

論文2001-38SP-5-5

Zoom 영상 표현을 위한 영상 코딩 알고리즘

(An Image Coding Algorithm for the Representation of the Set of the Zoom Images)

長普鉉*, 金導鉉**, 梁榮日***

(Bo-Hyun Jang, Do-Hyun Kim, and Yeong-Yil Yang)

요약

본 논문에서는 zoom 영상 세트로부터 최적의 깊이와 텍스처 정보를 추출하는 효과적인 영상 코딩 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 깊이 추출 단계와 텍스처 추출의 2단계로 구성되어 있다. 물체 공간에서 X - Y 면을 삼각패치로 나누고 각 삼각패치 노드의 깊이 값은 깊이 추출 단계에서 결정한 후, 두 번째 단계에서 각 삼각패치의 텍스처를 추출한다. 깊이 추출 단계에서는 각 삼각패치의 노드를 중심으로 이루어진 사각형 윈도우 영역에 대하여 블록에 기반한 변이 보상 방법을 적용함으로써 노드의 깊이를 결정한다. 텍스처 추출 단계에서는 아핀 변환에 기반한 변이 보상 모델을 이용하여 zoom 영상으로부터 삼각패치의 텍스처가 추출된다. 영상의 화질을 개선하기 위하여, 영상 평면에서 보정하는 대신 물체 공간에서 보정을 수행하였다.

Abstract

In this paper, we propose an efficient coding algorithm for the zoom images to find the optimal depth and texture information. The proposed algorithm is the *area-based method* consisting of two consecutive steps, i) the *depth extraction step* and ii) the *texture extraction step*. The X - Y plane of the object space is divided into triangular patches and the depth value of the node is determined in the first step and then the texture of the each patch is extracted in the second step. In the depth extraction step, the depth of the node is determined by applying the block-based disparity compensation method to the windowed area centered at the node. In the second step, the texture of the triangular patches is extracted from the *zoom images* by applying the *affine transformation* based disparity compensation method to the triangular patches with the depth value extracted from the first step. To improve the quality of image, the interpolation is performed on the object space instead of the interpolation on the image plane.

* 正會員, (주)오피소프트 기술 개발 연구소
(OPSOFT Co., Ltd. R&D Center)

** 正會員, 慶尙大學校 電子材料工學科
(GyeongSang National University, Dept. of Electronic Materials Engineering)

*** 正會員, 慶尙大學校 電氣電子工學部 工學研究院 研究員
(GyeongSang National University, Division of Electric and Electronic Engineering)

※ 본 연구는 정보통신부에서 지원하는 대학기초연구 지원사업으로 수행 되었슴

接受日字:2000年4月12日, 수정완료일:2001年5月11日

I. 서론

컴퓨터 비전의 목적은 컴퓨터에 인간의 시각 기능과 동일한 기능을 부여하는 것으로서, 사진으로 찍힌 영상의 질감, 그림자, 밝기 기울기, 유사도, 에지 등의 여러 요소로부터 3차원 정보를 추출하여 물체를 인식하고 재구성 할 수 있게 하는 것에 있다.^[1] 여러 장의 입력 영상으로부터 3차원 정보를 추출하는 방법으로 스테레오 영상처리,^[2] 멀티뷰 영상처리^[3] 등의 다안비전시스템 (*multicocular vision system*)을 이용하는 방법과 물체이동 영상처리, 카메라 이동 영상처리 등과 같은 이동로

봇시스템을 이용하는 방법과 zoom 영상처리 등과 같은 단안비전시스템(monocular vision system)을 이용하는 방법과 같은 수많은 방법들이 연구되고 있다.

다안비전시스템이나 이동로봇시스템의 방법들이 이동에 따른 물체의 외곽선 또는 에지가 변형되어 대응점을 찾을 때 어려움이 있는 것에 비해, zoom 영상처리는 zoom의 크기는 변하지만 형태는 변하지 않아서 대응하는 점들을 찾는 데 용이하다는 장점이 있다. J. M. Lavest 등^[4]은 zoom lens의 광학적 특성을 이용해 3차원 영상을 복원하는 것에 연구하였고, C. Delherm 등^[5]은 두 개의 grid matrix space를 사용하여 zoom 영상들간의 대응점을 찾은 후 찾아진 대응점을 이용하여 3차원 영상을 복원하는 것을 연구하였으며, 보통 zoom 입력 영상들은 초점 거리를 이동하면서 획득되어 지는데 비해 T. Tada 등^[6,7,8]은 초점 거리 대신에 카메라를 이동하는 시스템을 제작하여 연구를 수행하였다. 기존의 연구들은 얻어진 입력 영상들 사이의 대응을 찾는 매칭 과정이 line based method을 기반으로 하므로, 매칭을 하기 위한 특징 추출이 어렵고, 추출된 특징들 사이의 복잡한 매칭 과정을 필요로 하고 잡음에 민감한 단점이 있다.

본 논문에서는, 잡음에 강하고 매칭을 하기 위한 특징 추출과 매칭 과정이 요구되지 않는 영역에 기반한 zoom 영상처리 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 깊이 추출 단계와 텍스처 추출의 2단계로 구성되어 있다. 물체 공간에서 X-Y 면을 삼각패치로 나누고 각 삼각패치 노드의 깊이 값은 깊이 추출 단계에서 결정된 후, 두 번째 단계에서 각 삼각패치의 텍스처를 추출한다. 깊이 추출 단계에서는 각 삼각패치의 노드를 중심으로 이루어진 사각형 윈도우 영역에 대하여 블록에 기반한 변이 보상 방법을 적용함으로써 노드의 깊이를 결정한다. 텍스처 추출 단계에서는 아핀 변환에 기반한 변이 보상 모델을 이용하여 zoom 영상으로부터 삼각패치의 텍스처가 추출된다. 그리고, artifact를 보다 효과적으로 제거하기 위해 물체 공간에서 영상을 보정하는 방법을 제안하였다.

제 2 장에서는 zoom 영상과 물체 공간의 기하학적 관계를 기술하였고, 제 3 장에서는 제안된 영상처리에 대해 기술하였다. 실험 결과를 제 4장에 설명하였고, 제 5 장에서 결론을 내렸다.

II. Zoom 영상과 물체 공간의 기하학적 관계

한 대의 zoom 카메라로 초점 거리를 일정한 간격으로 변화시키면서 물체 공간에 위치한 물체를 촬영하면, 동일한 물체에 대하여 여러 장의 영상이 얻어진다. 이때 얻어진 여러 장의 영상을 zoom 영상 셋이라 한다. 그림 1은 triceratops를 초점 거리에 따라 촬영하여 얻어진 zoom 영상 셋을 보여준다. 카메라는 z축을 향하여 있고, O_1, O_2, O_3 는 렌즈의 초점을 나타낸다. 최소 초점 거리가 f_1 이며, Δf 씩 증가하여 N장의 zoom 영상 셋을 획득할 때, 초점 거리 분포는 $f_1, f_1 + \Delta f, f_1 + 2\Delta f, \dots, f_1 + (N-1)\Delta f$ 가 된다.

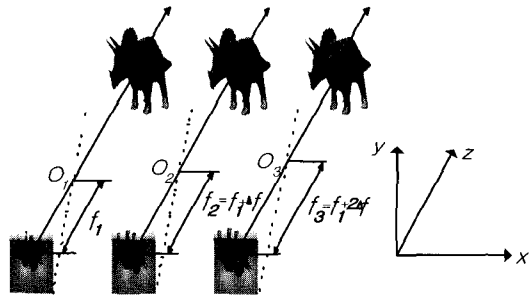


그림 1. zoom 영상 셋
Fig. 1. The set of the zoom images.

그림 2(a)는 카메라 렌즈의 핀홀(pinhole) 모델을 나타낸다. 초점 거리가 각각 f_1 과 f_2 인 렌즈의 초점은 O_1 과 O_2 이고, 이 때 얻어진 영상이 I_1 과 I_2 이다. 영상 평면에서 D 만큼 떨어지고 높이가 S에 위치하는 점 $P(D, S)$ 는 I_1 영상의 y_1 위치에 대응되고, I_2 영상의 y_2 위치에 대응된다. 식 (1)과 식 (2)는 점 $P(D, S)$ 가 영상 I_1 과 영상 I_2 에 대응되는 점과의 관계를 나타낸다. 식 (1)과 식 (2)로부터 식 (3)과 식 (4)을 얻을 수 있는데, 두 영상 I_1 과 I_2 에서의 대응점 y_1 과 y_2 를 알면 식 (3)과 식 (4)을 이용하여 물체 공간의 위치를 구할 수 있다.

$$y_1 : f_1 = S : (D - f_1) \tag{1}$$

$$y_2 : f_2 = S : (D - f_2) \tag{2}$$

$$D = \frac{(y_1 - y_2)}{f_2 y_1 - f_1 y_2} \quad (3)$$

$$S = \frac{y_1(D - f_1)}{f_1} \quad (4)$$

그림 2(b)는 카메라의 초점 거리가 증가함에 따라 공간상의 임의의 점이 영상에 투영되는 궤적을 보여 준다. 그림 2(b)는 렌즈의 초점은 영상의 중심에 맺히고 초점 위치는 초점 거리의 변경에 영향을 받지 않는다고 가정하였을 때 얻어지는 궤적을 이상적인 *motion vector*를 나타낸다. 초점 거리가 커지면 투영 점은 영상의 중심을 중심으로 방사성 모양으로(그림 2(b)에서 화살표 방향으로) 움직인다. 본 논문에서는 이상적인 *motion vector*를 갖는 zoom 영상 셋이라고 가정하였다.

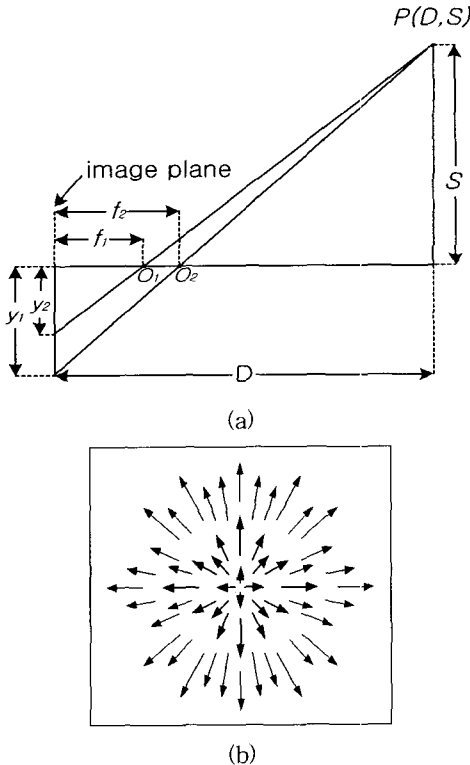


그림 2. 카메라의 초점 거리에 따라 공간상의 점이 투영되는 궤적

(a) 핀홀 모델 (b) 이상적 움직임 벡터

Fig. 2. The trace of the projection according to the variation of the focal lengths.

(a) The pinhole model (b) The ideal motion vectors.

III. Zoom 영상처리 알고리즘

이 장에서는 본 논문에서 제안하는 zoom 영상 처리 알고리즘을 기술한다. zoom 영상 처리는 초점 거리가 다른 여러 장의 영상들로부터 깊이정보와 텍스처를 추출하는 압축 단계와 깊이정보와 텍스처로부터 임의의 초점 거리에서 영상을 복원하는 단계로 구분된다. 1 절에서는 물체가 위치한 물체 공간을 정규화 하는 과정과 블록에 기반한 변이 보상 모델과 블록 기반 변이 보상 모델과 이원 변환에 기반한 변이 보상 모델을 혼합하여 사용하는 zoom 영상 처리 알고리즘을 기술하고, 2 절에서는 복원된 영상에서 발생하는 *artifact*를 영상 평면에서 보정하는 방법에 대하여 기술한다.

1. 블록과 이원 변환에 기반한 변이 보상 모델

그림 3은 각각 다른 초점 거리에서 얻어진 영상들 사이에서 대응하는 점들을 정의하기 위해 물체 공간과 영상 평면을 정규화 하는 과정을 보여 준다. 최소 초점 거리인 f_1 에서 Δf 만큼 증가시키면서 얻어진 N개의 영상이 I_1, I_2, \dots, I_N 일 때, i 번째 획득된 영상의 초점 거리는 $f_i = f_1 + (i-1) \Delta f$ 으로 표현된다. 그림 3(a)는 획득된 영상을 여러 초점 거리로 물체 공간으로 투영한 그림을 보여 준다. 물체 공간의 점 $P(D, S)$ 가 최대 초점 거리에서 획득된 영상 I_N 의 끝점인 Y 에 투영되었다면 $P(D, S)$ 는 모든 영상 I_1, I_2, \dots, I_N 에 투영된다. 따라서, 최대 초점 거리 영상 I_N 에 나타난 물체 공간을 영상의 크기(화소)로 정규화 한다. 물체가 물체 공간의 D 위치에 있다고 가정하고, 초점 거리가 최대인 f_N 일 때 물체의 크기 $2S$ 를 256등분으로 정규화 하였다. 그림 3(a)에서 A로 표현된 부분은 물체공간에서 정규화된 단위 크기를 나타내고 B로 표시된 부분은 A에 대응하는 영상 평면에서의 크기를 나타낸다. 그림 3(b)는 정규화된 물체 공간의 물체 QA가 렌즈의 초점 거리에 따라 맺히는 상의 위치를 나타낸다. 영상의 중심을 원점으로 하면 점 QA가 초점 거리 f_i 인 영상 $I_i(x_i, y_i)$ 에 투영되는 위치는 식 (5)와 같이 구해진다.

$$y_i = \frac{D - f_N}{f_N} \frac{f_i \times i}{D - f_i} \quad (5)$$

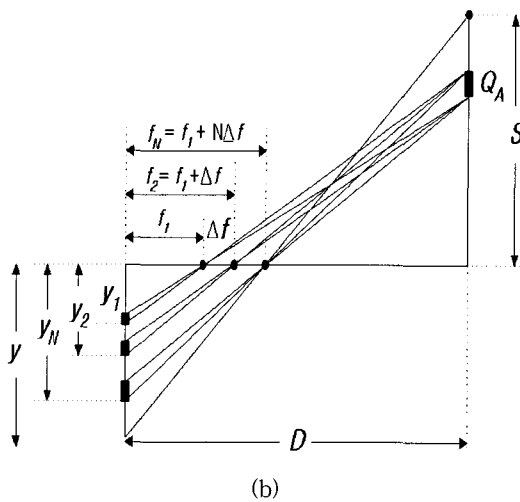
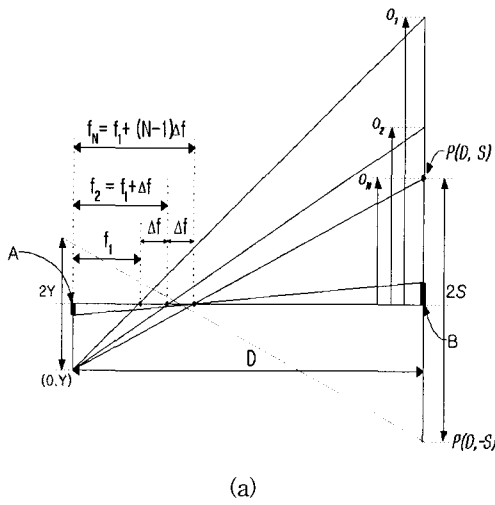


그림 3. 물체공간과 영상공간의 정규화 과정. (a) 영상 평면으로부터 물체 공간으로 투영 (b) 물체 공간으로부터 영상 평면으로 투영
 Fig. 3. The process for the normalization of the object space and the image plane. (a) Projection to the object space from the image plane (b) Projection to the image plane from the object space.

그림 4는 블록에 기반한 변이 보상 모델을 설명한다. zoom 영상처리에서는 초점을 달리하여 획득된 영상으로부터 물체를 재구성하는 것이다. 블록이 특정한 위치에 있을 때 상이 맺히는 위치는 블록의 위치와 카메라의 초점거리를 알기 때문에 그림 4(b)와 같이 얻을 수 있다. 그림 4(b)의 I_1 영상에서 대응되는 화소 값들이 그림 4(c)와 같이 I_1 으로 구하여지고 I_2, I_3, \dots, I_N 등도 블록이 대응되는 위치로부터 구할 수 있다. 그림

4(d)와 같이 구하여진 영상들의 평균값을 갖는 영상을 평균 영상이라 한다. 그리고 구하여진 I_1 에서부터 I_N 영상들이 유사한 정도를 나타내는 분산값은 식 (6)과 식 (7)을 이용하여 구할 수 있다. 여기서 N 은 획득된 영상의 수를 나타낸다. 식 (7)은 I_1 영상에서 평균 영상과의 차이와 I_2 영상에서 평균 영상과의 차이, 그리고 I_N 영상과 평균 영상과의 차이의 제곱의 합으로 표현한다. 블록의 위치를 ΔD 만큼 움직이면서 분산값을 구하고, 분산값이 제일 적은 위치를 블록의 위치로 결정한다. 그리고 그 위치에서의 평균 영상을 블록의 텍스처로 결정한다.

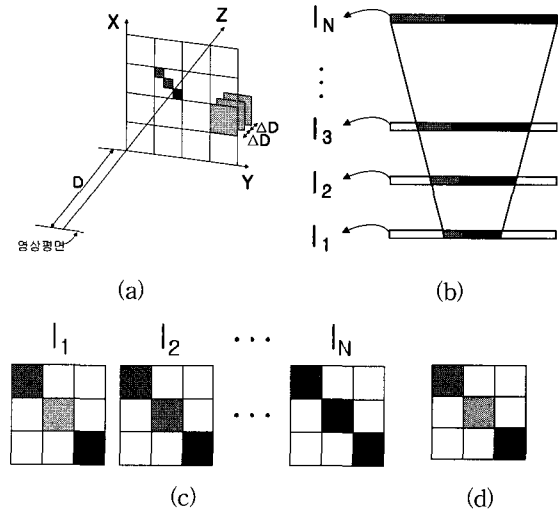


그림 4. 블록 기반 변이 보상 모델. (a) 물체 공간의 블록을 Z축으로 ΔD 만큼 움직이면서 투영점이 계산. (b) 물체 공간의 블록에 대하여 zoom 영상의 투영점들 사이의 관계. (c) 물체 공간의 3×3 화소 블록에 대하여 zoom 영상의 각 영상에 투영된 화소 블록. (d) (c)로부터 구해진 평균 영상.

Fig. 4. The block-based disparity compensation model. (a) The blocks in the object space are moved along the Z-axis by the amount ΔD and the projected positions are calculated for each image. (b) The relation among the projection positions of the block on the object space. (c) The projected blocks in each image for the 3×3 blocks on the object space. (d) The average texture calculated from the projected blocks represented in (c).

$$I_{avg}(X, Y, Z) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I(x_n, y_n) \quad (6)$$

$$I_{var}(X, Y, Z) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N (I(x_i, y_i) - I_{avg}(X, Y, Z))^2 \quad (7)$$

위 방법을 사용하여 최소 분산값을 갖는 위치에 블록을 위치하면 그림 5(a)에 보인 것처럼 각 블록들이 서로 연결되어 있지 않으므로 영상 평면에 임의의 초점 거리에서 영상을 복원할 때 채워지지 않는 부분이 발생하는데 이를 *artifact*라 한다. 아핀 변환에 기반한 변이 보상 모델에서는 정규화 시킨 물체 공간을 삼각패치로 나누게 되는데, 이때 각 삼각패치들의 노드들은 공유되어지고 삼각패치들은 서로 연결되어진다. 그렇게 되면, 그림 5(b)에 보인 것처럼 *artifact* 현상이 없어진다.

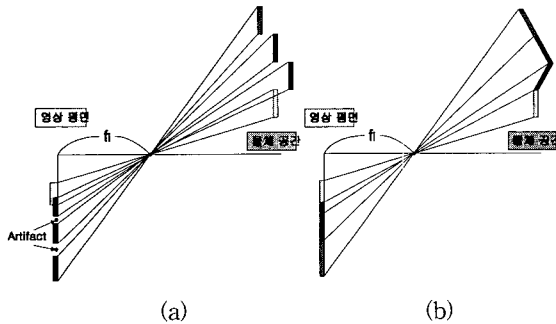


그림 5. (a) 블록 기반 변이 보상 모델에 의해 발생한 *artifact*와 (b) 아핀 변환에 기반한 변이 보상
Fig. 5. (a) The *artifacts* resulting from the block-based disparity compensation, and (b) disparity compensation based on the affine transformation.

알고리즘 1은 블록 기반 변이 보상 모델과 아핀 기반 변이 보상 모델을 혼합하여 깊이 정보와 텍스처를 구하는 알고리즘의 슈도 코드이다. 첫 단계는 초기화 단계로서 정규화 물체 공간에서 그림 6(a)에 보인 것처럼 $Z=0$ 인 $X-Y$ 평면을 삼각패치로 나눈다. 여기서 소문자 a, b, c, d 는 삼각 패치의 노드를 나타내고, 대문자 A, B, C, D, E, F, G 는 삼각패치 면을 나타낸다. 그림 6(a)의 삼각패치의 각 노드 d 의 깊이를 결정하기 위해서, 노드 d 를 둘러싼 사각형 영역 W_d 를 Z 방향으로 움직인다. 사각형 영역 W_d 가 주어진 Z 에 놓이면 *zoom* 영상에서 이에 대응되는 사각형이 구해진다. 식 (6)과 식 (7)에 의하여 휘도 분산값 $I_{var}(X, Y, Z)$ 을 구

한다. 가능한 Z 값에 대하여 구하여진 휘도 분산값 중 가장 적은 휘도 분산값을 갖는 Z 의 위치를 노드의 깊이로 결정한다. 이와 같이 블록에 기반한 변이 보상 방법을 사용하여 노드의 깊이를 결정한다. 정규화된 공간상의 각 삼각패치의 위치가 결정되었으므로 아핀 변환을 이용하면 삼각패치에 대응되는 *zoom* 영상에서의 삼각패치가 구해진다. 정규화 공간상의 삼각패치 P 에 대하여 대응되는 *zoom* 영상의 삼각패치들을 p_1, p_2, \dots, p_n 이라 하자. 삼각패치 p_i 의 텍스처를 식 (6)을 사용하여 평균값 $I_{avg}(X, Y, Z)$ 를 구한다. 깊이와 텍스처를 동시에 구하는 아핀 변환에 기반한 변이 보상 방법은 삼각패치 노드의 깊이를 결정하는데 하나의 삼각패치 정보만을 이용하기 때문에 최적의 깊이정보를 얻을 수 없다. 즉, 노드 d 의 깊이는 패치 A, B, C, E, F, G 의 모든 정보를 고려해야한다. 제안한 방법에서는 깊이정보와 텍스처를 추출하는 단계를 분리하여, 정확한 깊이정보를 추출할 뿐만 아니라, 정확한 깊이정보를 사용해 텍스처를 추출하는 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 사용되어진 블록의 크기는 8×8 블록을 사용하였다.

STEP 1 : 정규화 물체 공간에서 $Z=0$ 인 위치에 $X-Y$ 평면을 삼각패치로 나눈다. (그림 6(a) 참조)

STEP 2 : 삼각패치의 노드를 둘러싼 사각형 영역 (블록)에 대하여 노드의 Z 값을 변화시키면서 블록에 기반한 변이 보상 모델을 이용하여 텍스처 분산값이 가장 적은 노드의 깊이, Z 값을 찾는다.

STEP 3 : *zoom* 영상에서 각 삼각패치에 대응되는 텍스처들의 평균값을 구한 후, 삼각패치에 할당한다.

알고리즘 1: 블록 기반 변이 보상 모델과 아핀 변환 보상 모델을 사용한 제안한 *zoom* 영상 코딩 알고리즘의 슈도 코드

Algorithm 1: The pseudo-code of the proposed zoom images coding algorithm using the block-based disparity compensation model and the affine-based disparity compensation model.

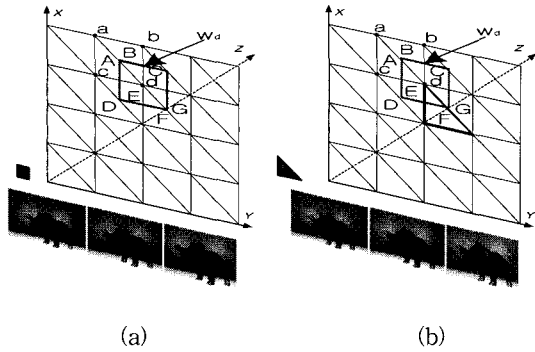
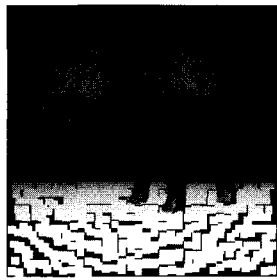


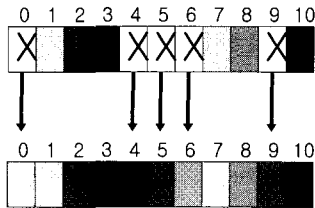
그림 6. 제안한 방법으로 (a) 깊이와 (b) 텍스처 결정
Fig. 6. Decision of (a) the depth and (b) the texture using the proposed method.

2. 영상의 artifact 보정

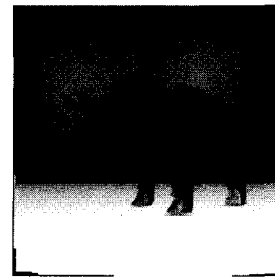
복원된 영상에 artifact가 발생하였을 때 영상 평면에서 보간법을 사용하여 보정하는 방법과 정규화 물체 공간상에서 보간법을 사용하여 값을 구한 후 영상 평면으로 투영하는 방법을 사용하여 보정하였다. 그림 7(a)는 블록기반 변이보상 모델을 사용하여 깊이정보와 텍스처를 구한 후 이 정보로부터 영상을 복원하였을 때 복원된 영상에 발생한 artifact를 보여준다. 그림 7(b)는 영상의 한 라인이 11개의 화소로 이루어진 예를 보여준다. 그림 7(c)는 영상 평면에서 보정한 후의 영상을 보여준다. 위의 숫자는 해당되는 화소의 위치를 나타내고, 'x'로 표시된 부분은 artifact가 발생한 화소를 나타낸다. 화소 0은 화소 1의 값으로 채워지고, 화소



(a)



(b)



(c)

그림 7. (a) Artifact가 발생한 영상 (b) 영상 평면에서 보정한 후의 영상 (c) 'x'로 표시된 화소는 artifact가 발생한 화소

Fig. 7. (a) The image with the artifact (b) The image after the interpolation on the image plane (c) The pixels marked with 'x' are the pixels with the artifact.

4, 5, 6은 화소 3과 화소 7값은 선형 보간하여 채우고, 화소 9는 화소 8과 화소 10사이의 값으로 채워진다.

그림 8은 복원된 영상의 artifact를 물체 공간에서 보정하는 방법을 보여준다. 그림 8에서 초점 거리 f_i 에서 구해진 복원된 영상 I_i 에서 화소 P_1 과 화소 P_2 는 텍스처가 구해진 화소를 나타내고, ■로 표시된 화소는 artifact가 발생한 화소를 나타낸다.

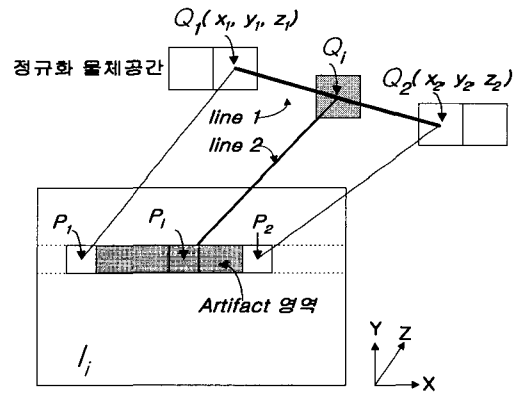


그림 8. 물체 공간에서 보정
Fig. 8. The interpolation at the object space.

영상 I_i 에서 화소 P_1 과 화소 P_2 가 정규화 물체 공간의 $Q_1(x_1, y_1, z_1)$ 과 $Q_2(x_2, y_2, z_2)$ 에 대응되면, 화소 P_1 과 화소 P_2 사이에서 artifact가 발생하였다는 것은 물체 공간상의 점 Q_1 과 점 Q_2 사에 물체가 존재하지 않는다. $y_1 = y_2$ 를 만족하므로 $Q_1(x_1, y_1, z_1)$ 과

$Q_2(x_2, y_2, z_2)$ 를 통과하는 선 *line 1*의 수식은 식 (8)로 표현된다. 초점과 화소 P_i 를 통과하는 *line 2*의 수식은 식 (9)으로 표시되고 *line 1*과 *line 2* 교점의 z 값은 식 (10)으로 표시된다. 그러므로 Q_1 의 밝기 값은 A , Q_2 의 밝기 값은 B 라 할 때 Q_i 와 화소 P_i 의 값은 식 (11)에 의해 결정된다.

$$x = \frac{z_2 - x_1}{z_2 - z_1} z + b, \quad b = \frac{x_2(z_2 - z_1) - z_2(x_2 - x_1)}{z_2 - z_1} \quad (8)$$

$$x = \frac{x_i}{f_i} z - x_i \quad (9)$$

$$z_i = \frac{f_i(x_i + b)(z_2 - z_1)}{x_i(z_2 - z_1)(x_2 - x_1)} \quad (10)$$

$$C = A + (B - A) \times \left(\frac{z_i - z_1}{z_2 - z_1} \right) \quad (11)$$

IV. 실험결과

본 논문에서는 제안한 알고리즘의 실험을 위하여 3차원 컴퓨터 그래픽 프로그램인 *Kinetix*사의 *3D Studio MAX*를 이용하여 원하는 수만큼의 카메라 초점 거리를 이동하여 얻은 데이터를 이용하여 실험을 수행하였다. 얻어진 입력영상에 대하여 블록에 기반한 변이 보상 모델, 블록과 아원 변환에 기반한 변이 보상 모델, 영상 평면에서 *artifact*를 제거한 방법과 물체 공간에서 *artifact*를 제거한 방법 등에 대해 실험하고, 그 결과를 신호대 잡음비(*PSNR*)를 비교해 보았다. 여기서, *MSE*는 복원 영상과 원래 영상의 에러 제곱의 평균을 나타낸다.

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{(255)^2}{MSE} \quad (12)$$

그림 9는 본 논문에서 제안하는 알고리즘 1의 방법으로 초점 거리가 다른 11개의 *triceratops zoom* 영상에서 추출된 깊이 정보와 텍스처를 보여준다. 그림 10은 *triceratops* 영상에 대하여 각 알고리즘을 사용하여 복원한 영상 중 초점 거리가 40mm, 43mm, 46mm, 49mm인 영상들을 보여준다. 그림 10(a)는 입력 영상이고, 그림 10(b)는 블록에 기반한 변이 보상 모델로 압축한 후 복원한 영상이며, 그림 10(c)는 그림 10(b) 영상을 영상 평면에서 *artifact*를 보정한 영상이며, 그림 10(d)는 블록과 아원 변환에 기반한 변이 보상 모델로 압축한 후 복원한 영상이며, 그림 10(e)는 물체 공간에서 *artifact*

를 보정한 영상이다. 좀더 자세히 차이를 살펴볼 수 있도록 그림 11에 최대 초점 거리에서의 입력 영상과 알고리즘에 따른 복원 영상들을 보인다. 그림 11(a)는 입력 영상이고, 그림 11(b)는 블록에 기반한 변이 보상 모델을 이용하여 압축한 후 복원한 영상을 영상 평면에서 보간법을 사용하여 구해진 영상을 보여 주고있고, 그림 11(c)는 블록에 기반한 변이 보상 모델과 아원 변환에 기반한 변이 보상 모델에 기반하여 압축한 후 복원한 영상을 보여 주고 있으며, 그림 11(d)는 정규화 물체 공간에서 보간법을 사용하여 복원한 영상을 보여 준다. 영상의 전체적인 부분에서 (b) < (c) < (d)로 영상이 개선되어짐을 눈으로 확인할 수 있다. 표 1은 *triceratops* 영상에 대하여 각 알고리즘으로 압축한 후 복원하였을 때 신호대 잡음비(*PSNR*)를 나타내었고, 그림 12에 표 1을 그래프로 나타내었다. 앞의 그림 11에서는 눈으로 개선된 것을 확실히 알 수 있고 표 1에서도 블록과 아원 변환 기반 변이 보상 모델로 압축한 후 정규화 물체 공간에서 보간법을 사용하여 복원한 영상의 신호대 잡음비가 블록 기반 변이 보상 모델로 압축한 후 영상 평면에서 보간법을 사용하여 구해진 영상의 신호대 잡음비 보다 약 10.6[dB] 개선됨을 알 수 있다. 그림 13는 기둥영상에 대하여 각 알고리즘을 사용하여 복원한 영상 중 초점 거리가 40mm, 43mm, 46mm, 49mm인 영상들을 보여준다. 그림 13(a)는 입력 영상이고, 그림 13(b)는 블록에 기반한 변이 보상 모델로 압축한 후 복원한 영상이며, 그림 13(c)는 그림 13(b) 영상을 영상 평면에서 *artifact*를 보정한 영상이며, 그림 13(d)는 블록과 아원 변환에 기반한 변이 보상 모델로 압축한 후 복원한 영상이며, 그림 13(e)는 물체 공간에서 *artifact*를 보정한 영상이다. 위의 과정을 3차원 깊이 정보의 검증을 위해 생성한 기둥영상에 적용하였을 때 비슷한 결과를 얻을 수 있었다. 특히, 기둥영상들의 경계부분에서 복원 영상들 사이에 차이가 많이 나타났다. 표 2는 기둥영상에 대하여 각 알고리즘으로 압축한 후 복원하였을 때 신호대 잡음비(*PSNR*)를 나타내었고, 그림 14에서 표 2의 데이터를 그래프로 나타내었다. 제안한 알고리즘을 실험하기 위하여 컴퓨터로 생성한 *Triceratops zoom* 영상은 복잡한 형태 정보와 복잡한 텍스처 정보를 가지고 있으며, 기둥 *zoom* 영상은 단순한 형태 정보와 단순한 텍스처 정보를 가지고 있다. 디코딩 결과 기둥 *zoom* 영상이 *Triceratops zoom* 영상보다 약 5dB 정도 더 좋음을 관찰 할 수 있었다.

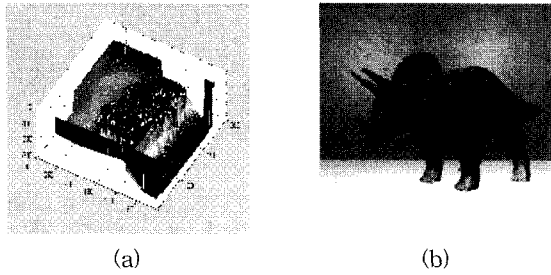


그림 9. *Triceratops zoom* 영상에서 추출된 (a) 깊이 정보와 (b) 텍스처
 Fig. 9. (a) The depth information and (b) the texture extracted from *zoom* images called *triceratops*.

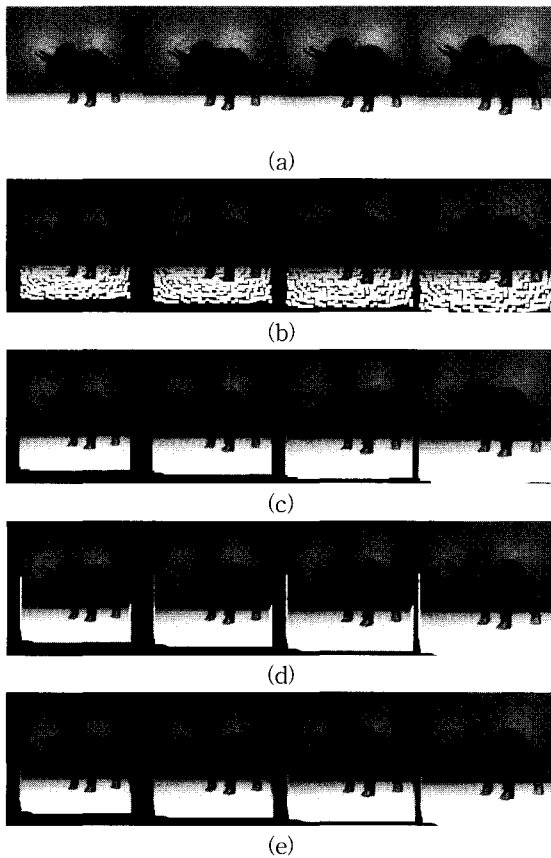


그림 10. (a) 원 영상, (b) 블록 매칭에 기반한 변환 기법에 의해 복원한 영상, (c) 영상 평면에서 *artifact*를 보정한 영상, (d) 아핀 변환에 기반한 변환 기법에 의해 복원한 영상, (e) 물체 공간에서 보정한 후 복원한 영상
 Fig. 10. (a) The original images (b), (c), (d) and (e) are the decoded images by the transformation methods based on the block matching, the interpolation at the image plane, *affine* transformation and the interpolation at the object space, respectively.

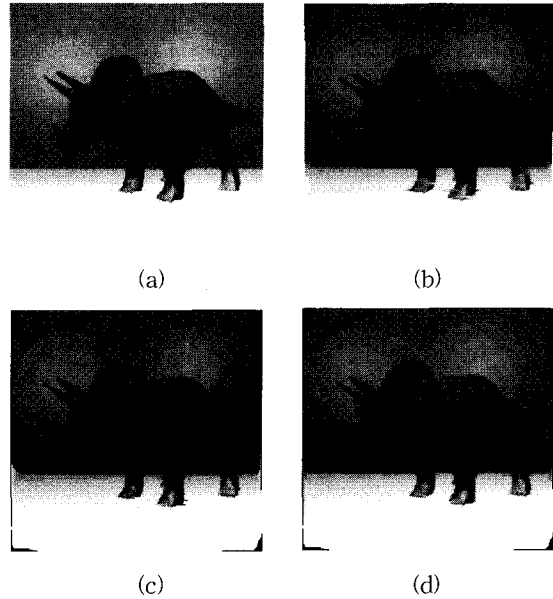


그림 11. 최대 초점 거리(50mm)에서 재구성한 영상
 Fig. 11. The reconstructed images at the maximum focal length(50mm).

표 1. 변환 방법에 따른 *triceratops zoom* 영상의 신호대 잡음비 비교

Table 1. Comparison of *PSNR* for the *zoom* images called *triceratops* according to the transformation methods.

초점 거리	PSNR[<i>dB</i>]	
	블록 기반 변이 보상 모델	블록과 아핀 변환 기반 변이 보상 모델
40mm	58.0	69.1
41mm	54.6	67.1
42mm	57.5	68.7
43mm	53.6	66.1
44mm	58.5	66.8
45mm	54.7	65.7
46mm	57.8	66.0
47mm	53.9	64.9
48mm	56.5	65.0
49mm	53.1	64.1
50mm	52.2	64.0

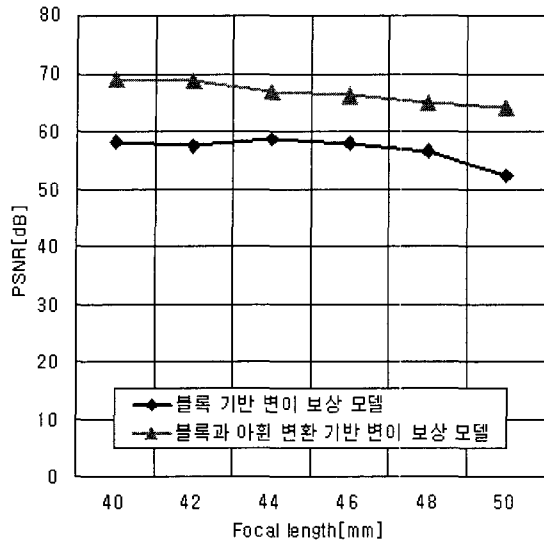
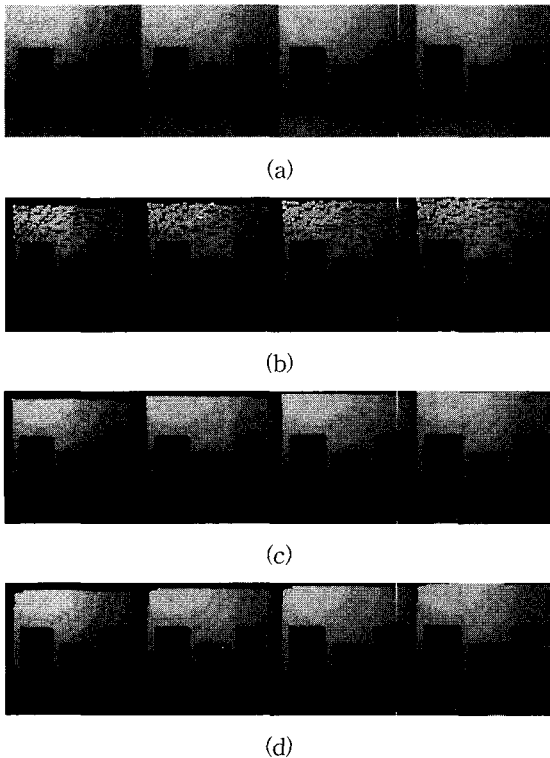


그림 12. 변환 방법에 따른 *triceratops zoom* 영상의 신호대 잡음비 비교

Fig. 12. Comparison of *PSNR* for the set of the *zoom* images called *triceratops* according to the transformation methods.



(e)

그림 13. (a) 인코딩 하기 전의 기둥 영상, (b) 블록 매칭에 기반한 변환 기법에 의해 복원한 영상, (c) 영상 평면에서 *artifact*를 보정한 영상, (d) 아핀 변환에 기반한 변환 기법에 의해 복원한 영상, (e) 물체 공간에서 보정한 후 복원한 영상

Fig. 13. (a) The original *polyhedral* images before encoding (b), (c), (d) and (e) are the decoded images by the transformation methods based on the block matching, the interpolation at the image plane, *affine* transformation and the interpolation at the object space, respectively.

표 2. 변환 방법에 따른 *polyhedral zoom* 영상의 신호대 잡음비 비교

Table 2. Comparison of *PSNR* for the zoom images called *polyhedral image* according to the transformation methods.

초점 거리	PSNR[dB]	
	블록 기반 변이 보상 모델	블록과 아핀 변환 기반 변이 보상 모델
40mm	62.0	71.5
41mm	59.1	71.0
42mm	62.7	71.8
43mm	59.1	73.6
44mm	59.6	71.6
45mm	58.7	71.4
46mm	59.3	70.7
47mm	59.8	71.9
48mm	59.9	69.6
49mm	59.0	70.5
50mm	59.4	69.4

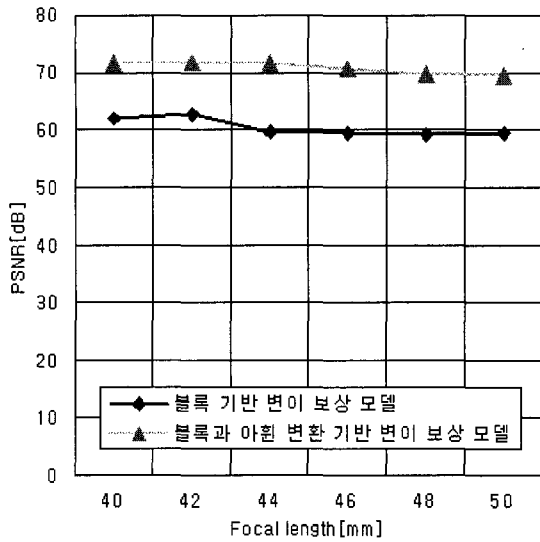


그림 14. 변환 방법에 따른 Polyhedral zoom 영상의 신호대 잡음비 비교
 Fig. 14. Comparison of PSNR for the set of the zoom images called polyhedral image according to the transformation methods.

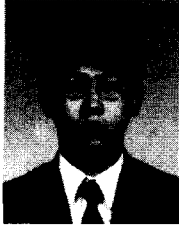
V. 결론

본 알고리즘의 구현은 Windows 95에서 Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였고, 각각 11장의 triceratops 영상과 기둥영상(polyhedral image)에 대해 실험하였다. Zoom을 이용하여 3차원 영상을 처리할 때, 영역에 기반한 방법을 적용함으로써 스테레오 영상처리, 멀티뷰 영상처리 등에 비해서 계산량과 복잡도의 측면에서 장점을 가진다. 본 논문에서는 블록에 기반한 변이 보상 모델과 아핀 변환에 기반한 변이 보상 모델 등의 영역에 기반한 zoom 영상처리를 제안함으로써 정합 과정에서 특징 점을 이용하여 대응점을 찾는 특징 추출 작업의 복잡성과 잡음에 민감한 특성을 가지는 기존의 방법을 개선하였다. 복원된 영상에서 발생한 artifact를 제거하기 위해 영상 평면에서 보정을 하였고, 좀더 정밀한 보정을 위해 물체 공간상에서 보정하는 방법을 제안하였다.

참고 문헌

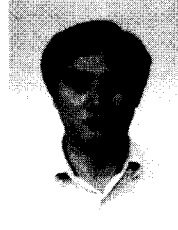
- [1] D. H. Ballard and C. M. Brown, *Computer Vision, New Jersey, Prentice Hall*, pp. 89, 1982.
- [2] I. J. Cox, S. L. Hingorani and S. B. Rao, "A Maximum likelihood stereo algorithm," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 63, no. 3, pp. 542-567, May, 1996.
- [3] M. E. Lukas, "Predictive Cording of Multi-Viewpoint Image Sets," *IEEE ICASSP'86*, pp. 521-524, 1986.
- [4] J. M. Lavest, G. Rives and M. Dhome, "3D reconstruction by zooming," *IEEE Trans. Robotics Automat.* vol. 9, no. 2, pp. 196-208, April, 1993.
- [5] J. M. Lavest, C. Delherm, B. Peuchot and N. Daucher, "Implicit Reconstruction by Z ooming," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 66, no. 3, pp. 301-315, June, 1997.
- [6] Junji Tada, Naomi Isoda, Kenji Terada, Shunichiro Oe and Kenichi Kaida, "Improvement of Accuracy for a Distance Measurement Method by Movement of CCD," *Proc. of the 2nd China-Japan symposium on mechatronics*, pp. 327-332, 1997.
- [7] Naomi Isoda, Junji Tada, Kenji Terada, Shunichiro Oe and Kenichi Kaida, "A Method of Distance Measurement using a Monocular Camera with Movable CCD," *Proc. of 3th Korea-Japan Joint Workshop on Computer Vision*, no. 2, pp. 65-70, 1997.
- [8] Junji Tada, Naomi Isoda, Shunichiro Oe, Kenji Terada and Kenichi Kaida, "An Automatic Distance Measurement System by Using a Monocular Camera with Movable CCD," *Proc. of 4th Korea-Japan Joint Workshop on Computer Vision*, no. 2, pp. 121-126, 1998.

저 자 소 개



張 普 鉉(正會員)

1997년 2월 경상대학교 전자재료공학과 졸업(학사). 2000년 2월 경상대학교 대학원 전자재료공학과 졸업(석사). 2000년 2월~현재 (주)오피소프트 연구원. 주관심 분야는 영상 처리 및 얼굴인식, 가상현실 등



梁 榮 日(正會員)

1983년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1985년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사), 1989년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(박사). 1990년~현재 경상대학교 전기전자공학부 교수.

1994년 1월~1995년 1월 UC, Irvine 교환교수. 주관심 분야 VLSI&CAD, 영상신호처리 등



金 導 鉉(正會員)

1996년 2월 경상대학교 전자재료공학과 졸업(학사). 1998년 2월 경상대학교 대학원 전자재료공학과 졸업(석사). 1998년~1999년 경상대학교 항공기부품기술연구센터 연구원.

1999년 2월~현재 경상대학교 전자재료공학과 박사과정. 주관심 분야는 3차원 영상처리와 ASIC 설계