

한 영상으로부터 3개의 소실 점들만을 사용한 매개 변수의 재구성

정희원 최 종 수*, 윤 용 인*

Reconstruction of parametrized model using only three vanishing points from a single image

Jong-soo Choi*, Yong-In Yoon* *Regular Member*

요 약

본 논문은 카메라로 찍은 투사 사영(Perspective Projection)의 한 영상으로부터 물체의 크기와 위치를 계산하기 위해서 3 개의 소실 점만을 사용해서 계산하는 새로운 방법을 제안한다. 우리의 접근 방법은 투사 사영의 영상으로부터 초점 거리(Focal Length), 회전 행렬(Rotation Matrix) 등의 정보들 없이 3개의 소실 점만을 가지고 계산하는 방법이다. 물체는 꼭지점(vertices)의 좌표가 크기 벡터 v 의 선형 함수로서 표현할 수 있는 다각형으로써 모델이 된다는 것을 가정한다. 이 재구성의 입력은 영상에서 특징 점과 모델에서 특징 점 사이 대응점의 집합으로 표현할 수 있다. 이 매개 변수 모델의 각각 크기를 최적화하기 위해서, 재구성의 최적화는 동일하게 매개 변수 공간을 샘플링에 의한 최적화기에 대하여 다중 시작점(multiple starting points)을 발생하는 다중 시작(multi-start) 방법을 가지는 표준 비선형 최적화 기법을 효과적으로 해결할 수가 있다.

Keywords : 3D reconstruction, numerical optimization, vanishing points

ABSTRACT

This paper presents a new method which is calculated to use only three vanishing points in order to compute the dimensions of object and its pose from a single image of perspective projection taken by a camera. Our approach is to only compute three vanishing points without informations such as the focal length and rotation matrix from images in the case of perspective projection. We assume that the object can be modeled as a linear function of a dimension vector v . The input of reconstruction is a set of correspondences between features in the model and features in the image. To minimize each the dimensions of the parameterized models, this reconstruction of optimization can be solved by standard nonlinear optimization techniques with a multi-start method which generates multiple starting points for the optimizer by sampling the parameter space uniformly.

I. 서 론

빌딩, 건축물 등 같은 많은 물체들은 몇 개의 매개 변수로 표현하는 모델로 대칭성을 가지고 있다. 이 모델은 구조체 기하학의 기본 소자(Primitive)인

입방체, 박스, 4면체들로 구성되었다. 구조체 기하학(Constructive Solid Geometry)의 기법은 3차원 재구성, 컴퓨터 그래픽스 분야에서 많이 응용되어 왔다[3]. 3차원 재구성을 하기 위하여, 기본 소자의 물체의 각각 물체의 크기를 복구하는 것이 중요한 문제이다. 기본 소자의 크기 계산한다는 것은 정확

* 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 영상정보 연구실(jschoi@imagelab.cau.ac.kr),

논문번호 : 020517-1204, 접수일자 : 2002년 11월 26일

※본 연구는 2003년도 중앙대학교 학술연구비 지원에 의해 수행되었습니다.

한 물체의 크기를 구하는 것이 아니라 물체의 크기의 비례를 계산하는 것이다. 이러한 물체가 꼭지점의 좌표가 크기(dimensions) 벡터 v 의 선형 함수로 표현된 다각형으로써 모델링이 될 수 있다는 것을 알고 있다[4].

모델을 그림 1과 같이 고려해 보자.

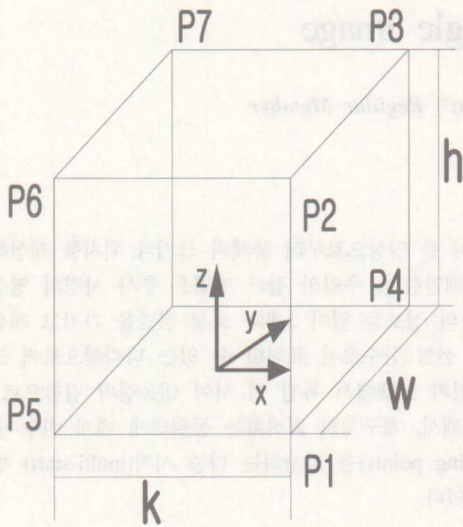


그림 1: 선형 다각형 모델의 단순한 예제

이 모델에 대하여 꼭지점의 좌표는 $P_1, P_2, P_3, P_4 \dots$ 등이 크기 벡터의 선형 함수로 표현할 수 있다. 그러므로 그림 1에서 꼭지점의 각각의 좌표는 매개 변수 벡터의 선형 함수로 표현될 수 있다.

$$P_1 = \begin{pmatrix} -k/2 \\ 0 \\ h/2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} k \\ w \\ h \end{pmatrix}; P_2 = \begin{pmatrix} -k/2 \\ w \\ h/2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} k \\ w \\ h \end{pmatrix} \dots$$

매개 변수 크기 v 는 양의 수를 의미하는 크기를 나타낸다. 그림 1에서 만약 꼭지점들의 위치가 8개이면 3개의 매개 변수만으로 특징 되어질 수 있다. 여기서 한 영상으로부터 모델 크기를 복구하는 것이 가능하다. 이 재구성의 입력은 영상에서 특징 점과 모델에서 특징 점 사이 대응점의 집합이다. 이것으로부터 투사 사영의 영상을 취득하여 카메라에 대

한 위치와 물체의 크기에 대하여 근사적인 사영 모델을 결정할 수 있다. 이 매개 변수 모델의 각각 크기를 최적화하기 위해서는, 재구성의 최적화는 동일하게 매개 변수 공간을 샘플링에 의한 최적화에 대하여 다중 시작점(multiple starting points)을 발생하는 다중 시작(multi-start) 방법을 가지는 표준 비선형 최적화 기법으로 효과적으로 해결하였다.

David 와 Camillo[4]는 직각그래픽과 투사 사영 모델 하에 얻어진 한 영상으로부터 물체의 위치와 크기를 복구하는데 효과적인 방법을 제시하였다. 그렇지만, 투사 사영 모델에서 소실 점을 이용한 카메라의 초점 거리, 회전 행렬 등을 계산하여야만 크기 벡터를 구할 수 있다. 본 논문은 카메라로 찍은 투사 사영의 한 영상으로부터 초점 거리(Focal Length), 회전 행렬(Rotation Matrix) 등의 정보들 없이 물체의 크기와 위치를 계산하기 위해서 3 개의 소실 점만을 사용해서 계산하는 새로운 방법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 서술한다. 2절은 전체적인 블록도와 투사 사영의 경우에서 제안된 재구성 알고리즘의 해법을 설명한다. 3절에는 제안된 알고리즘의 증명을 위한 제안된 알고리즘의 실제의 영상과 모의 실험 결과 비교해서 보여 준다. 4절은 본 논문의 결론을 서술한다.

II. 제안된 재구성 알고리즘

입력 영상이 투사 사영의 영상을 카메라로부터 찍은 영상만을 고려하기 때문에 영상에서 얻을 수 있는 정보는 제한되어 있다. 여기서 영상으로부터 소실 점을 이용한 다양한 시스템을 제한하고 있다.[1][6] 본 논문은 영상의 모델이 투사 사영이고 3 개 소실 점들이 존재하는 경우로 제한한다. 제안한 알고리즘의 전체 블록도는 그림 3와 같다. 본 논문 또한 소실 점으로 이용해서 모델의 크기를 계산하는데 사용하였다. 소실 점은 영상의 모델로부터 X 축, Y 축, Z 축 방향으로 평행한 무한 선(lines at infinity)들 교점의 사영에 대응한 점을 의미한다. 이 소실 점을 정밀하게 찾아내기 위해서 사용자가 모델 선분을 상호작용으로 정의해서 모델에 있는 선을 선택함으로써 영상에 있는 모서리와 모델에 있는 모서리 사이를 대응되는 소실 점을 찾는다. X 축, Y 축, Z축의 소실 점을 계산하기 위해, 사용자가 물체의 X, Y, Z방향에 평행한 모델에서 n 개의 선을 선택한다. 이 l_1, l_2, \dots, l_n 들을 X축에

평행하게 대응하는 영상 선분의 집합이라 하고 V_x, V_y, V_z 들을 X, Y, Z 방향의 이들 선분에 의해 정의된 소실 점들이라 한다. 각각의 방향에서 소실 점의 동차 좌표는 $\sum \|L_i^T v_x\|^2, \sum \|L_i^T v_y\|^2, \sum \|L_i^T v_z\|^2$ 를 최소화는 벡터 v_x, v_y, v_z 이다. 이 벡터들은 선형 대수학의 최적화 기법을 사용해서 행렬 r 의 표준 고유치(eigenvalue) 분리를 계산한다. r 를 포함한 각각의 행렬을 뜻한다. 그림 2는 영상의 모델로부터 소실 점을 계산한 결과를 나타낸다.

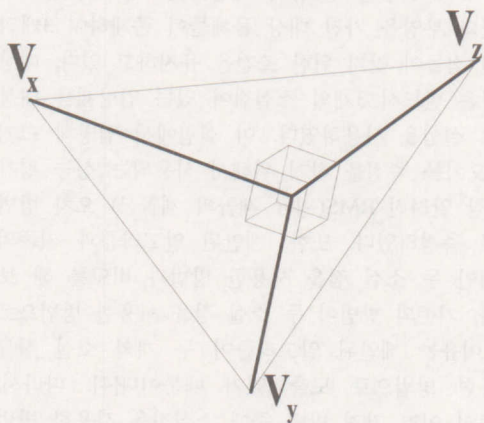


그림 2. 모델의 X, Y, Z 방향에 대한 각각의 소실 점

영상의 모델로부터 입력이 되면 영상의 물체와 모델 사이에 X, Y, Z 방향으로의 소실 점을 선택하여 이를 최적화 기법을 사용하여 각각의 방향에 따라 소실 점들을 계산한다.

투사 사영의 경우에서 영상 평면의 투영을 모델에서 점의 좌표와 관련된 동차 카메라 행렬 P 를 다음과 같이 주어질 수 있다.

$$K = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}, T = \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix}$$

$$P = K[R \quad T]$$

여기서 f 는 초점 거리, R 과 T 는 모델 프레임에서 회전 행렬과 이동 행렬을 뜻한다.

박스의 크기 벡터 v 을 복구하기 위해 본 논문에서는 3점의 소실 점만을 사용하였다. 박스 모델에

따라, 공간 프레임에서 j 번째의 꼭지점을 $G_j v$ 의 이라 주어질 수 있다.

제안된 알고리즘

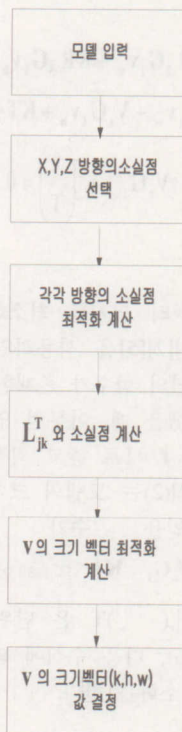


그림 3. 제안한 알고리즘의 전체 블록도

모델의 선분(lines)의 동차(homogeneous) 좌표

$r_{jk} = [x_{jk} \ y_{jk} \ z_{jk}]^T$ 는 j 와 k 점을 연결하는 영상 평면에 있다. 영상에서 꼭지점의 사영이 이 선분을 따라 놓여 있다는 조건을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$r_{jk}^T P^{-1} G_j v = 0 \quad (1)$$

본 논문에서는 방정식(1)에서 v_x, v_y, v_z 와 v_w 를 주어진다고 고려하면, 그 다음에는 이 식에서 소실 점의 성질을 이용하면 다음과 같다.

$$V_x = KR_1 \hat{X}, V_y = KR_2 \hat{Y}, V_z = KR_3 \hat{Z}$$

여기서 \mathbf{v} , \mathbf{v}_k 와 \mathbf{v}_w 는 X , Y 와 Z 축으로 향하는 단위 벡터이다. 이 성질을 (1)식에 대입하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} &L_{jk}^T \mathbf{K}(\mathbf{R}G_i \mathbf{v} + \mathbf{T}) \\ &= L_{jk}^T (\mathbf{K}R_1 G_i \mathbf{v}_k + \mathbf{K}R_2 G_i \mathbf{v}_w + \mathbf{K}R_3 G_i \mathbf{v}_h + \mathbf{K}\mathbf{T}) \\ &= L_{jk}^T (\mathbf{V}_x G_i \mathbf{v}_k + \mathbf{V}_y G_i \mathbf{v}_w + \mathbf{V}_z G_i \mathbf{v}_h + \mathbf{K}\mathbf{T}) = 0 \\ &\Rightarrow L_{jk}^T \begin{bmatrix} \mathbf{V}_x G_i & \mathbf{V}_y G_i & \mathbf{V}_z G_i & \mathbf{K} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{v} \\ \mathbf{T} \end{pmatrix} = 0 \end{aligned} \tag{2}$$

변수 모델들의 벡터 크기를 최소화하기 위하여, 조건부 최적화 기법[2][5]을 사용하였는데, 식(2)에서와 같이 이동 행렬의 함수가 존재한다. 이것은 최적화 기법을 사용했을 때, 아무런 영향을 주지 못함으로 초점 거리를 $f=1$ 로 놓고 최적화 계산을 하였다. 결과적으로, 식(2)는 모델의 크기 벡터를 계산하는 식을 얻을 수가 있다. \mathbf{A} 를 $L_{jk}^T [\mathbf{V}_x G_i \quad \mathbf{V}_y G_i \quad \mathbf{V}_z G_i \quad \mathbf{K}]$ 을 행의 형태로 적재한 행렬이라고 하면, $(\dots)^T$ 은 단위 벡터를 찾는 것을 계산할 수 있고, 다음 수식에 의해 조건부 최적화를 사용해서 최소화를 한다.

$$\left\| \mathbf{A} \begin{pmatrix} \mathbf{v} \\ \mathbf{T} \end{pmatrix} \right\|^2$$

그림 4은 영상으로부터 모델의 소실점을 이용한 X , Y 와 Z 축 방향으로의 벡터 크기를 나타낸 것이다.

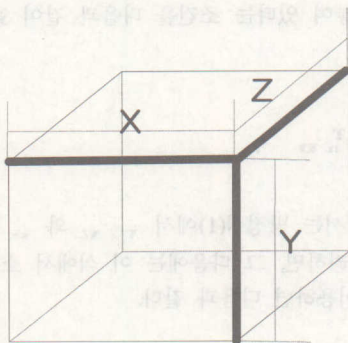


그림 4. 영상으로부터 모델의 소실점을 이용한 X , Y 와 Z 축 방향으로의 벡터 크기

III. 실험 결과

기본 입체 영상의 대상은 카메라 교정을 할 때, 사용되었던 영상(샘플 블록)을 기본으로 구성된 2개 이상의 블록을 형성한 영상을 이용하였다. 입방체의 실험 영상을 50장으로 실험한 결과 중에 대표되는 샘플 블록 영상의 실험된 결과를 보여주었다. 이 입방체 영상들은 3 개의 소실 점을 반드시 존재하는 경우의 대상 물체들만을 고려해서 얻은 영상들이다. 이들의 영상은 고해상도 디지털 카메라 Canon EOS D30으로 찍은 입방체 영상들이고 이 모든 영상들은 815 x 644(샘플 블록)의 해상도를 가지고 있으며, 약간의 투영을 가진 대상 물체들이 존재하여 3개의 소실 점들이 찾기 위한 조건을 유지하고 있다. 대상 영상은 반드시 3개의 소실점이 있는 입방체를 대상으로 실험을 사용하였다. 이 실험에서 입방체 크기의 오차를 측정하기 위해서 사용되는 성능 평가를 잘 알려진 RMS(평균 제곱의 제곱근) 오차 방법으로 측정하였다. 또한, 제안된 알고리즘과 기존의 방법인 두 소실 점을 사용한 방법과 비교를 해 보았다. 기존의 방법이 두 소실 점을 사용한 방법으로 한 이유는 제안된 알고리즘이 두 개의 소실 점을 사용한 방법으로 도출되었기 때문이다[4]. 따라서, 기존의 여러 가지 방법 중에 소실점을 사용한 방법과 비교를 해야만 정당한 비교 평가를 판별하기 위해 제안된 방법이 3 개의 소실 점을 이용한 방법이기에 때문에 본 논문에서는 두 개의 소실 점을 사용하는 방법과 비교하였다.

샘플 영상들은 그림 5, 6, 7, 8, 9, 10들이 나타내어 있다. 본 논문에서는 샘플 영상 6개들을 각각의 물체 크기 벡터를 제안된 알고리즘과 기존의 방법으로 복구하기 위한 실험을 하여 보았다. 6 개의 샘플 영상 중에서 그림 5, 6, 7는 매개 변수가 3 개인 경우로 모의 실험을 수행하여 보았으며, 나머지 3 개인 그림 8, 9, 10은 블록이 두 개가 존재하는 경우를 실험하였다. 이 경우는 한 개인 입방체와 별차이는 없지만 두 개의 블록을 가진 입방체인 경우에 각각 서로 독립적으로 계산한 다는 것이다. 즉, 물체 크기를 계산할 때, 크기가 다를 경우가 있는 것만 매개 변수를 사용하여 계산하면 대상 영상이 한 개이든 두 개이든 여러 가지가 존재하든 상관없이 복구할 수 있다. 물론, 입방체가 서로 다른 것이 아닌 경우를 제외하고는 대부분의 경우에는 서로 겹쳐 있기 때문에 한 개의 매개 변수를 찾으면 두 번째의 매개 변수가 첫 번째의 매개 변수와

중복되는 현상이다. 이렇기 때문에 서로 연관성이 존재하여 매개의 변수가 중복되는 경우는 한 개의 변수로 대체하여 매개 변수가 감소하는 경우가 대부분의 경우에서 발생한다.

처음에는 실제적인 물체 크기가 각각의 대상 샘플 물체의 크기가 나타나 있다. 이것들은 직접 손으로 계산한 값들이다. 순서는 그림 5, 6, 7, 8, 9, 10로 차례로 측정된 값이다. 그 값들은 (20 20 20)T(샘플 영상I), (30 20 10)T(샘플 영상II), (30 20 7)T(샘플 영상III), (20 30 10 30 20 7)T(샘플 영상 샘플 영상IV), (20 30 7 20 20 20)T(샘플 영상 V), (20 20 20 30 20 10)T(샘플 영상VI) (단위: cm). 기존의 방법과 제안된 알고리즘에 대한 측정 값들은 단위 벡터들의 계산된 값에 일정한 크기 비율을 곱한 후에 계산된 값들이다. 이와 같은 값들에 대한 계산치는 표 1에 각각 표현되었다. 표 1에서 보면 알 수 있듯이, 크기 벡터 v 을 복구하는 값들이 나타나 있다.

여기서 알아두어야 할 것은 불행히도 위치 단위 벡터에 대한 정확성을 판단 할 수 없다는 것이다. 이 영상의 모델에 대한 이동 매개 변수를 계산할 수 있지만 이것이 정확한지를 판단할 수 있는 측정 도구가 없다는 의미도 된다. 왜냐하면 이동 매개 변수를 측정하려면 카메라의 초점 거리를 알아야 하는데 우리는 영상을 취득할 때 임의의 방향으로 영상을 취득하기 때문에 정확히 그 거리를 측정할 수가 없다. 따라서, 이동의 매개 변수를 계산할 하더라도 비교를 할 수가 없다.

각각의 샘플 영상에 대하여 성능 평가를 측정하였는데, 기존의 방법과 제안된 알고리즘에서 계산된 값들은 다음과 같다. 그림 5,6,7,8,9,10에 대하여 기존의 방법에서는 0.98cm (샘플 영상I), 0.98cm (샘플 영상II), 0.94cm (샘플 영상III), 1.2cm (샘플 영상IV), 1.2cm (샘플 영상V), 1.1cm (샘플 영상VI)의 RMS 오차를 가지고 있다. 이에 대하여 제안된 알고리즘은 0.83cm(샘플 영상I), 0.91cm(샘플 영상II), 0.95cm(샘플 영상III), 1.9cm(샘플 영상IV), 1.9cm (샘플 영상V), 0.9cm(샘플 영상VI)의 RMS 오차를 가지고 있다. 여기서 RMS 오차의 특성을 가지고 분석해보면 다음과 같다. 제안된 알고리즘은 소실 점만을 사용하여 대상 영상의 물체 크기 벡터를 계산하였으므로, 샘플 영상I, 샘플 영상II, 샘플 영상VI들은 제안된 알고리즘이 기존의 방법보다 더 좋다는 것을 알 수 있다. 샘플 영상III, 샘플 영상IV, 샘플 영상V의 대상 영상에 대하여서, 기존의 알고

리즘이 성능 더 좋다는 것을 알 수 있다. 따라서, 이 결과에 따라 제안된 알고리즘과 기존의 방법의 차이는 입방체 영상이 영상 어느 부분에 위치해 있는 것에 관련이 있다는 것을 알 수 있다.

이 현상은 소실점을 선택하는데 있어서 찾는 방법에 따라 커다란 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 그러므로, 한 장의 대상 입방체 물체가 영상의 중심에 위치해 있을수록 실험 결과가 제안된 알고리즘이 기존의 방법보다 성능이 좋다는 것을 알 수 있다.

측정된 물체 크기 벡터를 기존의 시스템을 기반한 제안된 알고리즘을 사용한 사진의 3차원 재구성을 하기 위해서, 샘플 영상 6 개에 대하여 패턴을 각각의 평면에 붙여 찍은 영상에 대하여 재구성을 하여 보았다. 물체 크기 매개 변수가 3 개인 경우에는 샘플 영상 I에 대하여 수행하였으며, 나머지 6 개의 매개 변수에 대하여 3 개 모두 실험을 수행하였다. 그밖에 3개의 기본 입체를 이용해서 다양한 영상을 구성하여 3 차원 재구성을 수행하였다.

그림 11, 12은 각각에 대하여 샘플 영상 I이 원 영상이고 텍스처 매핑된 3 차원 재구성을 나타낸 것이다. 그림 13, 14은 각각에 대하여 샘플 영상 IV가 원 영상이고, 텍스처 매핑된 3 차원 재구성을 표현된 것이다. 그림 15, 16은 각각에 대하여 샘플 영상 V이 원 영상이고 텍스처 매핑된 3 차원 재구성을 보여준 것이다. 마지막으로, 그림 17, 18은 각각에 대하여 샘플 영상 VI이 원 영상이고, 텍스처 매핑된 3 차원 재구성을 나타낸 것이다.

종류	실제	기존 방법		제안된 방법	
	측정치	크기 벡터	RMS 오차	크기 벡터	RMS 오차
샘플 영상 I	(20 20 20) ^T	(19.2 20.9 18.8) ^T	0.98	(20.3 20.9 18.9) ^T	0.83
샘플 영상 II	(30 20 10) ^T	(31.2 21.1 9.5) ^T	0.98	(28.5 20.4 10.3) ^T	0.91
샘플 영상 III	(30 20 7) ^T	(31.1 19.5 8.1) ^T	0.94	(29.20 8.3) ^T	0.95
샘플 영상 IV	(20 30 10 30 20 7) ^T	(22.1 31.2 9.5 30.6 19.5 8.1) ^T	1.2	(22.3 28.1 12.3 28.3 18.1 9.3) ^T	1.9
샘플 영상 V	(20 30 7 20 20 20) ^T	(19.5 30.6 8.1 18.6 21.8 18.8) ^T	1.2	(21 28.3 9.3 22.3 22.2 18.5) ^T	1.9
샘플 영상 VI	(20 20 20 30 20 10) ^T	(20.8 21.4 18.9 31.2 21.1 9.5) ^T	1.1	(20.3 21.2 19.5 29.1 21.4 10.3) ^T	0.9

표 1. 샘플 블록 영상의 물체 크기 벡터(단위: Cm)

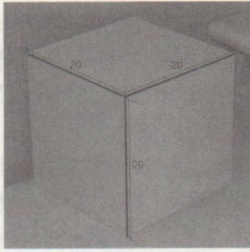


그림5.영상I(크기 벡터)

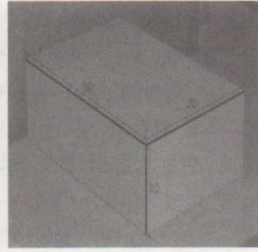


그림 6. 영상 II(크기 벡터)

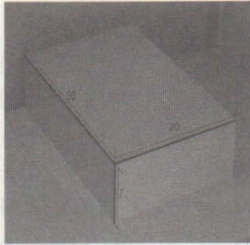


그림7.영상III(크기 벡터)

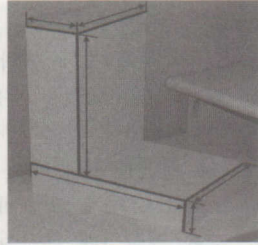


그림 8. 영상 IV(크기 벡터)



그림9.영상 V(크기 벡터)

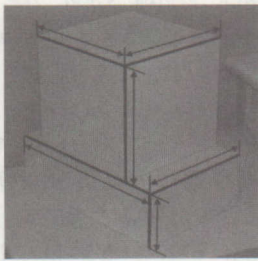


그림 10.영상 VI(크기 벡터)

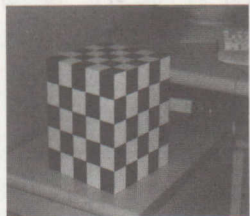


그림 11.영상 I(색채 영상)

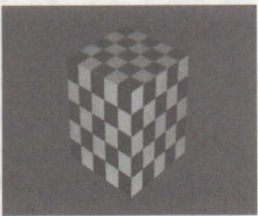


그림 12. 3차원 재구성된 영상



그림 13.영상 IV(색채 영상)

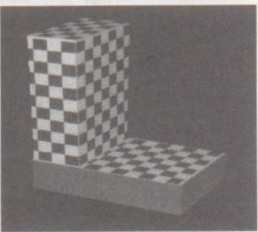


그림 14. 3차원 재구성된 영상

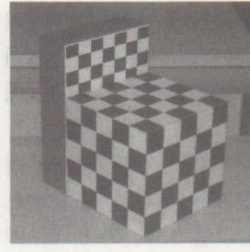


그림 15.영상 V(색채 영상)

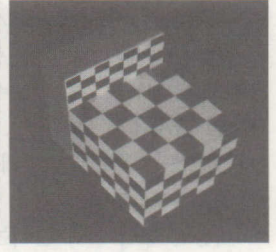


그림 16. 3차원 재구성된 영상

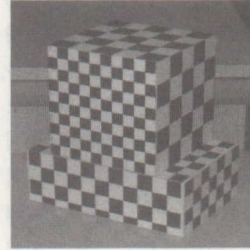


그림 17.영상 VI(색채 영상)

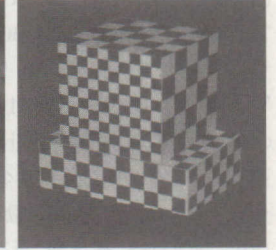


그림 18. 3차원 재구성된 영상

VI. 결 론

본 논문은 카메라로 찍은 투사 사영의 한 영상으로부터 초점 거리(Focal Length), 회전 행렬(Rotation Matrix) 등의 정보들 없이 물체의 크기와 위치를 계산하기 위해서 3 개의 소실 점만을 사용해서 계산하는 새로운 방법을 제안하였다. 실험 결과는 제안된 알고리즘에 정확히 측정됨을 알 수 있었다. 보다 정확히 하기 위해 본 논문에서는 소실 점 계산을 사용자가 영상에 있는 물체의 꼭지점을 지정하였다는 것이다. 앞으로 해야 할 과제는 소실 점을 계산하는 것을 자동화하는 것이다.

VII. Acknowledgment

본 연구는 2003년도 중앙대학교 학술연구비 지원으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] B. Caprile and V. Torre, "Using vanishing points for camera calibration", *IJCV*, pp. 127-140, 1990.
- [2] Olivier. Faugeras, "Three dimensional computer Vision", MIT Press, 1993.
- [3] R. P.E. Debevec, C.J Taylor, and J.

