

카메라 보정을 이용한 텍스처 좌표 결정에 관한 연구

정관웅*, 이윤영**, 하성도***, 박세형****, 김재정*****

Coordinate Determination for Texture Mapping using Camera Calibration Method

Jeong, K. W.*, Lee, Y.Y.**, Ha, S.***, Park, S.H.**** and Kim, J. J.*****

ABSTRACT

Texture mapping is the process of covering 3D models with texture images in order to increase the visual realism of the models. For proper mapping the coordinates of texture images need to coincide with those of the 3D models. When projective images from the camera are used as texture images, the texture image coordinates are defined by a camera calibration method. The texture image coordinates are determined by the relation between the coordinate systems of the camera image and the 3D object. With the projective camera images, the distortion effect caused by the camera lenses should be compensated in order to get accurate texture coordinates. The distortion effect problem has been dealt with iterative methods, where the camera calibration coefficients are computed first without considering the distortion effect and then modified properly. The methods not only cause to change the position of the camera perspective line in the image plane, but also require more control points. In this paper, a new iterative method is suggested for reducing the error by fixing the principal points in the image plane. The method considers the image distortion effect independently and fixes the values of correction coefficients, with which the distortion coefficients can be computed with fewer control points. It is shown that the camera distortion effects are compensated with fewer numbers of control points than the previous methods and the projective texture mapping results in more realistic image.

Key words : Texture mapping, Camera calibration, Iterative method, Texture coordinates

1. 서 론

전자 카탈로그(e-Catalog)에서는 제품이나 애니메이션(animation)의 3차원 모델을 실감 있게 보이게 하기 위하여 3차원 모델에 텍스처를 입히는 텍스처 매핑(texture mapping)을 이용한다. 텍스처 매핑은 3차원 모델의 한 점과 텍스처의 특정한 점을 대응시키는 것으로 텍스처 매핑 후 3차원 모델의 면에는 지정된 텍스처가 입혀진다. 여기서 텍스처 매핑 시 필요한 특정

한 점을 텍스처 좌표(texture coordinates)라고 한다¹⁾.

텍스처 매핑 시 널리 사용되는 텍스처는 3차원 모델의 직교 이미지(orthogonal image)이다. 하지만 전자 카탈로그 작업과 같이 디지털 카메라로 제품의 이미지를 얻을 경우 주어진 이미지는 원근 이미지(perspective image)가 된다. 원근 이미지의 텍스처 좌표 결정은 직교 이미지의 경우보다 복잡해진다. 왜냐하면 카메라를 사용하여 이미지를 얻는 원리는 3차원 모델을 카메라의 이미지 평면(image plane)에 원근 투영(perspective projection)을 하는 것인데, 카메라 이미지는 렌즈(lens)를 통하여 이미지를 얻으므로 렌즈의 굴곡에 의해서 이미지 왜곡(image distortion)의 영향을 받기 때문이다. 한편 이미지 왜곡을 보상하여 텍스처 좌표를 결정하는 방법은 Machine Vision 분야에서 카메라를 장착한 로봇의 조정거리를 맞추는데 사용하는 카메라 보정(camera calibration)을 이용하면 가능하다.

*학생회원, LG전자

**한국과학기술연구원 CAD/CAM 연구센터 연구원

***정회원, 한국과학기술연구원 CAD/CAM 연구센터 책임연구원

****중신회원, 한국과학기술연구원 CAD/CAM 연구센터 책임연구원

*****중신회원, 한양대학교 기계공학부 정교수

- 논문투고일: 2004. 04. 19

- 심사완료일: 2004. 08. 20

카메라 보정은 3차원 참조 좌표와 2차원 이미지 좌표를 이용하여 3차원 좌표계와 2차원 이미지 좌표계 사이의 관계를 정의하기 위하여 카메라 매개변수(camera parameter)를 결정하는 과정이다. 그러나 카메라 보정 시 이미지 왜곡을 고려하지 않고 원근 이미지와 모델간의 관계를 정의하면 이미지 왜곡에 의하여 텍스처 매핑 후 텍스처 매핑 에러가 발생하게 된다.

기존의 연구에서는 Fang-Jenq Chen^[2]이 카메라 보정 시 이미지 왜곡을 고려하여 이미지와 모델의 관계식을 설정하고 관계식에서 구하여야 하는 카메라 보정계수를 카메라 매개변수로 정의하였다. 여기서 관계식을 목적함수로, 카메라 매개변수를 제약조건으로 하여 최적화 방법을 적용하여 카메라 보정계수와 이미지 왜곡 계수를 계산하여 관계식을 정의하였다. 하지만 최적화 방법의 적용은 계산이 복잡하고 큰 오차가 발생한다.

Machine Vision분야에서 제시하는 반복 계산법을 사용하면 복잡하지 않고 쉽게 이미지와 모델의 관계식을 정의할 수 있다. 이 방식은 우선 이미지 왜곡을 고려하지 않고 카메라 보정계수를 구한 후 이미지 왜곡을 고려하여 카메라 보정계수와 이미지 왜곡 계수를 구하는 계산방식이다^[3]. 이 방법은 최적화 방법을 이용하는 것보다는 복잡하지 않으나 이미지 왜곡의 계수에 따라 대응점(control point)을 추가로 선택하므로 오차발생 가능성이 높다. 또한 계산 방식 특성상 이미지 왜곡을 고려하지 않은 단계에서 계산한 카메라 보정계수는 이미지 왜곡을 고려한 단계에서 추가된 이미지 왜곡 계수에 의해 값이 변화한다. 카메라 매개변수는 카메라 보정계수를 연립하여 구하는데, 카메라 매개변수 중 주점은 이미지 왜곡 고려 전, 후단계에서 변화하여 오차 발생의 원인이 된다.

따라서 본 논문에서는 보정계수를 구한 후 이미지 왜곡을 고려하는 단계에서 기존에는 카메라 보정 계수와 이미지 왜곡 계수에 대하여 관계식을 정리하여 계수들을 구했으나, 제안한 방법은 이미지 왜곡에 대해서만 관계식을 정리하여 카메라 보정 계수의 변화 없이 이미지 왜곡 계수를 구하였다. 이는 기존 방법보다 적은 수의 대응점을 가지고 원근 이미지와 모델간의 관계식을 정의하여 주어진 원근 이미지에 대한 모델의 텍스처 좌표를 결정한다.

2. 카메라 보정

2.1 카메라 보정의 정의

카메라 보정은 3차원 참조좌표와 2차원 이미지 좌

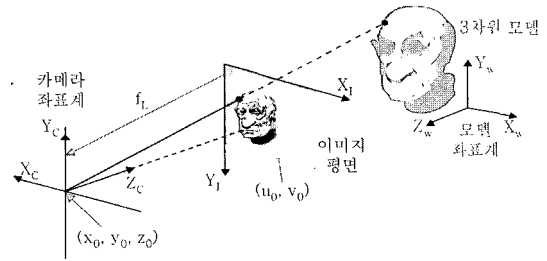


Fig. 1. Relation of between camera and model and camera parameter.

표 사이의 대응관계를 이용하여 카메라의 내부 매개변수와 외부 매개변수를 결정하는 과정이다. 그러나 2차원 이미지는 광학적 특성상 렌즈의 굴곡에 의한 이미지 왜곡에 영향을 받으므로 매개변수 결정시, 이미지 왜곡을 고려하여 매개변수를 구한다^[4].

카메라의 외부 매개변수로는 Fig. 1에서 카메라 위치인 카메라 좌표계의 원심(x_0, y_0, z_0)과 Fig. 3에서 모델 좌표계와 카메라 좌표계에 각각의 축을 일치시키기 위한 회전각 ω (x축), Φ (y축), κ (z축)가 있다. 내부 매개변수는 카메라에서부터 이미지 평면(image plane)까지 초점거리(f)와 카메라의 시선과 이미지 평면이 수직으로 만나는 주점(principal point, (u_0, v_0))이다.

2.2 카메라 보정의 과정

Janne와 Olli^[4]는 카메라 보정의 과정을 다음의 4단계로 정의 하였다. Fig. 2는 카메라 보정의 각 단계를 좌표로 표시한 것으로서, 모델 좌표계에서 모델의 한 점(x_m, y_m, z_m)가 각각의 단계에서 변화하는 것을 보여 준다.

1단계: 모델 좌표계를 카메라 좌표계로 변환하는 과정이다. $((x_m, y_m, z_m) \rightarrow (x_c, y_c, z_c))$

2단계: 카메라에서부터 초점거리만큼 떨어진 이미지 평면에 모델을 원근 투영하는 과정이다. $((x_c, y_c, z_c) \rightarrow (x_m, y_m))$

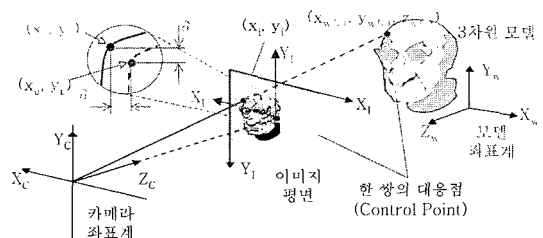


Fig. 2. Steps of Camera calibration in relation of between camera and model.

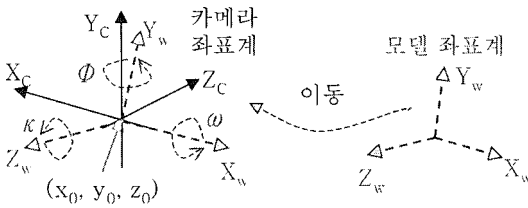


Fig. 3. Step 1 in camera calibration.

3단계: 이미지 평면에 투영된 좌표에 왜곡을 보정하는 과정이다. $((x_u, y_u) \rightarrow (x_d, y_d))$

4단계: 카메라 좌표계 기준의 이미지 좌표계를 화소 기준으로 변환하는 과정이다. $((x_d, y_d) \rightarrow (x_i, y_i))$

1단계는 모델 좌표계를 카메라 좌표계로 변환하는 과정으로 이동(translation)변환과 회전(rotation)변환으로 구성되어있다. Fig. 3과 같이 모델 좌표계에서 카메라 위치 (x_0, y_0, z_0) 만큼 이동변환하고 모델 좌표계의 각 축과 카메라 좌표계의 각 축을 일치시키기 위해, 회전각 ω, ϕ, κ 에 의한 회전 변환한다. 관계식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w - x_0 \\ y_w - y_0 \\ z_w - z_0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

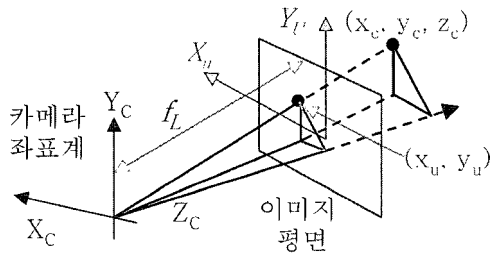


Fig. 4. Step 2 in camera calibration.

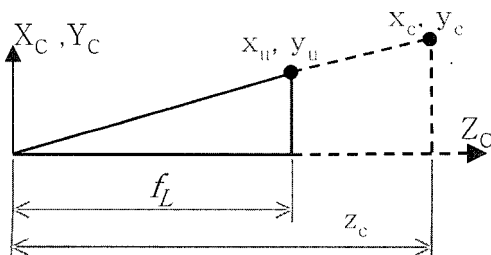


Fig. 5. Relation of between (x_u, y_u) and (x_c, y_c) .

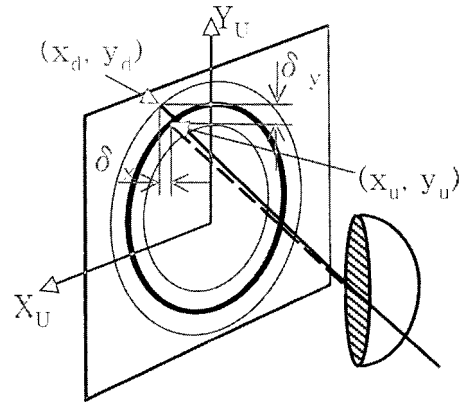


Fig. 6. Step 3 in camera calibration.

2단계는 원근 투영으로 Fig. 4와 같이 카메라에서부터 초점거리(f_L)만큼 떨어진 이미지 평면에 카메라 좌표계로 변환된 모델을 투영한다. Fig. 5에서 (x_u, y_u) 와 (x_c, y_c) 는 $x_u : f_L = x_c : z_c$ 과 $y_u : f_L = y_c : z_c$ 의 관계를 가지며 따라서 다음과 같이 정리된다.

$$(x_u, y_u) = \left(f_L \frac{x_c}{z_c}, f_L \frac{y_c}{z_c} \right) \quad (2)$$

3단계는 이미지 평면에 투영된 좌표에서 왜곡을 보정한다. 2.3절에 설명하는 바와 같이, 이미지 왜곡은 Fig. 6의 $r^2 (= x_d^2 + y_d^2)$ 에 대한 다항식으로 표시할 수 있다. 여기서 K_1, K_2, K_3, \dots 는 이미지 왜곡 계수이다.

$$\begin{aligned} (x_d, y_d) &= (x_u + \delta_x, y_u + \delta_y) \\ \begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{bmatrix} &= (K_1 r^2 + K_2 r^4 + K_3 r^6 + \dots) \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} \\ \therefore r^2 &= x_d^2 + y_d^2 \end{aligned} \quad (3)$$

마지막으로 카메라 좌표계 기준의 이미지 좌표계를 scale factor를 이용하여 화소 기준의 이미지 좌표계로 변환한다. 여기서 (u_0, v_0) 는 주점이고 k_x, k_y 는 이미지 평면의 x방향, y방향에 대한 scale factor이다.

$$\begin{aligned} x_i &= -k_x x_d + u_0 \\ y_i &= -k_y y_d + v_0 \end{aligned} \quad (4)$$

각 단계의 식을 정리하면 이미지와 모델간의 관계식을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$x_i = -f_L k_v \frac{r_{11}(x_w - x_0) + r_{12}(y_w - y_0) + r_{13}(z_w - z_0)}{(r_{31}x_w + r_{32}y_w + r_{33}z_w) \cdot (r_{31}x_0 + r_{32}y_0 + r_{33}z_0)} + u_0 + k_x \delta_x$$

$$y_i = -f_L k_v \frac{r_{21}(x_w - x_0) + r_{22}(y_w - y_0) + r_{23}(z_w - z_0)}{(r_{31}x_w + r_{32}y_w + r_{33}z_w) \cdot (r_{31}x_0 + r_{32}y_0 + r_{33}z_0)} + v_0 + k_y \delta_y$$

(5)

식 (5)를 한 쌍의 대응점(x_i, y_i)과 (x_w, y_w, z_w)기준으로 정리하면,

$$x_i = \frac{L_1 x_w + L_2 y_w + L_3 z_w + L_4}{L_9 x_w + L_{10} y_w + L_{11} z_w + 1} + k_x \delta_x$$

$$y_i = \frac{L_5 x_w + L_6 y_w + L_7 z_w + L_8}{L_9 x_w + L_{10} y_w + L_{11} z_w + 1} + k_y \delta_y$$

(6)

여기에서

$$L_1 = \frac{u_0 r_{31} - f_L k_x r_{11}}{D}, L_2 = \frac{u_0 r_{32} - f_L k_x r_{12}}{D},$$

$$L_3 = \frac{u_0 r_{33} - f_L k_x r_{13}}{D},$$

$$L_4 = -(L_1 x_0 + L_2 y_0 + L_3 z_0),$$

$$L_5 = \frac{v_0 r_{31} - f_L k_y r_{11}}{D}, L_6 = \frac{v_0 r_{32} - f_L k_y r_{12}}{D},$$

$$L_7 = \frac{v_0 r_{33} - f_L k_y r_{13}}{D},$$

$$L_8 = -(L_5 x_0 + L_6 y_0 + L_7 z_0),$$

$$L_9 = \frac{r_{31}}{D}, L_{10} = \frac{r_{32}}{D}, L_{11} = \frac{r_{33}}{D},$$

$$D = -(x_0 r_{31} + y_0 r_{32} + z_0 r_{33})$$

여기에서 $L_1 \sim L_{11}$ 은 카메라 보정 계수라 하는데 식 (5)의 우변을 모델의 대응점(x_w, y_w, z_w)기준으로 정리한 후 x_w, y_w, z_w 의 계수 항을 치환한 것으로 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)는 카메라 매개변수의 함수이다. 이 이미지 왜곡을 고려하지 않으면 이미지와 모델간의 관계식(식 6)에서 $k_x \delta_x$ 와 $k_y \delta_y$ 가 제외되어, 이미지와 모델간의 관계식(식 6)에서 방정식이 2개이고 변수가 11개이므로 6쌍의 이미지 대응점과 모델의 대응점을 이용하여 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)를 구할 수 있다.

2.3 이미지 왜곡

광학(Optics)^{15,6)}분야에서 이미지 왜곡은 수차(aberration)의 한 종류이다. 광학분야에서 이미지가 생기는 원리는 물체에서 반사 또는 굴절되어 나오는 모든 광선들이 부수히 많은 다른 경로를 따르는데 이 광

선들 중 렌즈의 구경 범위 안으로 제한된 광선들만이 이미지 평면에 도달하여 이미지가 맺히는 것이다. 그러나 빛에 관한 식은 물체의 한점에서 렌즈의 굴절면에 수직으로 내린 광축에 근접한 경로를 따르는 광선만 이미지가 맺히는 것으로 가정하여 식을 유도한다. 하지만 실제 광축에서 벗어난 범위에서 입사되는 경로를 통하여서도 광선이 들어오므로 물체의 정확한 이미지가 맺히는 것은 어렵다. 이와 같이 모든 광선들이 주어진 광학계의 이미지 평면 한곳에 상을 맺지 못하게 하고 서로 불일치되는 것을 수차라 한다.

수차에는 구면 수차, 코마수차, 비점수차, 사면만곡, 이미지 왜곡이 있다. 광학계의 설계 시 구면 수차, 코마수차, 비점수차, 사면 만곡은 렌즈의 조리개를 조절하거나, 렌즈를 이중으로 구성하여 수차를 보정할 수 있다. 하지만 이미지 왜곡은 실제 광학 시스템에서 피할 수 없는 기하학적 왜곡으로서 그 종류에는 radial distortion과 tangential distortion이 있다.

Radial distortion은 렌즈의 구면 표면 때문에 발생하는 왜곡으로, 이미지 평면상의 광학축의 위치인 중심(principal point)을 기준으로 반경 방향으로 변위가 증가하는데 이 변위가 radial distortion이다.

Fig. 7을 보면 radial distortion의 종류에는 pin-cushion distortion (positive distortion)과 barrel distortion (negative distortion)이 있다.

Pin-cushion distortion은 이상적 이미지 보다 왜곡

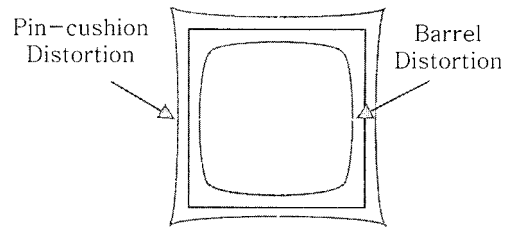


Fig. 7. Radial distortion.

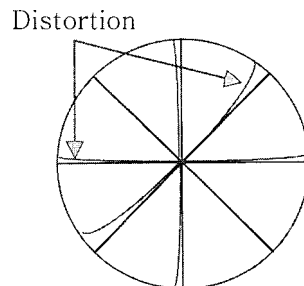


Fig. 8. Tangential distortion.

으로 인해서 이미지가 커지고 barrel distortion은 반대로 이상적 이미지보다 이미지가 작아진다.

Tangential distortion은 광원의 중심과 렌즈의 중심의 불일치에 의해서 발생하는데, Fig. 8과 같이 이미지 평면의 중심(principal point)부터 반지름에 수직인 방향으로 변위가 발생한다. 또한 tangential distortion도 radial distortion과 동일하게 이미지 평면의 중심에 멀어질수록 왜곡은 커진다.

위에서 언급한 수치는 일반적으로 파동 형태의 다항식에 의해서 표현된다. 여기서 K_j 는 계수이고 n 은 차수이다.

$$\delta(x_d, y_d) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^i K_{ij} x_d^i y_d^{j-i} \quad (7)$$

위 식을 극좌표계로 표현하면 다음과 같다.

$$\delta(r, \theta) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^i r^i (a_{ij} \cos^j \theta + b_{ij} \sin^j \theta) \quad (8)$$

하지만 수치의 변화가 x방향과 y방향이 대칭이면 다음과 같고

$$\delta(r, \theta) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^i r^i a_{ij} \cos^j \theta \quad (9)$$

식을 풀어서 r 과 $\cos \theta$ 기준으로 앞항의 계수를 치환하여 나타내면,

$$\delta(r, \theta) = K_1 + K_2 r \cos \theta + K_3 r^2 + K_4 r^2 (1 + 2 \cos^2 \theta) + K_5 r^3 \cos \theta + \dots \quad (10)$$

다시 직교 좌표계로 표현하면 다음과 같다.

$$\delta(x_d, y_d) = K_1 + K_2 x_d + K_3 (x_d^2 + y_d^2) + K_4 (x_d^2 + 3y_d^2) + \dots \quad (11)$$

위 식은 모든 수치를 고려한 것이므로, 위 식에서 이미지 왜곡에 대해서는 Tsai¹⁷가 제안한 $r^2 (= x_d^2 + y_d^2)$ 에 대한 다항식으로 나타낸다.

$$\begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{bmatrix} = (K_1 r^2 + K_2 r^4 + K_3 r^6 + \dots) \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix}$$

여기서 이미지 왜곡에 다항식의 (x_d, y_d) 는 카메라 보정의 4단계에서 알 수 있듯이 (x_r, y_r) , k_x , k_y , (u_0, v_0) 에 의해서 구할 수 있다. (x_r, y_r) 는 이미지의 대응점이고 k_x , k_y , (u_0, v_0) 는 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)를 구하여 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)를 연립하여

구할 수 있다. 따라서 이미지와 모델의 관계식(식 6)을 완성하기 위해서는 이미지 왜곡의 계수만 구하면 된다.

2.4 이미지 왜곡 고려 시 문제점

이미지 왜곡 고려 시 문제점은 두 가지로, 첫째는 일반적으로 r^2 의 다항식으로 정의된 이미지 왜곡의 표현에서 몇 차항까지 고려하는 것이 적당인가하는 문제이다. 둘째는 반복 계산법을 이용하여 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)와 이미지 왜곡 계수를 구하면, 반복 계산법의 특성상 이미지 고려 전 후로 추선(u_0, v_0)의 변화로 인해 (x_d, y_d) 가 변해 오차 발생하는 문제이다.

우선 첫 번째 문제를 보면, 이미지 왜곡은 radial distortion과 tangential distortion이 있으므로 둘 다 고려해야 하는지 어느 한쪽만 고려해도 되는지 의문이 생긴다. 또한 고려한 항에 따라 구해야 하는 변수의 개수도 증가한다. 물론 두가지 왜곡을 고려하여 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)와 이미지 왜곡 계수를 구하면 정확한 값을 얻을 수 있겠지만, 대응점의 선택 시 이미지상의 화소를 선택하므로 정확한 대응점을 선택하기가 어렵다. 따라서 이미지의 대응점을 많이 선택할수록 오차의 가능성이 커진다.

관련연구를 보면 J. Weng과 M. Hemiou¹⁸⁾는 r^6 항까지 고려한 radial distortion과 tangential distortion을 다음과 같이 제안하였다.

$$\begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{bmatrix} = (K_1 r^2 + K_2 r^4 + K_3 r^6) \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} + K_4 x_d y_d + K_5 \left(r^2 + 2 \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} \right) \quad (12)$$

또한 Lili Ma와 Kevin L. Moore¹⁹⁾은 뉘틀린 이미지를 왜곡 없는 이미지로 복원하기 위하여 radial distortion의 r^4 항까지 고려하여 복원 하였다.

$$\begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{bmatrix} = (K_1 r^2 + K_2 r^4) \begin{bmatrix} x_d \\ y_d \end{bmatrix} \quad (13)$$

카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)와 이미지 왜곡 계수를 구하여 이미지와 모델의 관계식(식 6)을 완성하고 입력한 모델의 대응점을 이미지와 모델의 관계식(식 6)에 대입하여 이미지의 대응점을 얻는다. 이미지와 모델의 관계식(식 6)에서 계산된 이미지의 대응점과 입력한 이미지의 대응점에 오차를 비교하여 오차가 적은 식을 적용하고자 한다. 이렇게 이미지 왜곡의 다항식을 결정하면 구해야 하는 변수를 파악할 수 있고 또한

추가하여야 할 대응점 쌍의 개수를 정할 수 있다.

두 번째 문제점은 반복 계산의 특성상 주점이 변하는 문제이다. 기존의 반복 계산법은 우선 이미지와 모델의 관계식(식 6)에서 이미지 왜곡 항을 제외하고 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)를 구한다. 다음은 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)를 연립하여 $k_x, k_y, (u_0, v_0)$ 를 얻어 선택한 이미지 대응점의 (x_w, y_w) 를 구한다. 마지막으로 이미지와 모델의 관계식(식 6)에서 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)와 고려한 이미지 왜곡 계수의 개수에 따라 적당한 쌍의 대응점을 선택하여 다시 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)와 이미지 왜곡 계수를 구한다. 여기서 처음 이미지 왜곡을 고려하지 않고 계산한 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)와 이미지 왜곡을 고려하여 계산한 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)의 결과에 차이가 발생하여 주점(u_0, v_0)의 값이 변화하게 되어 오차가 발생한다. 이 문제를 해결하고자 마지막 단계에서 이미지와 모델의 관계식(식 6)을 이미지 왜곡 항에 대하여 정리하여 계산하는 반복 계산법을 제안하였다.

3. 반복 계산법

3.1 기존의 반복 계산법과 제안한 반복 계산법

이미지와 모델의 관계식(식 6)을 행렬식으로 정리하면 다음과 같다.

$$A_i L + D_i K = U_i \tag{14}$$

여기에서

$$A_i = \begin{bmatrix} x_w & y_w & z_w & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -x_i x_w & -x_i y_w & -x_i z_w \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x_w & y_w & z_w & 1 & -y_i x_w & -y_i y_w & -y_i z_w \end{bmatrix}$$

$$L = [L_1 \ L_2 \ \dots \ L_{11}]^T, U_i = [x_i \ y_i]^T$$

$$D_i = \begin{bmatrix} r^2 k_x x_d & r^4 k_x x_d & \dots \\ r^2 k_y y_d & r^4 k_y y_d & \dots \end{bmatrix}, K = [K_1 \ K_2 \ \dots]^T$$

행렬식(식 14)을 보면, 행렬 A_i 와 U_i 는 이미지의 대응점(x_w, y_w)과 모델을 대응점(x_w, y_w, z_w)을 입력하면 구할 수 있고 행렬 L 은 카메라 보정 계수의 행렬이다. $D_i K$ 항이 이미지 왜곡을 나타내므로 $D_i K$ 항을 전개하면 이미지 왜곡의 다항식이 된다. 여기서 행렬 K 는 이미지 왜곡 계수의 행렬이고 행렬 D_i 은 2.3절에서 언급 했듯이 $k_x, k_y, (u_0, v_0)$ 를 알고 있으면 입력한 이미지 대응점(x_w, y_w)을 (x_d, y_d) 로 변환하여 구할 수 있다. 각 행렬에 i 는 이미지 대응점 쌍의 개수로, 최종적으로

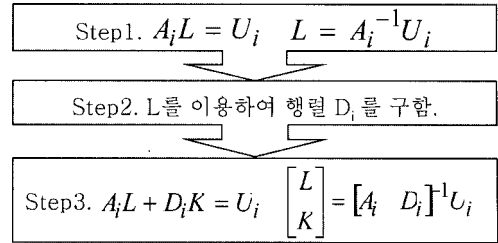


Fig. 9. Flow of previous iteration method.

로 필요한 대응점 쌍의 개수는 카메라 보정 계수와 이미지 왜곡 계수의 개수에 따라 결정된다. 기본적으로 이미지 왜곡을 고려하지 않은 경우에는 카메라 보정 계수 ($L_1 \sim L_{11}$)를 구하는데 필요한 대응점 쌍의 개수는 6쌍이다.

다음은 Fig. 9에 요약된 기존의 반복 계산법이다.

- 1단계: 이미지 왜곡에 해당하는 $D_i K$ 항을 제외한 행렬식(식 14)에 대하여 6쌍의 대응점을 선택하여 행렬 L 을 구한다.
- 2단계: 전 단계에서 구한 행렬 L 을 이용하여 행렬 D_i 를 구한다.
- 3단계: 고려한 이미지 왜곡 계수의 개수만큼 대응점을 추가 하여 다시 행렬 L 과 K 를 구한다.

2.4절에서 언급한 이미지 왜곡 고려 전 후에 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)의 변화에 의한 주점의 변화를 해결하기 위하여 제안한 반복 계산법은 다음과 같다.

1단계와 2단계는 기존의 계산법과 동일하지만 3단계에서는 행렬식(식 14)을 이미지 왜곡에 해당하는 $D_i K$ 항에 대하여 정리하면 $D_i K = U_i - A_i L$ 로 정리된다. 정리된 식으로 행렬 K 를 구한다. 이렇게 정리하여 계산하면 행렬 L 도 변하지 않고 1단계에서 사용한 기본 6쌍의 대응점을 다시 사용하여 행렬 K 를 구할 수 있으므로 대응점을 추가하지 않아도 된다.

기존의 반복 계산법은 이미지 왜곡을 고려하지 않고 계산한 카메라 보정 계수($L_1 \sim L_{11}$)와 이미지 왜곡을

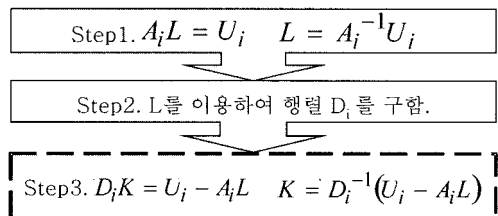


Fig. 10. flow of proposed iteration method.

고려한 카메라 보정 계수의 차이로 인하여 오차가 발생한다. 이에 반해 제안한 반복 계산법은 왜곡을 고려하지 않은 경우와 왜곡을 고려한 경우 사이의 카메라 보정 계수가 변화하지 않으므로 주점의 위치도 변하지 않는다. 따라서, 이미지 왜곡을 고려하여도 오차의 발생을 줄일 수 있을 것으로 예상된다.

Fig. 10은 본 논문에서 제안한 반복 계산법의 각 단계이다.

3.2 오차비교

반복 계산법에 의해서 행렬식(식 14)이 얻어지면, 카메라 보정 계수와 이미지 왜곡 계수를 구하기 위해서 입력한 3차원 모델의 대응점(x_m, y_m, z_m)을 행렬식(식 14)에 다시 입력하여 이미지의 대응점을 구한다. 즉 계산으로 얻은 이미지의 대응점과 카메라 보정 계수와 이미지 왜곡 계수를 구하기 위해서 입력한 이미지의 대응점과 비교한다. 각각의 이미지 대응점에 X축 성분의 차와 Y축 성분의 차에 대한 Root Mean Square 오차를 계산하여 비교한다.

여기서 기존의 반복 계산법과 제안된 반복 계산법의 비교를 위하여 이미지 왜곡은 J. Weng과 M. Herniou^[8]가 제안한 식을 이용하여 기존의 반복 계산법으로 계산하였다. 제안한 방법에서는 Lili Ma와 Kevin L. Moore^[9]가 제안한 식을 사용하여 새로운 반복 계산법을 적용한 계산을 통하여 오차를 계산하였다. 여기서 대응점 쌍의 수는 J. Weng과 M. Herniou^[8]가 8개이고, 제안한 반복 계산법의 대응점 쌍의 개수는 6개이다.

Fig. 11는 이미지 왜곡을 적용한 두 모델에 대한 오차 그래프로서, J. Weng과 M. Herniou^[8]은 r^2 항까지 고려한 radial distortion과 tangential distortion을 적용하였지만 오차가 제안한 방법보다 크게 발생하였다. 왜냐 하면, 제안한 방법은 이미지 왜곡을 고려하

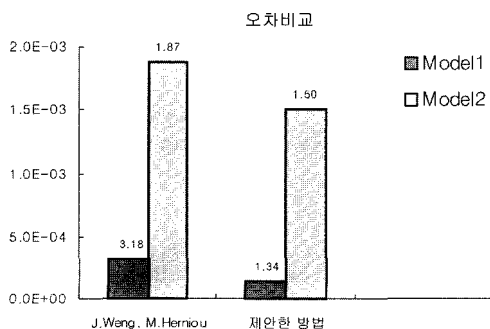


Fig. 11. Comparison of error.

기 전후단계에서 카메라 보정 계수가 변화하지 않는 특성을 가지므로, 기존의 방법보다 오차가 작게 발생하는 결과를 얻게 된다.

4. 적용사례

구현된 제안 방법의 검증은 위하여, 모델 1은 일정한 텍스처가 있는 모델을 선택하였고 모델 2는 상자 와 같이 내부가 오목한 형상의 모델을 선택하였다. Fig. 12(a)와 Fig. 13(a)는 이미지 왜곡을 고려하지 않은 경우이고 Fig. 12(b)와 Fig. 13(b)는 제안한 방법을 이용하여 이미지 왜곡을 고려한 경우이다.

일정한 텍스처가 있는 모델과 내부가 오목한 형상의 모델 모두에서 제안한 방법으로 이미지의 왜곡을 보상하여 보다 정확한 texture mapping 결과를 얻었다.

Error of Texture mapping

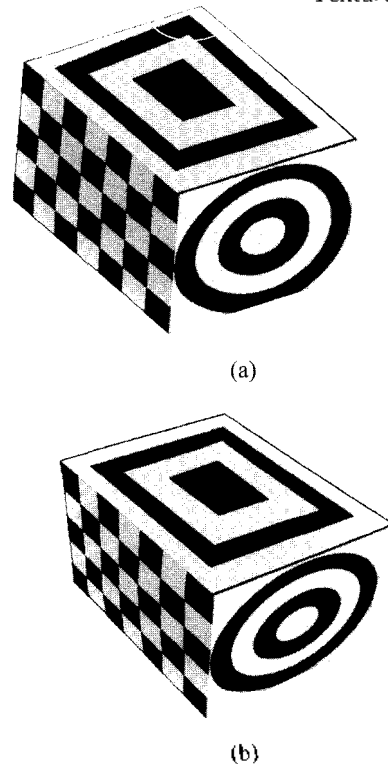


Fig. 12. (a) Model 1 Texture Mapping result without image distortion compensation, (b) Model 1 Texture Mapping result with image distortion compensation.

Error of
Texture mapping

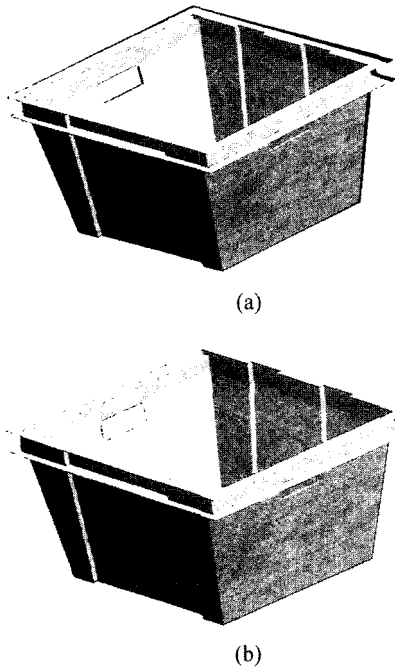


Fig. 13. (a) Model 2 Texture Mapping result without image distortion compensation, (b) Model 2 Texture Mapping result with image distortion compensation.

5. 결론 및 향후연구과제

본 연구는 원근 이미지에 대한 3차원 모델의 텍스처 좌표의 결정을 위하여, 카메라 보정을 이용하여 원근이미지와 3차원 모델사이의 관계식을 정의하고 정의된 관계식으로 텍스처 좌표를 결정하는 것이 목표이다. 정확한 텍스처 좌표를 결정을 위하여 카메라 보정 시 이미지 왜곡을 고려한 원근 이미지와 모델의 관계식을 정의해야 한다. 이를 위해 본 연구에서는 이미지 왜곡 시 관계식을 정의 하기 위한 반복 계산법을 이용하였다. 기존의 반복 계산법에서 발생하는 문제점인 대응점의 증가와 주점의 값의 변화로 인한 오차를 해결하기 위하여 반복 계산법을 제안하였다.

제안한 반복 계산법은 문제점의 원인인 카메라 보정 계수의 변화를 막기 위하여, 이미지 왜곡을 고려하

여 계산하는 마지막 단계에서 관계식을 이미지 왜곡 항에 정리한 후 정리한 식에 대하여 계산하여 이미지 왜곡 계수를 얻었다. 기존 방법은 마지막 단계에서 카메라 보정 계수도 다시 구하여 보정 계수의 값이 변하였으나 본 연구에서는 이를 방지하여 문제점을 해결하였다. 또한 장점으로 이미지 왜곡을 고려하지 않는 단계에서 계산 시 필요한 6쌍의 대응점만을 가지고 이미지 왜곡까지 해결할 수 있다.

하지만 오차 발생의 큰 원인은 화소를 선택하는 이미지 대응점의 선택에서 발생한다. 따라서 향후 연구 과제로는 윤곽선 정보를 이용한 이미지 대응점 선택으로서 윤곽선 검출을 이용하여 이미지의 윤곽선을 찾고 윤곽선을 기준으로 이미지의 대응점을 선택하면 오차를 더욱 줄일 수가 있다. 특히 등근 모서리가 있는 모델은 이미지 대응점 선택이 매우 부정확하나 윤곽선 정보가 있으면 정확한 이미지 대응점을 선택할 수 있을 것으로 예상된다.

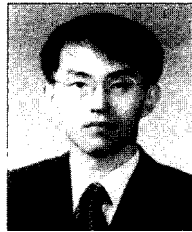
참고문헌

1. Richard, S. Wright and Jr. Michael Sweet, *OpenGL Super Bible*, Waite Group Press, 2000.
2. Fang-Jenq Chen, *Application of Least-Square Technique to Geometric Camera Calibration and Photogrammetric Flow Visualization*, ISA International Instrument Symposium May 4-8 1997.
3. Ramesh Jain, Rangachar Kasturi and Brian G. Schunck, *Machine Vision*, MIT Press and McGraw-Hill, 1995.
4. Janne Heikkilä and Olli Silvén, *A Four-step Camera Calibration Procedure with Implicit Image Correction*, CVPR97, 1997.
5. Sidney F. Ray, *Applied Photographic Optics*, Focal Press, 1994.
6. 이원진, 문정학, 강정수, 김상연, 김용근, 임현선, 정맹식, 차정원, 박성종, 심문식, 심상현, 최운상, *기하광학*, 수문사, 2000.
7. Berthold K. P. Dorn, *Tsai's camera calibration method revisited*, 2000.
8. Weng, J., Cohen, P. and Horniou, M., *Camera Calibration with distortion models and accuracy evaluation*, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine, 1992.
9. Lili Ma, YangQuan Chen and Kevin L. Moore, *A New Analytical Radial Distortion Model for Camera Calibration*, 2003.



정 관 응

1999년 한양대학교 기계공학과 학사
 2004년 한양대학교 기계설계학 석사
 2004년 LG전자
 관심분야: Solid Modeling, Computer Graphics



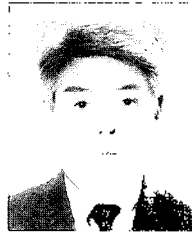
이 윤 영

1993년 인하대학교 기계공학과 학사
 1995년 인하대학교 자동화공학과 석사
 2003년 고려대학교 기계공학과 박사
 1995년~현재 한국과학기술연구원 CAD CAM 연구센터 연구원, Post-Doc
 관심분야: Reverse Engineering, Electronic Catalog, Geometric modeling



하 성 도

1983년 서울대학교 기계공학과 학사
 1985년 한국과학기술원 공학석사
 1993년 미국 MIT 공학박사
 1985년~1988년 한국과학기술원 연구원
 1993년~현재 한국과학기술연구원 CAD CAM 연구센터 책임연구원
 2002년 영국 Cranfield 대학 방문연구원
 관심분야: Intelligent Product Design, Knowledge Management, HCI



박 세 형

1977년 서울대학교 기계설계학과 학사
 1984년 Cornell 대학교 기계공학과 석사
 1992년 KAIST 정밀기계과 박사
 1980년~현재 한국과학기술연구원 CAD CAM 연구센터 책임연구원
 관심분야: 형상설계(Geometric modeling), 인간-컴퓨터 인터랙션(HCI- Human computer interaction), 역설계 (Reverse Engineering), NC 프로그래밍(NC Programming)



김 재 정

1981년 한양대학교 정밀기계학과 학사
 1983년 George Washington 공학석사
 1989년 미국 MIT 공학박사
 1989년~1991년 미국 IBM T.J. Watson 연구소 연구원
 1991년~1993년 한국 IBM 소프트웨어 연구소 연구원
 2002년~2004년 미국 NIST 객원 연구원
 2003년 불란시 다쏘 시스템 객원연구원
 1993년~현재 한양대학교 기계공학부 교수
 관심분야: Geometric Modeling, CAD/CAM 응용, PLM 응용