 정보전송량 측면에서도 더 많은 정보를 압축할 수 있다. 그러나, 물체의 특징 및 구조들을 이용한 이동검출 방법으로서 각 영상을 움직이는 물체단위로 분할한 후 이동 정보와 형태 정보 그리고 밝기 정보를 표현하는 파라미터 정보를 전송하는 변환파라미터 방법은 과다한 계산량이 문제가 된다.

제안한 변환 파라미터 검출 방법은 기존의 변환 파라미터 검출 방법이 갖는 과다한 계산량을 줄이면서 기존 방법의 성능에 근접한 결과를 얻을 수 있는 방법으로서 계산량 감축을 위하여, 차영상을 1/4 크기로 축소하여 저해상도 영상을 재구성한 후 6-파라미터를 검출한 다음 원해상도에서의 영상합성 결과와의 검증 절차를 거쳐 이를 적용하는 계층적 영상 구성방법을 제안하였으며, 계산량 감축으로 인한 복원 화질의 저하를 보상하기 위하여, 이 방법에 6-파라미터와 8-파라미터 검출 방법을 결합시켜 복원영상의 화질을 개선하였다.

이론적인 분석 및 모의 실험 결과, 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 월등한 계산량 감축을 얻을 수 있었으며 복원영상의 화질은 기존의 방법에 근접한 결과

를 얻었다.

참 고 문 헌

- [1] H. G. Musmann, M. Hötter, and J. Ostermann, "Object-oriented analysis-synthesis coding of moving images," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 1, pp. 117-138, Oct. 1989.
- [2] 김준식, 박래홍, "물체지향분석 및 합성부호화에서 가산 투영을 이용한 영상분석 기법," 전자공학회 논문지-B, 제 31-B권, 제 8호, pp. 87-98, 1994년 8월
- [3] 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, pp. 156-165, Jan. 1996.
- [4] J.-H. Moon and J.-H. Kim, "On the accuracy of 2-D motion models using minimum MSE motion estimation," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 6, pp. 319-333, Aug. 1994.
- [5] M. Hötter and R. Thoma, "Image segmentation based on object-oriented mapping parameter estimation," *Signal Processing*, vol. 15, pp. 315-334, Oct. 1988.
- [6] G. Adiv, "Determining three-dimensional motion and structure from optical flow generated by several moving objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-7, pp. 384-401, July 1985.
- [7] J. O. Fang and T. S. Huang, "Some experiments on estimating the 3-D motion parameters of a rigid body from two consecutive image frames," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-6, pp. 545-554, Sep. 1984.
- [8] R. Y. Tsai and T. S. Huang, "Uniqueness and estimation of three-dimensional motion parameters of rigid objects with curved surface," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-6, pp. 13-27, Jan. 1984.
- [9] R. Y. Tsai and T. S. Huang, "Estimating three dimensional motion parameters of rigid planar patch," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, vol. ASSP-29, pp. 1147-1152, Dec. 1981.
- [10] W. Geuen and F. Kappel, "Principle strategy of model based source coding," in *Picture Coding Symp.*, pp. 165-166, Stockholm, Sweden, June 1987.
- [11] M. Eden and M. Unser, "Polynomial representation of pictures," *Signal Processing*, vol. 10, pp. 385-393, Oct. 1986.
- [12] M. Gilge, T. Engelhardt, and R. Mehlan, "Coding of arbitrarily shaped image segments based on a generalized orthogonal transform," *Signal Processing: Image Commun.*, vol. 1, pp. 153-180, Oct. 1989.
- [13] M. Gilge, "Region-oriented transform coding (ROTC) of images," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, '90*, Albuquerque, New Mexico, U.S.A., pp. 2245-2248, Apr. 1990.
- [14] M. Kocher and R. Leonardi, "Adaptive region growing technique using polynomial functions for image approximation," *Signal Processing*, vol. 11, pp. 47-60, Mar. 1986.
- [15] C.-H. Teh and R. T. Chin, "On digital approximation of moment invariants," *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 33, pp. 318-326, Mar. 1986.
- [16] M. Gilge, "Coding of arbitrarily shaped image segments using moment theory," in *Conf. EUSIOCO-88, Signal Processing IV: Theories and Applications*, Grenoble, France, pp. 855-858, Sep. 1988.

— 저 자 소 개 —



李 昌 範(正會員)

1955년 3월 23일생. 1979.2.
서강대학교 전자공학과(공학사).

1990.8. 서강대학교 대학원 전
자공학과(공학석사). 1991.9.

현재 서강대학교 대학원 전자공

학과 박사과정. 1983.3.-현재 한국전자통신연구소
신입연구원. 주관심 분야: 영상통신, 컴퓨터비전, 그
래픽. ATM Traffic Modeling

金 俊 植(正會員)

第 29卷 第 4號 參照

현재 호서대학교 전자공학과

조교수

朴 來 弘(正會員)

第 23卷 第 6號 參照

현재 서강대학교 전자공학과 교수