

論文99-36S-1-7

다각형 정합 알고리즘을 이용한 affine 변환 움직임 보상

(Motion Compensation by Affine Transform using Polygonal Matching Algorithm)

朴曉錫*, 黃燦植**

(Hyo Seok Park and Chan Sik Hwang)

요 약

초저속 동영상 부호화에서 블록화 현상을 해결하기 위해 affine 변환을 이용한 움직임 보상 방법이 제안되었고 움직임 추정에서 정밀한 움직임 벡터를 추정하기 위해 육각형 정합 알고리즘이 제안되었다. Affine 변환에서 영상을 삼각형 조각들로 나눌 때 삼각형 형태와 물체가 불일치할수록 보상 영상의 예측 에러가 증가하고 일그러짐 현상이 나타난다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 영상의 윤곽 정보에 따라 다른 형태의 삼각형 조각들로 나누고, 또한 윤곽 정보가 복잡한 부분은 삼각형을 세분화하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 방법에서 정밀한 움직임 벡터를 추정할 때 이웃하는 삼각형 조각 형태 차이로 인하여 다각형 정합 알고리즘을 제안하고 H.263과 성능을 비교한다.

Abstract

Motion compensation by affine transform has been proposed as a solution to the block artifact problems in very low bit rate video coding and a HMA(Hexagonal Matching Algorithm) has been proposed for refine motion estimation. When dividing images with an affine transform, there is an increase in the prediction errors of the compensated images and distortion appears, as image objects do not necessarily conform to triangle patterns. In this paper we propose a method that first divides an image into triangular patches according to its edge information and then further divides the image into more detailed triangular patches where more complicated edge information occurs. We also propose a PMA(Polygonal Matching Algorithm) for refine motion estimation because of the different triangle pattern types of neighboring blocks and its performance is compared with H.263.

I. 서 론

최근 음성이나 문자를 전송할 목적으로 설치된 초저속 통신망을 통해 화상데이터에 대한 서비스 요구가

증가하고 있다. 64kbps이하의 전송율을 요구하는 초저속 통신망을 통해 동영상을 전송해야 하기 때문에 높은 압축율의 영상 압축 알고리즘이 절실히 필요하다 [1-2]

* 正會員, 大邱科學大學 電子科
(Department of Electronics, Taegu Science College)

** 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部
(School of Electronic and Electrical Engineering, Kyungpook University)

接受日字:1998年8月27日, 수정완료일:1998年12月22日

ITU-T/LBC 그룹에서는 공중 전화망을 통한 화상 전화를 목적으로 기존에 존재하는 영상 압축 알고리즘을 이용하여 표준안을 완성하려는 단기표준안과 공중 전화망 및 이동통신망의 환경에서 새로운 압축 알고리즘을 이용하여 표준안을 완성하려는 장기표준안으로 나누어 연구가 진행 중에 있다. 단기표준화 권고안인 H.263은 기존의 H.261의 영상 압축기법인 BMA-체

DCT 기반 압축 알고리즘을 초저속 통신망에 적합하도록 개량한 것이다^[3]. 초저속 전송율에서 BMA-DCT 기반 부호화에 적합한 최대 해상도는 128×112 화소의 영상규격으로 보다 높은 화면 해상도와 좋은 화질을 구현하기 위해서는 기존의 BMA-DCT와는 다른 새로운 압축기법이 요구된다^[4-6].

기존의 움직임 보상 방법인 BMA는 블록 단위로 가로, 세로 방향의 병진 운동만을 가정하여 2개의 움직임 파라미터를 사용하므로 회전, 확대, 축소, 변형 등의 움직임을 처리할 수 없고 움직임 보상 영상에서 블록화 현상이 발생한다. 블록정합에서 가정하는 움직임 모형은 적은 수의 움직임 파라미터를 사용하므로 3차원 공간의 움직임을 정확히 근사화 하기 어렵다. 초저속 비트율의 영상 부호화에서 효율적인 움직임 보상을 위해서는 블록 정합보다 더욱 정밀한 움직임 모형의 공간 변환(spatial transform)을 채택해야 한다^[4]. 공간 변환으로는 affine 변환, bilinear 변환, perspective 변환 등이 있다^[6].

Affine 변환을 이용한 움직임 보상은 영상을 삼각형 조각들로 나누어 세 개의 꼭지점에 대한 정확한 움직임 벡터를 추정한 후 6개의 움직임 파라미터를 구하여 회전, 확대, 축소, 변형 등의 움직임을 처리할 수 있다. 정밀한 움직임 벡터를 추정하기 위해서 육각형 정합 알고리즘을 사용한다^[4]. 육각형 정합에서는 먼저 블록 정합에 의해 대강의 움직임을 추정한 후 꼭지점 주변 여섯 개의 삼각형으로 이루어지는 육각형을 단위로 정밀한 움직임을 추정한다.

영상을 삼각형 조각으로 나누는 구조에는 균일한 모양으로 나누는 균일 삼각형 구조와 균일한 모양을 기초로 하여 삼각형의 꼭지점을 물체의 윤곽으로 이동시키는 적응적 삼각형 구조가 있다^[7-8]. 적응적 삼각형 구조를 사용할 경우는 움직임 벡터 추정에서 역방향 움직임 벡터 추정을 사용할 수 없고 순방향 움직임 벡터 추정만을 사용해야 하는 단점이 있다. 초기에 삼각형 구조를 균일하게 사용할 경우 물체의 모양과 삼각형 형태가 불일치할수록 예측 영상의 에러가 크게 되고 보상 영상에서 일그러짐 현상이 발생한다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 영상의 윤곽 정보를 이용하여 물체의 윤곽에 따라 다른 형태의 삼각형 형태를 가지도록 하는 알고리즘을 제안한다. 물체의 윤곽에 따라 삼각형 형태가 정해지므로 기존의 방법에 비해 예측 영상의 에러가 줄어든다. 윤곽

정보가 복잡한 블록에 대해서는 블록을 네 개의 소블록으로 나누고 각각의 소블록에 대해 윤곽정보에 따라 삼각형 조각 형태를 결정한다. 또한 네 개의 소블록으로 나누어진 블록의 이웃하는 블록에 대해서는 소블록의 인접 꼭지점을 이용하여 세 개의 삼각형 조각으로 나누어 affine 움직임 보상을 한다. 제안한 삼각형 구조는 정밀한 움직임 벡터를 찾고자 할 때 꼭지점 주위의 삼각형 형태 차이 때문에 기존의 육각형 정합을 사용할 수 없어 삼각형 조각의 형태에 따른 다각형 정합 알고리즘(PMA: Polygonal Matching Algorithm)을 제안한다.

II. Affine 변환을 이용한 움직임 보상

기존의 움직임 보상 방법인 BMA는 블록들의 움직임을 추정하고 추정된 움직임 벡터만큼 이동하여 현재 블록과 동일한 형태와 크기의 블록을 가져옴으로써 움직임 보상을 한다. 현재 블록과 예측 블록간의 위치 차이가 움직임 정보에 해당하며 따라서 평행 이동 정보만을 찾아낼 수 있다. 실제로 있어서 운동체는 평행 이동 뿐만 아니라 회전 이동 및 카메라 축방향의 이동도 일어날 수 있다. 저전송율 영상 부호화에서와 같이 몇 개의 프레임을 생각하고 부호화 하는 경우나 운동체가 강체(rigid body)가 아닌 경우 또는 하나의 블록 안에 두 개 이상의 운동체가 포함되거나 배경과 운동체가 동시에 포함된 경우에는 화질의 저하와 블록화 현상이 발생한다. 이런 단점을 극복하기 위해 좀 더 복잡한 움직임 모형을 이용한 압축 기법이 연구되고 있다. 움직임 모형 중에서 가장 정교한 모형이 모델기반 압축기법(model-based coding)에서 사용되고 있는 3차원 모형이다. 3차원 모형은 3차원 공간에서의 움직임을 정확하게 표현하지만 현재의 영상 분석 기술로는 실제의 영상으로부터 정확한 움직임 파라미터들을 추출해 내기가 어렵다. 좀 더 구현이 용이한 방법으로 BMA 보다는 복잡하나 모델기반 압축 기법보다는 간단한 공간변환(spatial transform) 또는 영상 비틀림(image warping)을 이용한 움직임 모형이 사용된다.

1. Affine 변환을 이용한 움직임 보상 방법

움직임 보상 방법은 영상을 지역적인 영역(블록이나 조각)들로 나누어 각 영역에 대해 움직임 파라미터들

의 집합을 추정하는 기법이다. n 번째 프레임의 예측 영상 $\hat{I}_n(x, y)$ 을 이전 프레임의 복원영상 $I_{n-1}(x', y')$ 으로부터 합성하는 과정은 질감매핑 과정으로 간주될 수 있다. 이 과정은 식 (1)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \hat{I}_n(x, y) &= \hat{I}_{n-1}(x', y') \\ &= \hat{I}_{n-1}(f(x, y), g(x, y)) \end{aligned} \quad (1)$$

여기에서 $\hat{I}_n(x, y)$ 과 $\hat{I}_{n-1}(x', y')$ 사이의 기하학적 관계는 변환 함수 $x' = f(x, y)$ 와 $y' = g(x, y)$ 에 의해 정의된다.

움직임 보상 방법이 BMA인 경우의 변환 함수는 식 (2)와 같이 물체의 평행이동만 표현된다.

$$\begin{aligned} f(x, y) &= x - \hat{u}_i \\ g(x, y) &= y - \hat{v}_i \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 (\hat{u}_i, \hat{v}_i) 는 i 번째 블록에 대한 움직임 벡터이다.

Affine 변환 움직임 예측 영상은 이전 프레임의 삼각형 조각들을 현재 프레임의 대응되는 삼각형들에 매핑시킴으로써 합성된다. 이 질감 매핑은 두 삼각형 사이의 변환이 2-D affine 변환으로 기술되어지므로 쉽게 구현된다. 이를 행렬의 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{14} & a_{15} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{13} \\ a_{16} \end{pmatrix} \quad (3)$$

여기에서 (x, y) 와 (x', y') 은 현재 프레임과 이전 프레임에 대응되는 화소의 좌표이다. a_{11} 에서 a_{16} 까지의 affine 변환 파라미터를 구하기 위해서는 식 (4)와 같이 현재 프레임의 삼각형 세 꼭지점의 좌표와 움직임이 추정된 이전 프레임의 대응되는 세 꼭지점의 좌표가 필요하다.

$$\begin{pmatrix} x_1' & x_2' & x_3' \\ y_1' & y_2' & y_3' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{14} & a_{15} & a_{16} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ y_1 & y_2 & y_3 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{14} & a_{15} & a_{16} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1' & x_2' & x_3' \\ y_1' & y_2' & y_3' \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ y_1 & y_2 & y_3 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}^{-1}$$

여기에서 x_1' 에서 x_3' , y_1' 에서 y_3' 은 이전 프레임의 세 꼭지점 좌표이고, x_1 에서 x_3 , y_1 에서 y_3 는 현재

프레임의 삼각형의 세 꼭지점 좌표이다.

그림 1은 affine 변환을 이용한 움직임 보상을 설명하기 위한 그림이다. 현재 프레임의 예측 영상은 이전 프레임의 질감과 움직임 벡터를 사용하여 합성되어진다. 현재 프레임의 예측 영상을 구하는 과정을 기술하면 다음과 같다.

- (1) 현재 프레임의 원영상을 여러 개의 삼각형 조각들로 분할한다.
- (2) 꼭지점의 움직임 벡터를 현재 프레임과 이전 프레임을 사용하여 추정한다. 움직임 추정 후에 이전 프레임의 삼각형들을 affine 변환에 의해 변형시킨다.
- (3) 꼭지점들의 움직임 벡터가 움직임 정보로 전송된다.
- (4) 수신 측에서는 수신된 움직임 벡터를 사용하여 이전 프레임에서 삼각형 조각들을 affine 변환하여 현재 프레임에 대응되는 삼각형 조각들로 변형함으로써 예측 영상이 합성된다.

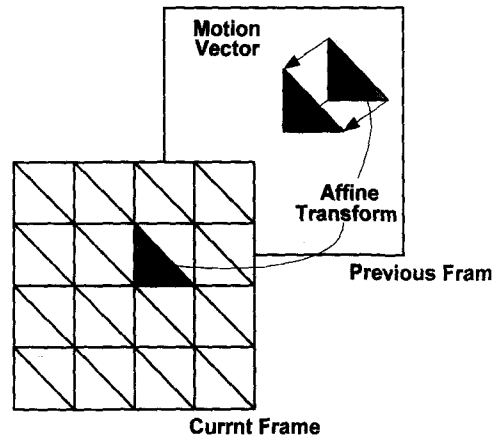


그림 1. Affine 변환을 이용한 움직임 보상

Fig. 1. Motion compensation using affine transform.

2. 삼각형 구조의 설정

예측 영상을 합성하기 위한 첫 번째 과정으로 기존 프레임을 삼각형 조각들로 분할하는 과정이 필요하다. 삼각형 구조를 설정하는 방식에는 균일한 크기와 모양의 삼각형 조각들로 분할하는 균일 삼각형 구조와 물체의 윤곽을 고려하여 삼각형의 꼭지점을 물체의 윤곽에 위치하도록 하여 적응적인 크기와 모양의 삼각형

조각들로 분할하는 적응적 삼각형 구조가 있다.

그림 2는 균일 삼각형 구조를 채택한 역방향 움직임 추정 그림이다. 먼저 현재 프레임에 균일한 삼각형 구조를 설정한 후 이 삼각형들의 꼭지점에 대해 이전 프레임의 탐색영역에서 움직임을 추정한다.

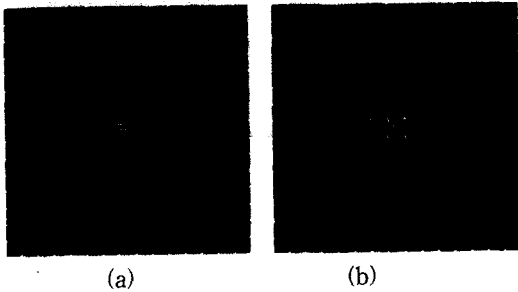


그림 2. 균일 삼각형 구조를 채택한 역방향 움직임 추정 (a) 이전 프레임 (b) 현재 프레임
Fig. 2. Backward motion estimation adopting uniform triangle structure. (a) Previous frame (b) Current frame

적응적 삼각형 구조를 생성하는 알고리즘은 다음과 같다. 먼저 영상 내에서 물체의 윤곽을 검출한다. 균일 구조의 삼각형 꼭지점을 초기 위치로 하여 이웃하는 점들을 탐색하여 가장 가까운 위치에 있는 윤곽을 추출하여 이를 꼭지점의 새로운 위치로 선택한다. 그림 3은 적응적 삼각형 구조를 채택한 순방향 움직임 추정에 대한 그림이다. 이전 프레임에 적응적 삼각형 구조를 설정한 후 삼각형들의 꼭지점에 대해 현재 프레임의 탐색영역에서 순방향 움직임을 추정한다.

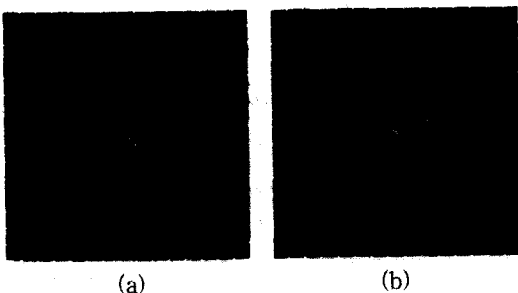


그림 3. 적응적 삼각형 구조를 채택한 순방향 움직임 추정 (a) 이전 프레임 (b) 현재 프레임
Fig. 3. Forward motion estimation adopting adaptive triangle structure. (a) Previous frame (b) Current frame

3. 육각형 정합

삼각형 조각들의 꼭지점에 대한 움직임 벡터는 먼저

BMA에 의해 대강의 움직임 벡터가 추정된 후 Nakaya에 의해 제안된 육각형 정합을 통하여 보다 정밀한 움직임 벡터가 추정된다. 육각형 정합은 BMA에 의해 추정된 움직임 벡터를 초기 벡터로 하여 이웃하는 여섯 꼭지점을 고정한 후 육각형 내부의 탐색영역으로 움직임 벡터를 변화시키면서 육각형 내부의 삼각형들을 예측 합성하여 예측 에러가 가장 작은 최적의 움직임 벡터를 추정하는 방법이다. 그림 4는 역방향 움직임 추정시의 육각형 정합을 나타낸 것으로 세부 알고리즘은 다음과 같다.

- (1) 꼭지점의 x 위치를 수정하기 위하여 x 주위의 여섯 꼭지점을 고정한다. 이 여섯 점으로 이루어지는 육각형 내부에 임의의 탐색영역을 설정한다.
- (2) x를 탐색영역안의 점 x'로 움직이고 육각형 내부의 삼각형들을 새로이 변형한다. 이전 프레임의 변형된 삼각형들을 현재 프레임의 삼각형들로 매핑시킴으로써 육각형 내부의 예측 영상을 합성한다.
- (3) 육각형 내부의 현재 프레임과 예측 프레임의 차의 절대값 평균을 계산하여 이 에러를 최소화하는 점을 x'의 최적 위치로 결정한다.

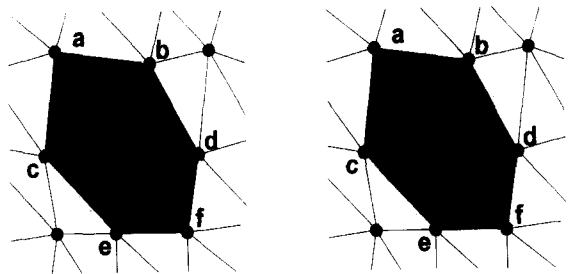


그림 4. 육각형 정합
Fig. 4. Hexagonal matching

움직임 벡터의 정밀화에서 현재 프레임과 예측 프레임의 차이가 감소할 수도 변화하지 않을 수도 있다. 따라서 모든 꼭지점이 지역적 또는 전체적으로 최소값에 이를 때까지 정밀화 과정이 반복될 수 있다. 꼭지점 x의 움직임이 이전의 반복과정에서 정밀화되었거나 또는 x의 이전 정밀화 과정 후에 x를 둘러싸는 6개의 점 중 하나라도 움직임이 정밀화되면 꼭지점 x의 움직임 정밀화 과정을 수행한다. 따라서 거의 모든 경

우에 움직임 정밀화 과정이 수행되는 꼭지점의 수는 정밀화 과정이 반복될수록 줄어든다.

III. 다각형 정합 알고리즘을 이용한 affine 변환 움직임 추정

기존의 affine 변환은 영상을 균일 삼각형 조각으로 나누거나, 이것을 초기 위치로 하여 이웃하는 점들을 탐색하여 가장 가까운 위치에 있는 윤곽을 추출하여 이를 꼭지점의 새로운 위치로 선택한 후 세 꼭지점의 움직임 벡터를 추정하여 보상을 하는 방법이다. 균일 구조의 삼각형 꼭지점을 초기 위치로 할 경우는 삼각형 조각 모양과 영상의 물체가 그림 5와 같이 완전히 일치하지 않을 때 꼭지점이 물체의 윤곽으로 이동하기 힘들며 일치하는 경우보다 움직임 보상에 어려움 증가하고 보상 영상의 일그러짐 현상이 발생하게 된다. 이러한 단점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 영상을 삼각형 조각으로 나눌 때 영상의 윤곽정보에 따라 초기 삼각형 조각 모양을 달리 하여 움직임 보상 어려움을 줄이는 방법을 제안한다.

또한 임의의 블록의 윤곽정보가 임계치 이상인 블록에 대해서는 블록을 네 개의 소블록으로 나누어 보다 삼각형 조각을 세분화함으로써 정확한 움직임 보상을 하고자 한다. 임계치 이상인 블록의 이웃하는 블록에 대해서도 소블록의 잉여 꼭지점을 이용하여 이웃하는 블록을 두 개의 삼각형 조각으로 나누는 것이 아니라 세 개의 삼각형 조각으로 나누어 움직임을 보상한다. 이렇게 삼각형 조각 형태를 여러 가지로 변형함으로써 기존의 육각형 정합 알고리즘을 사용할 수 없게 되며 본 논문에서는 이웃하는 삼각형 조각의 형태 차이에 따른 다각형 정합 알고리즘을 제안한다.

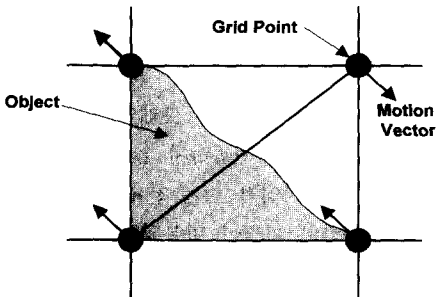


그림 5. 물체와 삼각형 형태가 완전히 다른 경우
Fig. 5. Absolutely different case between object and triangle.

본 논문에서 제안한 알고리즘의 부호화기 블록도를 그림 6에 나타낸다. 블록도를 살펴보면 삼각형 조각 형태 결정 부분에서는 이전 프레임의 재생영상의 윤곽 영상으로부터 삼각형 조각 형태를 결정한다.

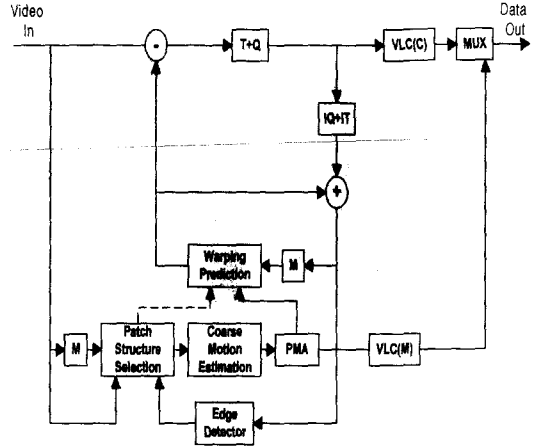


그림 6. 제안한 알고리즘의 블록도
Fig. 6. Block diagram of proposed algorithm.

삼각형 조각 형태 결정의 세부 알고리즘은 다음과 같다. 영상의 x번째 행과 y번째 열의 임의의 블록을 $I_{x,y}$ 와 같이 표현하고 $E_{x,y}$ 로 표현되는 윤곽영상 블록 B로부터 먼저 식 (5)와 같이 윤곽정보의 합을 구한다.

$$S_{x,y} = \sum_{p \in B} E_{x,y}(P_i) \quad (5)$$

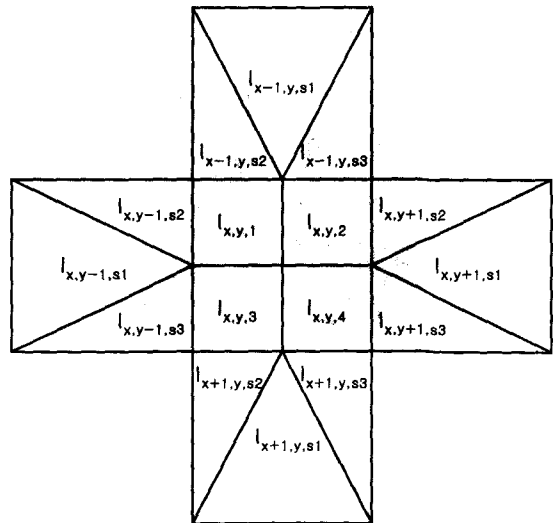


그림 7. 소블록과 이웃 블록의 삼각형 형태
Fig. 7. Sub block and triangle pattern of neighboring block.

$S_{x,y}$ 의 값에 따라 식 (6)에서와 같이 임계치가 T_E 이상인 블록을 그림 7과 같이 네 개의 소블록으로 나눔으로써 잉여 꼭지점이 5개 추가되어 보다 정확한 움직임 추정 보상을 한다.

$$I_{x,y} = \begin{cases} \{I_{x,y,1}, I_{x,y,2}, I_{x,y,3}, I_{x,y,4}\} & S_{x,y} \geq T_E \\ I_{x,y} & S_{x,y} < T_E \end{cases} \quad (6)$$

네 개의 소블록으로 나누어진 블록의 이웃하는 블록에 대해서는 그림 7과 같이 이미 추가된 잉여 꼭지점을 이용하여 식 (7)과 같이 세 개의 삼각형 조각으로 나눈다.

$$\begin{aligned} I_{x-1,y} &= \{I_{x-1,y,s_1}, I_{x-1,y,s_2}, I_{x-1,y,s_3}\} \\ I_{x,y-1} &= \{I_{x,y-1,s_1}, I_{x,y-1,s_2}, I_{x,y-1,s_3}\} \\ I_{x,y+1} &= \{I_{x,y+1,s_1}, I_{x,y+1,s_2}, I_{x,y+1,s_3}\} \\ I_{x+1,y} &= \{I_{x+1,y,s_1}, I_{x+1,y,s_2}, I_{x+1,y,s_3}\} \end{aligned} \quad (7)$$

삼각형 조각 형태가 결정되지 않은 윤곽영상 블록의 합이 T_E 보다 작은 블록 $I_{x,y}$ 와 네 개의 소블록 $I_{x,y,1}, I_{x,y,2}, I_{x,y,3}, I_{x,y,4}$ 에 대해서는 그림 8의 4가지 영역에 대한 윤곽정보 합을 식 (8)과 (9)에 의해 구한다.

$$S_{x,y}^{(i)} = \sum_{p \in A_i} E_{x,y}(p_i) \quad i=1,2,3,4 \quad (8)$$

$$S_{x,y,s}^{(i)} = \sum_{p \in A_{is}} E_{x,y,s}(p_i) \quad i=1,2,3,4; s=1,2,3,4 \quad (9)$$

여기서 $S_{x,y,s}$ 는 x 번째 열과 y 번째 행의 s 번째 소블록에 대한 윤곽정보 합을 나타낸다.

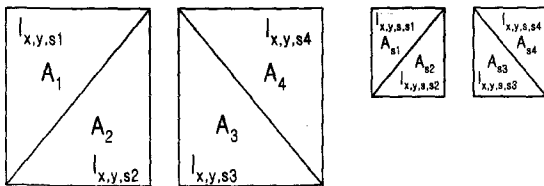


그림 8. 윤곽정보에 따른 두 가지 삼각형 조각 형태
Fig. 8. Two type of triangle patch pattern according to edge information.

최대값을 가지는 $S_{x,y}^{(i)}$ 와 $S_{x,y,s}^{(i)}$ 의 i 값에 따라 식 (10)과 (11)에서와 같이 임의의 블록을 두 가지 삼각형 조각 형태로 나눈다.

$$I_{x,y} = \begin{cases} \{I_{x,y,s_1}, I_{x,y,s_2}\} & i = 1 \text{ 또는 } 2 \\ \{I_{x,y,s_3}, I_{x,y,s_4}\} & i = 3 \text{ 또는 } 4 \end{cases} \quad (10)$$

$$I_{x,y,s} = \begin{cases} \{I_{x,y,s,s_1}, I_{x,y,s,s_2}\} & i = 1 \text{ 또는 } 2 \\ \{I_{x,y,s,s_3}, I_{x,y,s,s_4}\} & i = 3 \text{ 또는 } 4 \end{cases} \quad s=1,2,3,4 \quad (11)$$

삼각형 조각 형태가 결정되면 각 꼭지점에 대한 대강의 움직임 벡터 추정에 의해 초기 움직임 벡터가 추정되며 이 초기 움직임 벡터를 기초로 하여 다각형 정합에서 정밀 움직임 벡터 추정이 이루어진다. 그림 9는 윤곽정보에 따른 삼각형 조각 형태를 가지는 블록에 대한 다각형 정합의 한 예를 나타낸다.

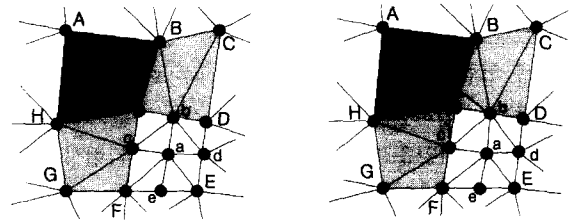


그림 9. 다각형 정합
Fig. 9. Polygonal matching

x 를 주변의 임계 범위내의 점 x' 으로 움직이고 꼭지점 A, B, b, c, H 로 이루어지는 다각형 내부의 삼각형들을 새로이 변형한다. 이전 프레임의 변형된 삼각형들을 현재 프레임의 삼각형들로 매핑시킴으로써 다각형 내부의 예측 영상을 합성한다. 다각형 내부의 현재 프레임과 예측 프레임의 차의 절대값 평균이 최소가 되는 점 x' 을 최적의 위치로 결정한다. 네 개의 소블록으로 나누어진 블록의 중앙 잉여 꼭지점에 대해서도 이웃하는 꼭지점 b, c, F, e, E, d 를 고정하고 이 꼭지점으로 이루어지는 다각형 내부의 삼각형들에 한정한다. 나머지 네 개의 잉여 꼭지점에 대해서도 이웃하는 꼭지점을 고정하고 다각형 정합을 한다. 다각형의 형태가 되는 것은 이웃하는 삼각형 조각 형태가 다르기 때문이다.

IV. 실험결과 및 고찰

BMA와 affine 변환을 이용한 움직임 보상의 성능을 비교해 보기 위하여 회전이 있는 영상을 인공적으로 합성하여 실험해 보았다. 그림 10은 성능 평가를 위한 실험 영상이다. 실험 영상의 크기는 모두 256×256 화소이다.

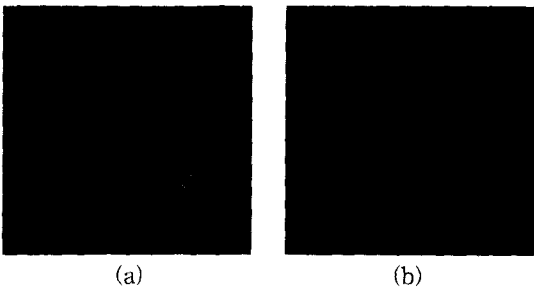


그림 10. 회전 실험 영상 (a) 이전 프레임 (b) 현재 프레임

Fig. 10. Test image with rotation. (a) Previous frame (b) Current frame

그림 11은 BMA를 수행한 예측 영상이다. 움직임 탐색 범위는 ± 7 화소로 하였고 정수 화소 단위로 움직임을 추정하였다. 그림에서 보는 바와 같이 회전에 대해서 움직임을 잘 처리할 수 없고 블록화 현상이 심하게 나타난다.



그림 11. BMA로 구현한 예측 영상
Fig. 11. Predicted image using BMA.

그림 12는 적응적 삼각형 구조를 가지는 affine 변환을 이용한 예측 영상이다. 육각형 정합에서는 대강의 움직임을 추정하기 위한 블록 정합의 탐색 범위를 ± 7 화소로, 움직임 추정 정밀화 과정에서의 탐색 영역을 ± 3 화소로 하였고 정수 화소 단위로 움직임을 추정하였다. BMA 보다 월등히 우수함을 볼 수 있다.



그림 12. Affine 변환을 이용한 움직임 보상
Fig. 12. Predicted image using affine transform.

제안한 방법의 실제 영상에 대한 성능을 입증하기 위해 H.263 부호화기와 비교하였다. 사용된 부호화 구조는 IPPP... 구조로 PB-프레임 모드가 적용되지 않았다. QCIF($Y:176 \times 144$, $C_B, C_R:88 \times 72$) 영상 시퀀스 Claire, Akiyo, Mother & Daughter 영상을 0~88번까지 89 프레임을 7.5Hz로 샘플링하여 고정 프레임율로 사용하였고 버퍼제어를 고려하지 않고 실험하였다. 재생된 영상의 객관적인 평가척도로 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)과 사용된 비트수를 비교하였으며 주관적인 화질 비교도 병행하였다.

그림 13은 본 논문에서 제안한 물체의 윤곽정보에 따른 삼각형 조각 형태 결정 알고리즘을 Akiyo 영상 위에 표시하였다. 윤곽정보가 복잡한 눈 부분은 네 개의 소블록으로 나누어졌으며 이와 이웃하는 블록에서는 삼각형 조각이 세 개로 나누어지는 것을 볼 수 있다. 또한 윤곽에 따라 삼각형 조각 형태가 잘 결정되어지는 것을 볼 수 있다. 계산속도는 기존의 방법에 비해 윤곽정보 검출 부분과 삼각형 형태 결정 부분에서 곱셈 304,128회와 덧셈 334,618회가 추가되고 기존의 방법에 비해 잉여 꼭지점이 5개 추가되어 조금 늦어진다.

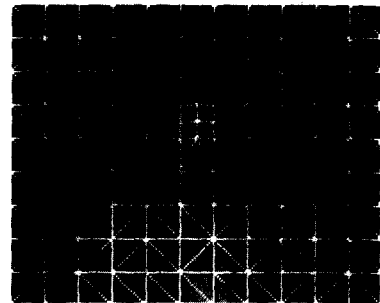


그림 13. 제안한 삼각형 형태 결정 알고리즘 적용
Fig. 13. Application of proposed triangle pattern selection algorithm.

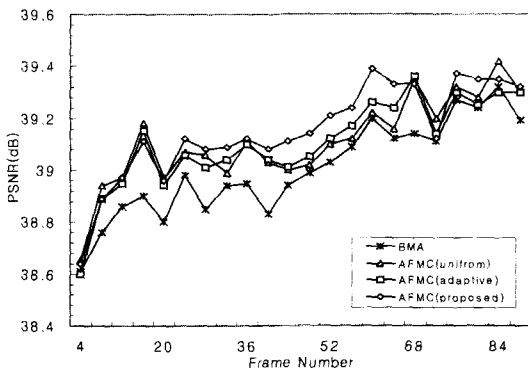
표 1은 제안한 방법의 P-프레임에 대한 성능 비교 결과를 나타낸다. 기존의 BMA에 비해 균일 삼각형 구조를 가지는 affine 변환 부호화기(AFMC(uniform))는 Claire 영상에서 평균 0.11dB의 성능 향상과 6.8%의 비트 감축을 보였으며 Akiyo 영상에서는 0.09dB의 성능 향상과 6.9%의 비트 감축을 보였고, Mother & Daughter 영상에서는 거의 같은 성능을 보였다. 적응적 삼각형 구조를 가지는 affine 변환 부호화기(AFMC(adaptive))인 경우는 Claire 영

상에서 0.10dB의 성능 향상과 4.9%의 비트 감축을 보였고 Akiyo 영상에서는 0.07dB의 성능 향상과 4.5%의 비트 감축을 보였으며 Mother & Daughter 영상에서는 성능이 떨어지는 것을 볼 수 있다. 본 논문에서 제안한 윤곽 정보에 따른 삼각형 구조를 가지는 다각형 정합 알고리즘을 적용한 affine 변환 부호화기(AFMC(proposed))는 기존의 BMA에 비해 Claire 영상에서 0.15dB의 성능 향상과 7.1%의 비트 감축을 보였고, Akiyo 영상에서는 0.12dB의 성능 향상과 8.1%의 비트 감축을 보였으며, Mother & Daughter 영상에서는 PSNR 측면에서 같은 성능과 3.3%의 비트 감축을 보였다. 제안한 방법이 영상에 관계없이 PSNR 측면이나 사용된 비트수에서 가장 좋은 성능을 보임을 알 수 있다.

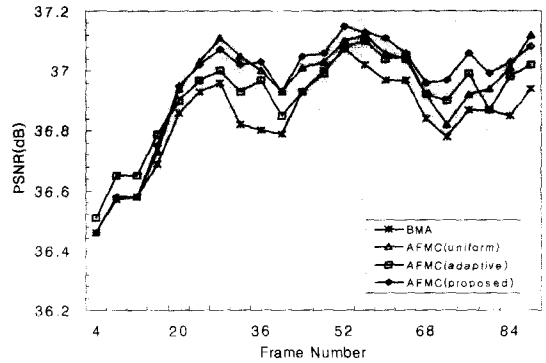
표 1. 기존의 방법들과 제안한 알고리즘에 대한 성능

Table 1. Performance of conventional methods and proposed algorithm.

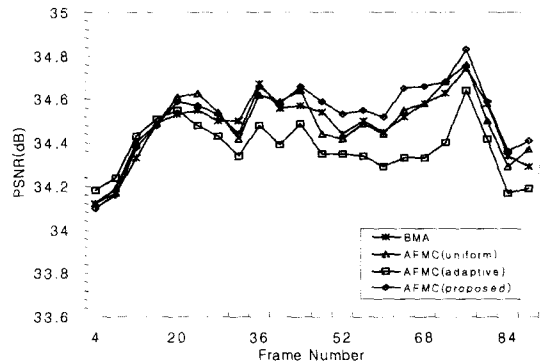
Method		BMA	AFMC (uniform)	AFMC (adaptive)	AFMC (proposed)
Image Performance	PSNR (dB)				
	Bitrate (kbps)				
Claire	PSNR (dB)	39.00	39.11	39.10	39.15
	Bitrate (kbps)	24.89	23.19	23.68	23.11
Akiyo	PSNR (dB)	36.84	36.93	36.91	36.96
	Bitrate (kbps)	24.23	22.55	23.14	22.28
Mother & Daughter	PSNR (dB)	34.48	34.49	34.38	34.52
	Bitrate (kbps)	23.66	23.53	23.04	22.88



(a)



(b)



(c)

그림 14. 재생영상의 PSNR(dB)

(a) Claire (b) Akiyo (c) Mother & Daughter

Fig. 14. PSNR(dB) of reconstructed images.

(a) Claire (b) Akiyo (c) Mother & Daughter

그림 14는 프레임당 재생된 영상의 PSNR을 나타낸다. 본 논문에서 제안한 윤곽 정보에 따른 삼각형 구조를 가지는 affine 변환 부호화기가 영상에 관계없이 가장 많은 프레임에서 가장 좋은 성능을 보였다.

그림 15는 Claire 영상 8번째 프레임의 DFD (Displaced Frame Difference) 영상들을 나타낸다.



(a)

(b)

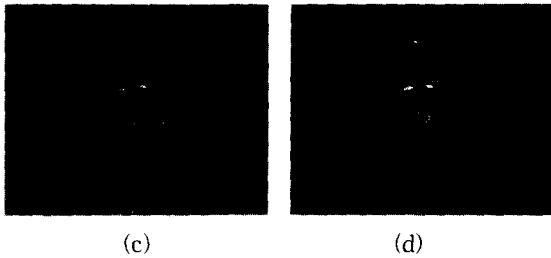


그림 15. Claire 영상의 DFD(8번째 프레임) (a) BMA
(b) AFMC(uniform) (c) AFMC (adaptive)
(d) AFMC(proposed)
Fig. 15. DFD of Claire image(8th frame). (a) BMA
(b) AFMC(uniform) (c) AFMC (adaptive)
(d) AFMC(proposed)

BMA에 비해 affine 변환에 의한 DFD 영상에서 블록화가 뚜렷이 줄어들음을 볼 수 있다. 특히 얼굴 부분에서 제안한 다각형 정합 알고리즘을 사용한 affine 변환 부호화기가 기존의 방법에 비해 얼굴 부분에서 우수한 성능을 보였다.

V. 결 론

기존의 움직임 보상 방법인 BMA는 평행 이동만을 가정하므로 확대나 회전 등 복잡한 움직임을 처리할 수 없고 예측 영상에서 블록화 현상이 발생한다. 이를 개선하기 위해 공간 변환 함수인 affine 변환을 이용한 움직임 보상을 사용하였다. Affine 변환은 영상을 사각형의 블록단위로 보상하는 것이 아니라 삼각형 조각들로 나누어 affine 변환에 의해 움직임 보상을 한다. 기존의 방법은 영상을 삼각형 조각들로 나눌 때 초기에 균일한 삼각형 구조로 나눈다. 그러나 삼각형 형태와 물체가 완전히 불일치 할 경우는 예측영상의 에러를 증가시키게 된다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 영상의 윤곽 정보에 따라 다른 삼각형 형태를 가지도록 하는 알고리즘을 제안한다. 또한 윤곽정보가 복잡한 부분은 영상을 네 개의 소블록으로 나누어 보다 세분화함으로써 예측 영상의 에러를 줄이고자 한다. 제안한 방법의 이웃 블록들간의 삼각형 구조 형태 차이로 인하여 다각형 정합 알고리즘을 제안하여 사용하였다. 실험영상에 대한 성능 평가에서 기존의 보상 방법에 비해 제안한 윤곽 정보에 따른 삼각형 구조를 가지는 affine 변환 부호화기가 PSNR과 사용된 비트수에서

가장 좋은 성능을 보였으며 보상된 영상의 화질 비교에서도 블록화와 일그러짐을 볼 수 없었다.

참 고 문 헌

- [1] M. Kaneko, "Very low bitrate video coding: Recent and current researches in Japan," *VLBV95*, E-1, Nov. 1995.
- [2] H. Li, A. Lundmark and R. Forchheimer, "Image sequence coding at very low bitrate: A review," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 3, no. 5, pp. 589-609, Sept. 1994.
- [3] ITU-T/SG15/LBC, "Draft Text of H.263+," Feb. 1997.
- [4] Y. Nakaya and H. Harashima, "Motion compensation based on spatial transforms," *IEEE Trans. on CSVT*, vol. 4, no. 3, pp. 339-356, June 1994.
- [5] G. Wolberg, *Digital image warping*, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press, 1990.
- [6] C. Huang and C. Hsu, "A new motion compensation method for image sequence coding using hierarchical grid interpolation," *IEEE Trans. on CSVT*, vol. 4, no. 1, pp. 42-51, Feb. 1994.
- [7] J. Nieweglowski, T. G. Campbell and P. Haavisto, "A novel video coding scheme based on temporal prediction using digital image warping," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 39, no. 3, pp. 141-150, Aug. 1993.
- [8] Y. Yokoyama, Y. Miyamoto and M. Ohta, "Very low bitrate video coding using warping prediction adaptive to object contours," *VLBV95*, M-4, Nov. 1995.

저 자 소 개



朴 曉 錫(正會員)

1990년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1994년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1995년 3월 ~ 현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 1997년 3월 ~ 현재 대구과학대학 전자과 전

임강사. 주관심분야는 영상신호처리, 영상통신



黃 燦 植(正會員)

1977년 2월 서강대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1979년 8월 한국과학기술원 전기전자공학과 졸업(공학석사). 1996년 2월 한국과학기술원 전기전자공학과 졸업(공학박사). 1979년 9월 ~ 현재 경북대학교 전자전기

공학부 교수. 1991년 8월 ~ 1992년 8월 Univ. of Texas 전기전자공학부 Visiting Prof. 주관심분야는 영상신호처리, 암호통신