論文94-31B-2-7

렌즈의 왜곡 모델을 이용한 카메라 보정에 관한 연구

(A Study on the Camera Calibration Using Lens Distortion Model)

禹 東 玟*

(Dong Min Woo)

要 約

카메라 보정의 목적은 카메라 내부의 광학적 특성들과 실세계 좌표들에 대한 카메라의 3차원 위치 및 회전각도를 결정하는 것으로서 시각인식을 위한 카메라 보정은 자동적으로 수행가능하고, 정확하며 보통의 카메라 및 렌즈에 적용할 수 있어야 한다. 따라서, 본 논문에서는 상기조건을 만족하는 카메라 보정 방법에 대해 연구하였다.

알고리즘은 렌즈의 왜곡을 고려하는 이단계 방법을 채용하였는데, 본 논문에서는 왜곡계수와 이에 연관된 변수들을 추정하는 두번째 단계에서 모든 방향의 조건을 모두 만족하는 과결정 비선형방정식의 최적화 해를 Marquardt 반복법에 의해 구하는 카메라 보정 알고리즘을 제안하였다. 실제 영상을 사용하여 실험한 결과 보통의 렌즈와 카메라에는 왜곡의 고려가 필수적인 것으로 나타났다. 512×512 영상으로 부터 취득된 24개의 보정점에 왜곡이 고려된 제안된 알고리즘을 실험하였다. 실험결과 평균 픽셀단위 오차가 1 픽셀 이하였으며, 기존의 왜곡을 고려한 이단계 방법과 동일한 조건에서 비교했을 때, 정밀하지 않은 렌즈의 경우 더 정확한 보정결과를 나타내었다.

Abstract

The objective of camera calibration is to determine the internal optical characteristics of camera and the three-dimensional position and orientation of camera with respect to the real world. Calibration procedure for computer vision should be automatical, accurate and applicable to general purpose cameras and lenses. In this paper, we present camera calibration method which meets the above requirements.

The algorithm is based on the two-stage method which takes into account lens distortion in the second stage. In this paper, the overdetermined nonlinear system is established in terms of the constraints to all directions and our calibration algorithm is proposed which is constructed by using Marquardt iteration method in solving nonlinear equations. Experimental results indicate that lens distortion should be taken into consideration for the calibration of the general-purpose lens. With 24 calibration points acquired out of 512 x 512 image, the proposed algorithm came up with average error of less than 1 pixel and showed a higher accuracy over the conventional two-stage method.

*正會員, 明知大學校 制御計測工學科
(Dept. of Control and Instrumentation Eng., Myongji Univ.)

※이 논문은 1991년도 교육부 지원 학술진흥재단의 자유공모과제 학술연구조성비에 의하여 연구되었음.
接受日字 : 1993年 5月 10日

Ⅰ. 서론

카메라 보정(calibration)은 컴퓨터 영상의 점과 실세계(real world) 상의 점의 상관관계를 결정하는 과정으로서 컴퓨터 시각인식 분야에서는 매우 중요한 문제이다. 정확한 보정이 이루어져야 컴퓨터 영상좌표로 부터 정확한 3차원 상의 실제위치를 구할 수 있으며, 또한 역으로 3차원 실 위치로 부터 2차원 컴퓨터 영상좌표가 정확히 추정될 수 있다. 전자의 경우는 스테레오 시각인식 혹은 동적 조명원 등에 의한 3차원 형상인식이나 로보트의 자동 부품조립을 위한 위치인식, 시각검사를 위한 기준점인식 등의 응용분야에서 필요하며, 후자의 경우 모델 혹은 CAD (Computer Aided Design) 데이타에 의한 시각검사나 조립 등의 응용분야에서 필요하다.

컴퓨터 영상의 점들과 실세계 점들의 상관관계는 카메라 모델에 의해 수식화되는데, 여기에는 카메라의 고유 변수(intrinsic parameter)들과 외부 변수(extrinsic parameter)들이 포함된다. 고유 변수는 카메라와 렌즈 자체의 특성에 관련된 변수로서 렌즈의 촛점거리, 왜곡변수등이 있고 외부 변수는 카메라의 회전각(rotation angle)들과 위치이동(translation)과 같은 카메라의 외적 환경에 관련된 변수이다. 이러한 변수들은 정확한 측정이 어려우므로 변수들의 사전지식이 없이 몇 개의 주어진 기준점들로부터 변수들을 추정하여 카메라 보정을 수행하는데, 실제로 시각인식을 위한 카메라 보정은 다음의 요건을 만족하여야 한다.

- 보정과정이 사용자가 특정 변수의 초기 예측치나 실제값을 주지 않고 자동적으로 수행되어야 한다.
- 물체의 3차원 계측 등에 사용되기 위해 오차가 적은 정확한 보정이 필요하다.
- 보정과정이 고도의 비선형 추적이 없이 효율적으로 이루어져야 한다.
- 일반적인 카메라 및 렌즈에 적용이 가능해야 한다.

따라서 본 논문의 목적은 시각인식을 위한 카메라 보정의 상기요건을 만족하는 보정 방법을 구성하는 것이다. 특히 본 논문에서는 흔히 사용되는 보통의 렌즈에도 정확히 적용될 수 있는 방법을 실현하기 위해 렌즈의 왜곡(distortion)을 고려한 카메라 모델에서 왜곡계수를 추정하는 방법을 집중적으로 연구하였으며, 실험을 통해 왜곡을 고려하지 않은 방법과 고려한 방법과의 비교에 의해 렌즈의 왜곡이 보통렌즈의 카메라 보정에 정확도 측면에서 얼마나 영향을 주는 지 분석하였다.

카메라 보정은 원래 공중촬영에 의한 사진측량시 분리된 많은 영상들로부터 지도를 구성(photogrammetry)하는데 사용되었으나 최근 시각인식 분야에서 영상 및 실세계 좌표 변환을 위해 여러가지 보정 방법들이 연구되었다.

비선형 추적에 의한 카메라 보정 방법[1][2]은 사진측량 공학(photogrammetric engineering) 분야에서 원래 사용되었으며, 많은 미지의 변수를 가정한 정교한 모델을 사용하였다. 이러한 모델은 비선형이므로 모든 변수에 대해 비선형 추적에 의해 최적화하여 변수를 추정한다. 이 방법은 모든 변수에 대해 비선형 최적화를 하므로 계산량이 엄청나다. 또한 비선형 추적을 시작할 근사치를 초기치로 주어야 하는 단점이 있다. 그러나 모델에 많은 변수를 가정하였기 때문에 그 정확도는 높은 편이다.

DLT(Direct Linear Transformation) 방법[3][4]은 비반복적(noniterative) 보정 알고리즘의 구성을 위해 개발되었다. 원래의 변수들에 의거하여 정의된 가공의 중간과정 변수들은 선형방정식에 의해 구해졌으며, 이들에 의해 변수들이 결정되었다. 이 방법은 비반복적이므로 신속히 해를 결정할 수 있으나 렌즈의 왜곡이 연관되지 않으며, 비반복적 알고리듬을 구성하기 위해 정의된 중간과정 변수들이 제한조건들을 완전히 만족하지 못했다.

3차원 실세계 좌표에서 2차원 영상 좌표로의 변환을 이루는 식은 카메라 모델의 변수의 비선형방정식이지만 렌즈의 왜곡이 무시되고 3 X 4 투영변환(perspective transformation) 행렬의 요소들이 미지수로 간주될 때 선형화될 수 있다. Itoh[5]와 Luh[6]는 3차원 실세계 좌표와 그에 상응되는 2차원 영상 좌표들이 주어질 때 3 X 4 투영변환 행렬의 모든 요소들을 선형방정식의 과결정 시스템(overdetermined system)을 최소자승해(least square solution)에 의해 계산하였다. 구하여진 투영 변환행렬로 부터 나머지 카메라 모델의 변수들도 구하였다. 이러한 방법은 비선형 최적화가 필요없는 간단한 방법이나 렌즈의 왜곡이 전혀 고려될 수 없다. 또한 중복된 변수들(redundant parametization)로 인해 좌표들의 측정이 완전치 않은 경우 변수들이 부정확하게 계산될수 있다. 따라서 정확도가 측정 잡음에 상당히 민감하다. Yakimovsky[7]는 이러한 방법을 JPL 자동주행 차량에 응용하였는데, 실제로 측정된 보정의 정확도는 좋지 않았지만 카메라 보정이 이동로보트의 주행을 위한 것이었으므로 큰 문제는 없었다. Ganapathy[8]는 이러한 방법에 의해 계산된 투

영변환 행렬이 주어질 때 카메라변수들을 구하는 비반복적인 방법을 제안하였다.

Martins[9]에 의한 두 평면에 의한 방법은 카메라의 외부 변수에 특정한 제한을 두지 않고 일반적으로 적용될 수 있다. 그러나 실험결과에 의하면 카메라 좌표계 와 실세계 좌표계 사이의 회전각은 미리 알고 있는 것으로 가정하고 있다. 이러한 상황 하에서는 그 정확도가 좋은 것으로 나타났다. 이 방법 역시 선형방정식만을 사용하는 장점이 있으나 미지변수의 갯수가 24개(각 평면에 12개씩)로 너무 많고 영상 좌표계와 실세계 좌표계의 변환식들이 수식적으로 명확치 않다. Fischler[10]는 카메라의 3차원 위치와 회전각도를 직접적으로 구하는 기하학적 구조를 제안하였다. 그러나 이러한 방법은 렌즈의 촛점거리 같은 카메라 고유 변수를 계산할 수 없고, 또한 렌즈왜곡이 고려되지 않는 단점이 있다. 그러나 비선형 탐색에 의하지 않고 직접적인 해를 구할 수 있는 장점이 있다.

Tsai[11]는 이단계 방법(two-stage method)을 제안하였다. 이 방법은 첫번째 단계에서는 z축으로의 위치이동을 제외한 카메라의 외부 변수를 선형방정식에 의해 구하고, 두번째 단계에서는 촛점거리, 왜곡변수, z축으로의 카메라 위치이동을 선형방정식에 의해 초기치를 설정한 다음 비선형 탐색에 의해 결정하였다. 이 방법은 렌즈의 왜곡을 고려하였으며, 비선형방정식에 의해 구하는 변수의 수를 최소화함으로써 계산량을 줄이면서도 정확한 보정결과를 제시하였다. 그러나 이 방법은 최적화된 해가 구해졌다고 할 수 없다. 왜냐하면 두번째 단계에서의 비선형 탐색시 단지 y 방향으로의 기준만을 사용했으므로 보정점들에 의해 제공되는 모든 정보를 완전히 사용했다고 볼 수 없기 때문이다.

본 논문에서는 위에서 열거된 문제점들을 고려하여 시각인식을 위한 보정 방법을 제시하였다. 기본적으로 이단계 방법을 채용하였는데 첫번째 단계에서는 Tsai의 방법과 같이 왜곡이 없는 카메라 모델에 근거하여 변수들을 비반복적인 선형방정식에 의해 추정하였다. 두번째 단계에서는 왜곡을 고려한 카메라 모델에 의해 왜곡변수와 관련된 변수들의 해를 구하게 되는데, y 방향의 기준만을 적용한 Tsai의 방법과는 달리 모든 방향으로의 기준들을 모두 만족하는 최적화된 해를 구하는 방법을 시도하였다. 이때 과결정 비선형방정식(overdetermined nonlinear equation)의 수치해를 구해야 되는데, 본 논문에서는 Marquardt[12]에 의한 비선형방정식의 수치해법을 적용하여 변수들의 최적화된 최소자승해(least square solution)를 구하는 보정 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서 제안된 보정 알고리즘의 타당성을 입증하기 위해 실 영상에서 취득된 보정점들에 대한 카메라 보정의 실험을 수행하였다. 특히 실험에서는 제안된 방법과 왜곡을 무시한 보정 방법의 정확도 비교를 통하여 보통의 카메라 및 렌즈에 왜곡을 고려할 필요가 있는 지, 또한 왜곡을 고려할 때 어느 정도 정확도가 향상되는 지를 분석하였다. 또한 Tsai의 이단계 방법과 정확도 비교를 통해 모든 방향의 기준들을 적용한 제안된 방법의 효과를 관찰하였다.

본 논문에서는 왜곡이 무시된 카메라 모델과 이에 근거한 보정 방법이 2장에서 설명되고, 3장에서는 렌즈의 왜곡 모델과 왜곡을 고려한 카메라 보정 알고리즘이 제안된다. 4장에서는 실험을 통해 제안된 방법의 타당성을 입증하기 위해 여러가지 영상으로 부터 카메라 보정을 수행하여 정확도를 분석한다. 끝으로 5장에서는 본 논문의 결론이 도출되고 이에 따른 기대효과 등이 전망된다.

Ⅱ. 왜곡을 무시한 카메라 보정

1. 카메라 모델

왜곡을 무시한 카메라 보정을 위해서는 렌즈가 이상적이라는 가정하에 카메라 모델이 설정된다. 그림 1에서 나타난 카메라 모델에서 (X_w, Y_w, Z_w)는 3차원 실세계 좌표상 물체 위치 P이며 (x, y, z)는 3차원 카메라 좌표상 물체 위치 P이다. 카메라 좌표계의 중심점은 광학적 중심 O이고 (X, Y)는 O_f에 중심을 가진 영상 좌표계이다. 이때 O와 O_f사이의 거리는 촛점 거리 f이다. (X_u, Y_u)는 이상적인 렌즈에 의한 영상 좌표점으로서 렌즈의 왜곡이 전혀 고려되지 않은 좌표이다. (X_u, Y_u)는 최종적으로 영상버퍼 상에서 픽셀의 갯수로 표현되는 컴퓨터 영상 좌표계 상의 점 (X_f, Y_f)로 변환된다. 상기 좌표계에 나타난 카메라

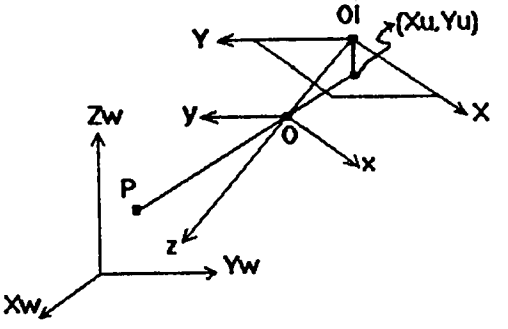


그림 1. 카메라 모델
Fig. 1. Camera model.

모델의 기본적인 기하학은 다음과 같은 좌표계간의 변환으로 나타난다.

(x_w, y_w, z_w)는 물체의 점 P의 3차원 실세계 좌표점이고 (x, y, z)는 렌즈의 광학중심 O에 중점을 두고 z축이 광학축과 같은 3차원 카메라 좌표에서의 물체의 점 P이다. 이때 두 좌표계의 변환식은 3축으로의 위치이동(displacement)와 회전각(orientation)으로 나타난다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 3 X 3 회전각 행렬의 요소들은 3개의 회전각 yaw θ, pitch ϕ 및 tilt φ 로써 나타난다.

$$r_1 = \cos\varphi \cos\theta$$
$$r_2 = \sin\varphi \cos\theta$$
$$r_3 = -\sin\theta$$
$$r_4 = -\sin\varphi \cos\theta + \cos\varphi \sin\theta \cos\phi$$
$$r_5 = \cos\varphi \cos\theta + \sin\varphi \sin\theta \sin\phi$$
$$r_6 = \cos\theta \sin\phi$$
$$r_7 = \sin\varphi \sin\phi + \cos\varphi \sin\theta \cos\phi$$
$$r_8 = -\cos\varphi \sin\phi + \sin\varphi \sin\theta \cos\phi$$
$$r_9 = \cos\theta \cos\phi$$

실제로 이 단계에서 $r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6, r_7, r_8, r_9, T_x, T_y, T_z$의 값이 보정되어야 한다.

다음은 3차원 카메라 좌표가 투영변환(perspective transformation)에 의해 이상적인 왜곡이 없는 영상 좌표점 (X_u, Y_u)로 변환된다.

$$X_u = f\,(x / z)$$
$$Y_u = f\,(y / z) \quad (2)$$

이 단계에서는 촛점거리 f가 보정된다.

최종적으로 왜곡이 무시된 실제 영상 좌표가 frame grabber의 A/D 변환에 의해 영상버퍼 상의 컴퓨터 영상 좌표 (X_f, Y_f)로 변환되는 과정으로서 다음의 식으로 나타난다.

$$X_f - C_x = S_x^{-1} X_u$$
$$Y_f - C_y = S_y^{-1} Y_u \quad (3)$$

윗 식에서 $(X_u, Y_u) = (0, 0)$일 때 $(C_x, C_y) = (X_f, Y_f)$이므로 (C_x, C_y)는 실제로 렌즈의 광학축과 영상좌표 평면의 교점의 영상버퍼 상의 컴퓨터 영상 좌표로서 영상의 중점(image center)이고 S_x 및 S_y는 영상버퍼의 A/D 변환시 x축 및 y축으로의 척도를 변환하는 요소이다.

여기서 아날로그 영상신호를 디지탈 영상데이타로 변환하는 과정을 살펴보면 영상이 수평줄 단위로 스캔되므로 해상도를 최대로 사용시 y축 방향 해상도는 수평줄의 수, 즉 영상센서의 y축 방향 셀(cell)의 수와 일치한다. 따라서 S_y는 영상센서 셀의 y축 치수 D_y와 같게 된다. 그러나 하나의 수평줄의 아날로그 영상신호가 디지탈 영상데이타로 변환될 때는 A/D 변환기의 주파수에 의해 x축 방향 영상해상도가 결정되므로 Sx는 다음 식과 같이 영상센서의 x축 셀의 수 N_c, 영상의 수평해상도(x축 방향) Nf, 영상센서 셀의 수평치수 D_x에 의해 나타난다.

$$S_x = D_x \times N_c / N_f \quad (4)$$

또한 본 논문에서는 (C_x, C_y)를 영상의 중점으로 선택하였다. 일반적으로 컴퓨터 시각인식 분야에서는 영상의 중점을 영상버퍼의 중점으로 선택하고 있으며 실제로 영상의 중점을 10 픽셀 정도 이동하더라도 카메라 보정의 정확도에 큰 영향을 미치지 않음이 보고되고 있다.

식 (2) (3)을 결합하면 컴퓨터 영상 좌표로부터 3차원 카메라 좌표 상의 물체점으로 다음과 같이 관계된다.

$$S_x(X_f - C_x) = f\,(x / z)$$
$$S_y(Y_f - C_y) = f\,(y / z) \quad (5)$$

윗 식들에 식 (1)을 적용시 다음의 식이 구성된다.

$$S_x(X_f - C_x) = f\left(r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + T_x\right) / \left(r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + T_x\right),$$
$$S_y(Y_f - C_y) = f\left(r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + T_y\right) / \left(r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + T_z\right) \quad (6)$$

2. 왜곡을 무시한 카메라 보정 알고리즘 구성

왜곡을 무시한 카메라 보정 방법은 Tsai가 제안한 이단계 방법 중 첫번째 단계를 채용하였는데, N개의 3차원 실세계 좌표점 (x_w, y_w, z_w)와 영상에서 측정된 N개의 컴퓨터 영상 좌표점 (X_f, Y_f)가 보정점으로 주어질 때 카메라 모델의 변수들을 추정하는 보정 알고리즘을 구성하였다. 이러한 보정점들은 보통 평면 상의 격자무늬 영상으로 부터 취득되므로 본 논문에서는 보정점들이 있는 평면이 $z_w = 0$ 가 되게 정의하였다. 이때 모든 보정점들의 3차원 실세계 좌표들은 $(x_w, y_w, 0)$으로 나타나며 카메라 보정 알고리즘은 다

음의 과정으로 진행된다.

왜곡이 없는 영상 좌표점 (X_u, Y_u) 계산

1) 컴퓨터 frame memory에 한 영상 frame을 취득하여 i번째 보정점(calibration point)의 수평, 수직 방향의 좌표를 (X_{fi}, Y_{fi})로서 측정한다.

2) i = 1, … , N까지의 모든 보정점에 대해 왜곡이 없는 영상 좌표점을 계산한다.

$$X_{ui} = S_x(X_{fi} - C_x)$$
$$Y_{ui} = S_y(Y_{fi} - C_y) \tag{7}$$

여기서 C_x, C_y, S_x, S_y는 영상센서 와 frame grabber로 부터 결정된 값을 사용한다.

$T_y^{-1}r_1$, $T_y^{-1}r_2$, $T_y^{-1}T_x$, $T_y^{-1}r_4$, $T_y^{-1}r_5$ 결정

전 단계에서 계산된 각 i번째 점 (x_{wi}, y_{wi}, z_{wi}), (X_{ui}, Y_{ui})로부터 다음의 선형방정식을 구성한다.

$$\begin{bmatrix} Y_{ui}x_{wi} & Y_{ui}y_{wi} & Y_{ui} & -X_{ui}x_{wi} & -X_{ui}y_{wi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_y^{-1}r_1 \\ T_y^{-1}r_2 \\ T_y^{-1}T_x \\ T_y^{-1}r_4 \\ T_y^{-1}r_5 \end{bmatrix} = X_{ui} \tag{8}$$

윗 식에서 해가 구해지기 위해서는 N이 5 이상 이어야 하며, 보통의 경우 $T_y^{-1}r_1$, $T_y^{-1}r_2$, $T_y^{-1}T_x$, $T_y^{-1}r_4$, $T_y^{-1}r_5$는 선형 방정식의 과결정 최소자승해(overdetermined least square solution)에 의해 계산된다.

r_1, … , r_9 및 T_x, T_y의 결정

1) $T_y^{-1}r_1$, $T_y^{-1}r_2$, $T_y^{-1}r_4$, $T_y^{-1}r_5$로 구성되는 2 X 2 행렬은 3 X 3 회전각 행렬의 submatrix와 $1/T_y$의 곱이다. 이 행렬의 orthonormality를 이용하여 T_y^2이 다음과 같이 계산된다.

$r_1' = T_y^{-1}r_1$, $r_2' = T_y^{-1}r_2$, $r_4' = T_y^{-1}r_4$, $r_5' = T_y^{-1}r_5$시

$$T_y^2 = \frac{Sr - \left[Sr^2 - 4\left(r_1' r_5' - r_4' r_2'\right)^2\right]^{1/2}}{2\left(r_1' r_5' - r_4' r_2'\right)^2}$$

여기서 $S_r = r_1'^2 + r_2'^2 + r_4'^2 + r_5'^2$

2) (C_x, C_y)에서 가장 멀리 떨어진 보정점 i를 선택하여 먼저 T_y의 부호가 양이라 가정하여 다음을 계산한다.

$r_1 = r_1' T_y$, $r_2 = r_2' T_y$, $r_4 = r_4' T_y$, $r_5 = r_5' T_y$

$T_x = (T_y^{-1}T_x) - T_y$

$x = r_1x_{wi} + r_2y_{wi} + T_x$, $y = r_4x_{wi} + r_5y_{wi} + T_y$

만일 x와 X_{ui}의 부호가 같고 y와 Y_{ui}의 부호가 같으면 T_y의 부호는 양이고, 위에서 계산된 r_1, r_2, r_4, r_5, T_x의 값은 옳다. 그렇지 않으면 T_y의 부호는 음이며, 윗 식에 의해 r_1, r_2, r_4, r_5, T_x를 다시 계산한다.

3) 회전변환 행렬의 orthonormality와 right-hand property를 이용하여 나머지 변수들을 결정한다. r_1, r_2, r_4, r_5가 주어질 때 회전행렬 R은

$$R = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & \left(1 - r_1^2 - r_2^2\right)^{1/2} \\ r_4 & r_5 & S\left(1 - r_4^2 - r_5^2\right)^{1/2} \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} \tag{9}$$

여기서 $S = -sgn(r_1r_4 + r_2r_5)$이고 r_7, r_8, r_9는 R의 처음 두 열의 외적(outer product)으로 결정된다. 만일 이러한 회전행렬값에 의해 다음 단계에서 결정되는 촛점거리 f가 음(negative)이면 회전행렬을 다음과 같이 다시 계산한다.

$$R = \begin{bmatrix} r_4 & r_5 & -\left(1 - r_1^2 - r_2^2\right)^{1/2} \\ r_4 & r_5 & S\left(1 - r_4^2 - r_5^2\right)^{1/2} \\ -r_7 & -r_8 & r_9 \end{bmatrix} \tag{10}$$

촛점거리 f 및 T_z의 결정

식 (5)의 y 방향 방정식을 이용하여 모든 보정점 i에 대해 f와 T_z에 대해 선형방정식을 구성한다.

$$\begin{bmatrix} y_i & -Y_{ui} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f \\ T_z \end{bmatrix} = w_i Y_{ui} \tag{11}$$

여기서 $y_i = r_4x_{wi} + r_5y_{wi} + T_y$

$w_i = r_7x_{wi} + r_8y_{wi}$

N이 2보다 훨씬 크므로 f와 T_z는 과결정 최소자승해(overdetermined least square solution)로 결정된다.

Ⅲ. 왜곡을 고려한 카메라 보정

1. 렌즈의 왜곡

이상적인 렌즈에서는 pinhole 모델을 사용하여 모든 물체점들의 영상은 물체로부터 렌즈의 광학중심점을 지나는 직선을 영상평면에 위치하여 구해진다. 그러나 렌즈가 이상적이 아니라는 것은 물체의 모든 점이 다 렌즈의 광학중심점을 통하지는 않는다는 것을 의미한다. 따라서 렌즈의 통과위치에 따라 다르게 영상점이 나타나는데, 이를 왜곡(disortion)이라고 한다.[13] 카메라 보정을 위해 렌즈의 왜곡을 고려할 때 다음의 왜곡 모델이 사용된다.

Grosky [14] 등은 다항식근사화에 의해 왜곡 모델을 보다 일반화된 형태로써 사용하였다.

$$X_u = p_0 + p_1 X_d + p_2 Y_d + p_3 X_d Y_d + p_4 X_d^2 + p_5 Y_d^2 + \cdots$$
$$Y_u = q_0 + q_1 X_d + q_2 Y_d + q_3 X_d Y_d + q_4 X_d^2 + q_5 Y_d^2 + \cdots \quad (12)$$

여기서 (X_d, Y_d)는 렌즈의 왜곡에 의해 변형된 좌표이다. 그러나 윗 모델은 과다한 변수의 정의로 인해 카메라 보정에서 실제로 적용하기 어렵다. 주로 많이 쓰이는 모델은 Mansbach [15] 등이 사용한 모델로서 축방향 왜곡(radial distortion)과 접선방향 왜곡(tangential distortion)으로 구성된다.

$$X_u = X_d\left(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6\right) + P_1\left(r^2 + 2X_d^2\right) + 2P_2 X_d Y_d$$
$$Y_u = Y_d\left(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6\right) + 2P_1 X_d Y_d + P_2\left(r^2 + 2Y_d^2\right) \quad (13)$$

여기서 $r = (X_d^2 + Y_d^2)^{1/2}$이고, k_1, k_2, k_3는 축방향 왜곡계수이고, P_1, P_2는 접선방향 왜곡계수이다.

본 논문에서는 식 (13)에서 실제 영상에 가장 영향을 미치는 축방향 왜곡의 최저차항 만을 고려하여 가능한 한 간단한 형태의 왜곡 모델을 다음과 같이 구성하였다.

$$X_u = X_d\left(1 + G\left(X_d^2 + Y_d^2\right)\right)$$
$$Y_u = Y_d\left(1 + G\left(X_d^2 + Y_d^2\right)\right) \quad (14)$$

여기서 G는 왜곡계수로서 G의 부호에 따라 두가지 형태의 축방향 왜곡이 나타난다. 만일 G가 음수이면 이때의 왜곡을 barrel 왜곡이라 하는데, 이때는 렌즈의 중심으로 부터의 거리에 따라 확대율이 감소하는 현상을 보인다. G가 양수이면 pincushion 왜곡현상이 나타나며, 이때는 반대로 거리에 따라 확대율이 증가된다. 예로서 정사각형영상은 두형태의 왜곡에 의해 그림 2와 같이 나타난다.

따라서 왜곡을 고려한 카메라 모델에서는 컴퓨터 영상 좌표로 부터 구한 영상 좌표는 왜곡된 영상 좌표이므로 식 (3)은 다음과 같이 수정된다.

$$X_d = S_x\left(X_f - C_x\right)$$
$$Y_d = S_y\left(Y_f - C_y\right) \quad (15)$$

여기서 나타난 왜곡된 영상 좌표 (X_d, Y_d)는 식 (14)에 의해 왜곡이 없는 영상 좌표 (X_u, Y_u)와 관계되며 실세계 좌표로의 변환은 식 (1) 과 (2)에 의해 이루어 진다. 이 식들을 조합하면 왜곡이 있는 컴퓨터 영상 좌표와 3차원 실세계 좌표간의 관계식이 다음과 같이 유도된다.

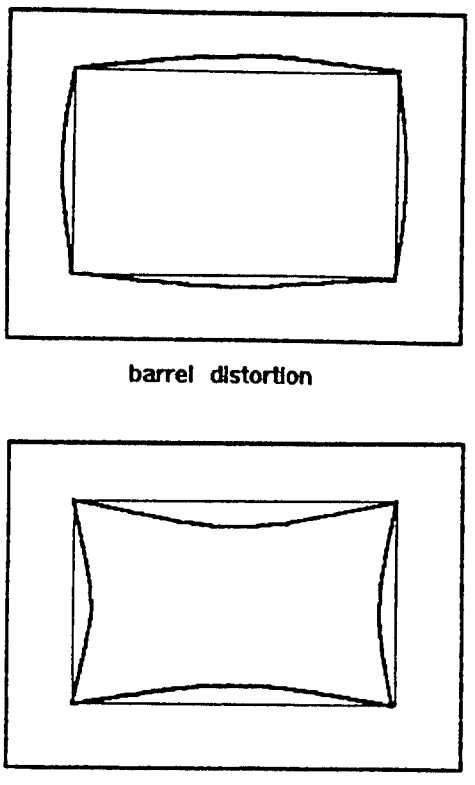


그림 2. 축방향왜곡의 2가지 형태
Fig. 2. Two types of radial distortion.

$$S_x(X_f - C_x)(1 + G(X_d^2 + Y_d^2)) = f(r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + T_x) / (r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + T_z),$$
$$S_y(Y_f - C_y)(1 + G(X_d^2 + Y_d^2)) = f(r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + T_y) / (r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + T_z) \quad (16)$$

2. 왜곡을 고려한 카메라 보정

본 논문에서는 Tsai의 이단계 방법을 적용하여 왜곡을 고려한 카메라 보정 알고리즘을 구성하였다. 즉 첫번째 단계에서는 왜곡을 무시한 모델로서 변수들을 추정하고, 두번째 단계에서는 왜곡계수와 이와 관련된 변수들을 비선형 탐색에 의해 결정한다. 그러나 Tsai의 방법에서는 두번째 단계에서 단지 y축 방향 관계식으로부터 비선형방정식의 해를 구하였다. 이는 보정점에 의해 제공되는 모든 정보를 완전히 이용했다고 볼 수 없으므로 최적화된 해를 구했다고 볼 수

없다.

본 논문에서는 두번째 단계에서 모든 방향으로의 관계식을 전부 만족하는 최적화된 해를 구하였으며, 특히 비선형방정식의 효율적인 수치해법 중의 하나인 Marquardt 방법을 적용하여 최적화된 카메라 보정 방법을 제안하였다.

전체적인 보정 알고리즘의 구성은 2.2 절에서 설명한 왜곡을 고려치 않은 보정 알고리즘을 선행단계로서 수행후 왜곡을 고려한 비선형 탐색을 수행한다. 따라서 두번째 단계의 비선형 탐색을 위해 식 (16)의 두개의 비선형방정식으로 부터 다음의 기준을 설정한다. i번째 보정점인 컴퓨터 영상 좌표 (X_{fi}, Y_{fi})로 부터 구한 (X_{di}, Y_{di})와 실세계 좌표 $(x_w, y_w, 0)$으로 부터

$$J_{1i}(a) = X_{di}\left(1 + G\left(X_d^2 + Y_d^2\right)\right) - fxi / \left(wi + T_z\right) = 0$$
$$J_{2i}(a) = Y_{di}\left(1 + G\left(X_d^2 + Y_d^2\right)\right) - fyi / \left(wi + T_z\right) = 0 \quad (17)$$

여기서, $a = (G, f, T_z)^t$

$$xi = r_1 x_w + r_2 y_w + T_x$$
$$yi = r_4 x_w + r_5 y_w + T_y$$
$$wi = r_7 x_w + r_8 y_w$$

모든 보정점들이 평면상에서 취득되므로 윗식에서 x_i, y_i, w_i의 계산시 $z_w = 0$을 적용하였다. 각각의 보정점이 식 (17)의 두개의 식을 가지므로 보정점의 갯수가 N개 일 때 2N개의 관계식이 나온다. 본 논문에서는 3개의 미지수(G, f, T_z)를 가진 2N개의 비선형방정식, 즉 과결정 비선형방정식의 해를 구하기 위해 Marquardt 방법을 적용하였다.

$J_{1i}(\alpha)$ 와 $J_{2i}(\alpha)$의 일차 편미분 함수에 의해 다음의 행렬이 구해진다. i번째 보정점에 의한 편미분 함수 행렬 p_i는

$$pi = \begin{bmatrix} \frac{\partial J_{1i}(a)}{\partial G} & \frac{\partial J_{1i}(a)}{\partial f} & \frac{\partial J_{1i}(a)}{\partial T_z} \\ \frac{\partial J_{1i}(a)}{\partial G} & \frac{\partial J_{1i}(a)}{\partial f} & \frac{\partial J_{1i}(a)}{\partial T_z} \end{bmatrix} \quad (18)$$

여기서, $\partial J_{1i}(a) / \partial G = X_{di}\left(X_d^2 + Y_d^2\right)^2$

$$\partial J_{1i}(a) / \partial f = -xi / \left(wi + T_z\right)^2$$
$$\partial J_{1i}(a) / \partial T_z = f_{xi} / \left(wi + T_z\right)^2$$
$$\partial J_{2i}(a) / \partial G = Y_{di}\left(X_d^2 + Y_d^2\right)^2$$
$$\partial J_{2i}(a) / \partial f = -yi / \left(wi + T_z\right)^2$$
$$\partial J_{2i}(a) / \partial T_z = f_{yi} / \left(wi + T_z\right)^2$$

모든 보정점에 대한 편 미분함수로 부터 2N x 3 행렬 P를 다음과 같이 구성한다.

$$P = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_N \end{bmatrix} \quad (19)$$

P 행렬로 부터 $\Delta\alpha = (\Delta G, \Delta f, \Delta T_z)^t$ 의 선형방정식이 다음과 같이 형성된다.

$$(P^t P + \lambda I)\Delta a^{(k)} = -P^t J \quad (20)$$

여기서 k는 반복회수이고 J는 2N개의 요소를 가진 행렬로서 다음과 같다.

$$J = \begin{bmatrix} J_{11}\left(a^{(k)}\right) \\ J_{21}\left(a^{(k)}\right) \\ J_{12}\left(a^{(k)}\right) \\ J_{22}\left(a^{(k)}\right) \\ \vdots \\ J_{1N}\left(a^{(k)}\right) \\ J_{2N}\left(a^{(k)}\right) \end{bmatrix} \quad (21)$$

따라서 $\alpha^{(0)}$ 는 $(G, f, T_z)^t$ 의 초기치로서 왜곡계수 G는 0으로 초기화하고 f 와 T_z는 왜곡이 없는 보정방법, 즉 첫번째 단계에서 구한 값을 초기치로 정한다. k번 반복후 추정치는

$$a^{(k+1)} = a^{(k)} + \Delta a^{(k)} \quad (22)$$

λ 는 수렴속도를 결정하는 상수로서 작은 값으로 10^{-4} 정도로 설정하면 $\alpha^{(k)}$가 다음의 오차함수를 줄이는 방향으로 반복된다.

$$\phi(k) = \sum_{i=1}^{N} \left(J^2_{1N}(a^{(k)}) + J^2_{2N}(a^{(k)})\right) \quad (23)$$

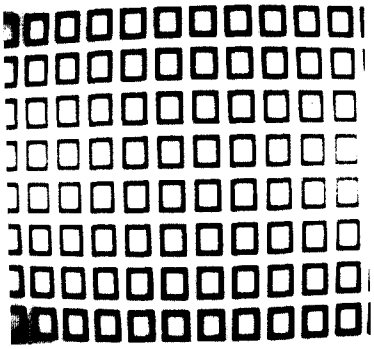
실제로 식 (20)의 반복은 미지수 G, f, T_z의 변화가 매우 적을 때까지 수행되어야 하므로 매번 반복시 다음의 종료조건을 검사한다.

$$\frac{\Delta G^{(k)}}{G^{(k)} + \varepsilon}, \quad \frac{\Delta f^{(k)}}{f^{(k)} + \varepsilon}, \quad \frac{\Delta T_z^{(k)}}{T_z^{(k)} + \varepsilon} < T \quad (24)$$

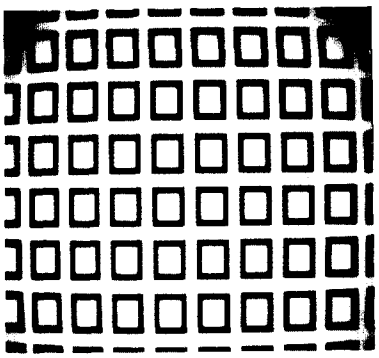
여기서 ε 는 분모가 0이 되는 것을 방지하기 위한 미세한 값이고 T는 변화를 감지하기 위한 작은 임계치이다. 보통 T를 10^{-3} 정도로 놓더라도 10번이내의 반복으로 값이 결정된다.

Ⅳ. 실험결과 및 분석

제안된 보정 알고리즘의 타당성을 입증하기 위해 실 영상에 의한 실험을 수행하였다. 금성 Honeywell사



(a)



(b)

그림 3. 왜곡관찰을 위해 취득된 영상
(a) 렌즈 Ⅰ을 사용한 경우
(b) 렌즈 Ⅱ를 사용한 경우

Fig. 3. Images acquired for the observation of lens distortion.
(a) case of lens Ⅰ.
(b) case of lens Ⅱ.

의 CCD카메라를 IBM PC용 frame grabber에 연결하여 카메라 보정을 위한 영상을 취득하였으며 IBM PC/AT 486 컴퓨터에서 카메라 보정 알고리즘을 수행하였다. 영상취득을 위한 기기들의 사양은 표 1과 같다.

표 1. 영상 취득 기기의 사양

Table 1. Specifications of image acquisition devices.

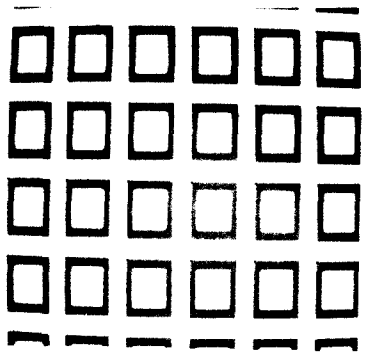
영상취득기기	사양
frame grabber	수평 해상도(X축) 512 수직 해상도(Y축) 512
CCD 영상센서	셀의 치수(X축) 17 μm 셀의 치수(Y축) 13 μm
렌즈 Ⅰ	촛점거리(F 1.5) 8.5mm
렌즈 Ⅱ	촛점거리(F 1.6) 16mm

먼저 렌즈의 왜곡정도를 2개의 렌즈에 대해 실험하였다. 한변이 30mm인 정사각형의 격자무늬 영상을 2개의 렌즈를 번갈아 부착하여 영상을 취득하였는데, 그림 3에서 나타난 바와같이 모든 렌즈에서 barrel형의 축방향 왜곡이 현저히 관측되었다. 특히 촛점거리가 긴 렌즈 Ⅱ는 왜곡의 정도가 매우 심하였는데, 영상의 가장자리 부근에서는 왜곡에 의해 최대 7픽셀 정도의 오차가 나타났다. 렌즈 Ⅰ의 경우 최대 3픽셀 정도의 오차가 발생하였다.

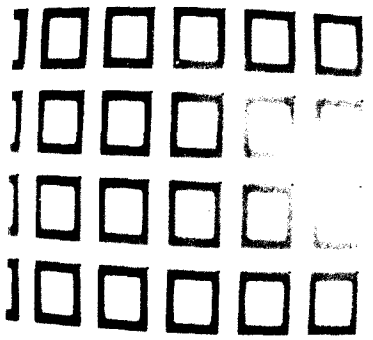
다음은 여러가지 실 영상에 대해 카메라 보정을 실험하였는데, 이때 보정의 정확도를 판별할 기준이 설정되어야 한다. 보통 많이 쓰이는 기준은 컴퓨터 영상 좌표로부터 측정된 3차원 실세계 좌표의 정확도이다. 그러나 실세계 좌표의 정확도는 렌즈의 확대율에 따라 상대적이므로 본 논문에서는 실세계 좌표로 추정된 컴퓨터 영상 좌표의 정확도를 보정의 정확도 평가의 기준으로 설정하였다. 이러한 기준에 의한 정확도는 픽셀의 단위로서 나타나므로 렌즈의 확대율과는 무관하게 카메라 보정의 정확도를 절대적으로 평가할 수 있다. 실세계 좌표로부터 추정된 영상 좌표의 정확도를 규정하기 위해 본 논문에서는 평균 픽셀 단위 오차 AEIP(Average Error In Pixel)를 다음과 같이 정의한다.

$$AEIP = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[\left(X_{fi}-X'_{fi}\right)^2+\left(Y_{fi}-Y'_{fi}\right)^2\right]^{1/2} \qquad (25)$$

여기서 (X'_{fi}, Y'_{fi})는 컴퓨터 영상 좌표(X_{fi}, Y_{fi})에 상응하는 실세계 좌표점 (X_{wi}, Y_{wi}, Z_{wi})로부터 보정된



(a)



(b)

그림 4. 카메라면에 평행하게 취득된 영상
(a) 렌즈 Ⅰ을 사용한 경우
(b) 렌즈 Ⅱ를 사용한 경우

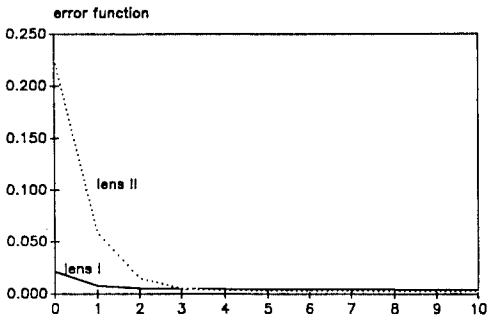
Fig. 4. Images parallel to camera plane.
(a) case of lens Ⅰ.
(b) case of lens Ⅱ.

변수를 이용하여 계산한 컴퓨터 영상 좌표의 추정치로서 카메라 모델의 관계식에 의해 구해진다.

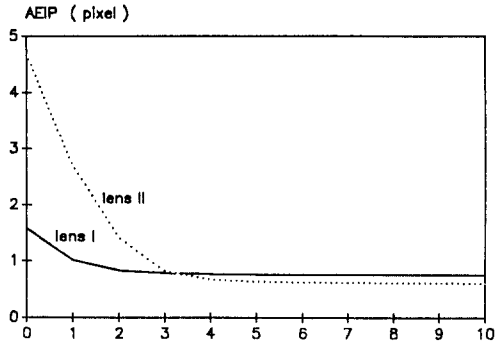
카메라 보정의 실험에서는 한변이 30mm인 정사각형이 10mm간격으로 배치된 형태의 영상을 사용하였는데, 정확한 보정점을 취득하기 위해 정사각형의 한쪽 모서리에서만 보정점을 취득 하였다. 렌즈 Ⅰ과 렌즈 Ⅱ가 각각 두가지 형태의 영상을 취득하였는데, 첫번째 형태는 실세계 좌표 평면을 카메라 면과 평행하게 설치하여 영상을 취득 하였고, 두번째 형태는 실세계 좌표평면을 카메라면에 비해 임의의 각도로 회전하여 영상을 취득하였다. 보정점의 갯수가 적을 때는 갯수의 증가에 따라 카메라 보정의 정확도는 현저하게 향상된다. 그러나 보정점의 갯수가 어느 정도 이상이면 보정점의 갯수를 증가시키기 보다는 정확하게 보정점을 취득하는 것이 카메라 보정의 정확도에 더 큰 영향을 미치게 된다. 본 실험에서는 렌즈와 영상의 형태에 따른 카메라 보정의 정확도 비교가 중요하므로 보정점의 갯수는 공히 24개로 지정하였다.

첫째로 실세계 좌표 평면을 카메라면과 평행하게 설치하여 영상을 두개의 렌즈를 이용해 취득하였다. 그림 4는 렌즈 Ⅰ과 렌즈 Ⅱ에 의해 취득된 영상이다. 여기서 취득된 보정점이 검은 점으로 나타난다. 먼저 왜곡이 없는 카메라 보정시 즉 Tsai의 첫번째 단계 적용시 왜곡이 심하게 관측되었던 렌즈 Ⅱ의 AEIP가 4.68픽셀로서 렌즈 Ⅰ의 AEIP인 1.57픽셀보다 훨씬 크게 나타났다. 왜곡을 무시한 보정으므로 이는 당연한 결과로 생각된다. 본 논문에서 제안된 왜곡을 고려한 카메라 보정 알고리즘을 적용하였을 때는 모든 렌즈의 AEIP가 1픽셀이하로 되어, 본 논문에서 제시한 알고리즘이 왜곡을 가진 보통의 렌즈에 매우 효율적인 것을 알 수 있다. 보정점 취득시의 정확도를 고려할 때 평균 1픽셀이하의 오차는 매우 적은 것이다. 왜곡이 심한 렌즈 Ⅱ가 제안된 알고리즘에 의해서는 오히려 렌즈 Ⅰ보다 약간 더 좋은 결과를 나타내는 것을 볼 때, 제안된 알고리즘은 렌즈의 왜곡정도에 별로 영향을 받지않고 수행됨을 알 수 있다. 그림 5는 제안된 방법이 비선형 탐색시 반복회수 k에 따라 오차함수 $\sigma(k)$와 AEIP의 변화하는 것을 그래프로 나타내며, 10번 이내의 반복으로 해가 결정됨을 알 수 있다.

제안된 방법에서 모든 방향의 기준을 적용한 효과를 관찰하기 위해 Tsai의 이단계 방법과의 비교를 시도하였다. 동일한 조건에서의 비교가 되도록 Tsai의 이단계 방법의 비선형 수치해법도 Marquardt방법을 적용하여 실험하였다. 왜곡이 적은 렌즈 Ⅰ의 경우 제안된 방법과 Tsai의 이단계 방법의 정확도는 거의 비슷하게 나타났다. 그러나 왜곡이 심한 렌즈 Ⅱ의 경우 제안된 방법이 Tsai의 이단계 방법에 비해 AEIP과 오차함수가 각각 16%, 36%의 향상을 보였다. 이는 렌즈의 축방향 대칭성을 가정하여 y 방향의 기준만을 적용한 Tsai의 방법이 영상의 중점 및 scale factor의 오차 또는 렌즈의 접선방향 왜곡의



(a)



(b)

그림 5. 비선형반복횟수에 대한 오차함수 와 AEIP의 변화 (그림 4의 영상의 경우)
(a) 오차함수 (b) AEIP

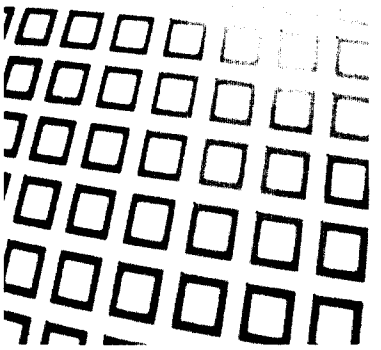
Fig. 5. Graph of error function and AEIP with respect to iteration number. (case of images shown in Fig. 4) (a) error function, (b) AEIP.

표 2. 영상의 보정결과 (그림 4의 영상의 경우)

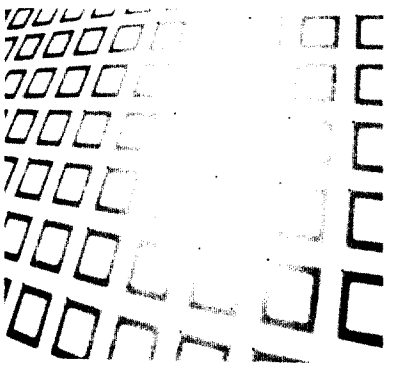
Table 2. Calibration results (case of images shown in Fig. 4).

사용렌즈	렌 즈 I			렌 즈 II		
보정 알고리즘	Tsai의 첫번째 단계	Tsai의 이단계 방법	제안된 방법	Tsai의 첫번째 단계	Tsai의 이단계 방법	제안된 방법
왜곡의 고려	무	유	유	무	유	유
보정점의 수	24	24	24	24	24	24
AEIP(픽셀)	1.5790	0.7598	0.7509	4.6823	0.7175	0.6021
오차함수	0.0212	0.0044	0.0044	0.2261	0.0042	0.0027
비 고		10번 반복후 결과	10번 반복후 결과		10번 반복후 결과	10번 반복후 결과

영향으로 인해 최적의 해를 구하지 못한 반면, 제안된 방법은 이들을 보완한 것으로 사료되며, 왜곡이 심한 렌즈 Ⅱ는 축방향 대칭성이 완전하지 않은 것으로 분석된다. 첫번째 형태의 렌즈 및 보정 알고리즘에 따른 실험결과가 표 2에 요약되었다.



(a)



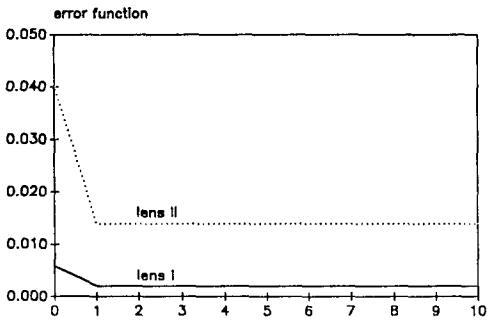
(b)

그림 6. 임의의 각도로 회전된 영상
(a) 렌즈 Ⅰ을 사용한 경우
(b) 렌즈 Ⅱ를 사용한 경우

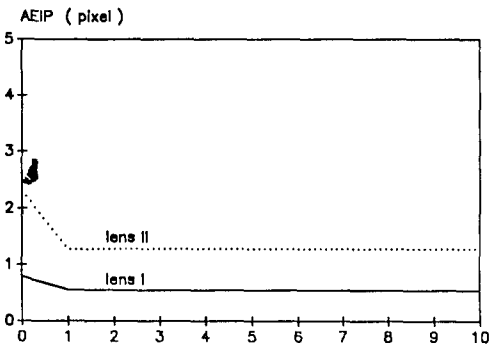
Fig. 6. Images with arbitrary rotation angle. (a) case of lens Ⅰ, (b) case of lens Ⅱ.

두번째 형태의 영상은 실세계 좌표평면이 카메라 면에 비해 임의의 각도로 회전된 것으로 그림 6과 같

이 취득되었다. 이 경우도 첫번째 형태의 영상과 같은 조건에서의 비교를 위해 동일한 갯수의 보정점을 각각 취득하였다. 왜곡 없는 카메라 보정의 경우 렌즈 Ⅰ의 AEIP가 0.79픽셀이고 렌즈 의 AEIP가 2.30픽셀로서 왜곡을 고려하지 않더라도 실세계 좌표평면을 카메라 면에 평행하게 설치한 경우보다 오히려 더 좋은 결과를 나타내었다. 이것은 실세계 좌표평면의 회전에 의해 왜곡을 고려하지 않은 알고리즘이 왜곡을 어느 정도 보완한 것으로 사료된다. 이 형태의 영상에서도 본 논문에서 제안된 왜곡을 고려한 알고리즘이 정확도를 많이 개선하였다. 그림 7은 제안된 방법에서 반복회수 k에 따라 오차함수 $\varepsilon(k)$와 AEIP가 변화하는 것을 보여주는데 이경우 해에 더



(a)



(b)

그림 7. 비선형반복횟수에 대한 오차함수 와 AEIP의 변화 (그림 6의 영상의 경우)
(a) 오차함수 (b) AEIP

Fig. 7. Graph of error function and AEIP with respect to iteration number. (case of images shown in Fig. 6)
(a) error function, (b) AEIP.

빨리 수렴하였다. 여기서 왜곡을 고려한 제안된 방법은 Tsai의 첫번째 단계에 비해 첫번째 영상의 형태와 같은 현저한 향상을 보이지 않는데 이는 Tsai의 첫번째 단계에서 이미 왜곡이 보완되었기 때문이다. 특히 렌즈 Ⅱ의 경우 제안된 방법의 AEIP가 1.28픽셀로서 크게 나타났는데, 이는 왜곡이 심한 렌즈 Ⅱ에 의한 회전된 영상에서 보정점들을 취득할 때의 오차가 반영된 것으로 보인다.

Tsai의 이단계 방법과 비교했을 때 첫번째 형태의 영상에서와 같이 왜곡이 적은 렌즈 Ⅰ의 경우 제안된 방법의 정확도는 거의 비슷하게 나타났다. 그러나 렌즈 Ⅱ의 경우는 제안된 방법이 Tsai의 이단계 방법에 비해 AEIP와 오차함수가 각각 7%, 14%의 향상을 보였다. 따라서 제안된 방법은 정밀하지 않은 렌즈 사용시 Tsai의 이단계 방법에 비해 효과적임을 알 수 있다. 두번째 형태의 영상의 렌즈 및 보정 알고리즘에 따른 실험결과가 표 3에 요약되었다.

표 3. 영상의 보정결과 (그림 6의 영상의 경우)
Table 3. Calibration results (case of images shown in Fig. 6).

사용렌즈	렌 즈 Ⅰ			렌 즈 Ⅱ		
보정 알고리즘	Tsai의 첫번째 단계	Tsai의 이단계 방법	제안된 방법	Tsai의 첫번째 단계	Tsai의 이단계 방법	제안된 방법
왜곡의 고려	무	유	유	무	유	유
보정점의 수	24	24	24	24	24	24
AEIP(픽셀)	0.7940	0.5537	0.5487	2.3064	1.3803	1.2852
오 차 함 수	0.0059	0.0021	0.0020	0.0404	0.0162	0.0139
비 고		10번 반복후 결과	10번 반복후 결과		10번 반복후 결과	10번 반복후 결과

실 영상을 사용한 실험결과 본 논문에서 제안된 왜곡을 고려한 알고리즘이 왜곡을 무시한 알고리즘에 비해 현저한 정확도개선을 나타내었다. 따라서 일반적인 렌즈를 사용할 때는 왜곡을 고려해야 정확한 카메라 보정이 이루어 진다는 것을 알 수 있다. 또한 제안된 방법은 정밀하지 않은 저가격의 렌즈 사용시 Tsai의 이단계 방법에 비해 정확함을 알 수 있다.

Ⅴ. 결론

제안된 보정 방법은 중요한 변수인 왜곡변수의 최적화한 해를 구해 보정하므로 보정의 정확도가 높은

잇점이 있으며, 실험을 통해 왜곡을 고려치 않는 방법에 비해 현저히 낮은 보정오차를 보여 주었다. 연구된 보정 방법은 다음의 활용방안이 기대된다.

본 논문에서는 자동적으로 신속히 수행되며, 보통의 카메라나 렌즈에 적용되는 보정법을 목표하고 있다. 이러한 보정에 의해 다음과 같은 활용방안이 기대된다.

· 기계부품의 3차원 측정과 같은 3차원 물체 재구성과 같은 분야에서는 정확한 카메라 보정이 필요하다. 보통 레이저 조명과 CCD카메라를 사용하며,레이저 빔에 의해 발광되는 기계부품상의 점을 레이저 빔과 각도에 의한 삼각측량법에 의해 정확한 3차원 실제위치로 변환하여 3차원 측정을 수행한다.

· 3차원 물체인식에 흔히 사용되는 스테레오시각인식을 위해서도 정확한 카메라 보정이 선행되어야한다. 각각 적절히 보정된 두대의 카메라의 영상으로부터 나타난 상응되는 두점에 의해 정확한 3차원 실제위치를 구한다.

· 움직이는 카메라에 대한 3차원 위치및 경사도에 관한 정보를 카메라 보정에 의해 얻을 수 있다. 카메라가 장착된 로보트의 보정이나 움직이는 로보트등의 분야가 이에 해당되며, 카메라 보정이 반복적으로 이루어지므로 신속한 보정 방법이 요구된다.

· 부품의 자동외관검사에 흔히 나타나는 CAD 데이타에 의한 시각인식에서는 물체의 3차원 좌표가 영상의 2차원 좌표로 변환되는데, 적절한 카메라 보정이 선행되어야한다. 물체의 해석하려는 부분의 좌표를 영상 좌표로 변환하고 그 주변만을 영상처리하는 AOI(Area Of Interest)처리방법이 적용된다.

參 考 文 獻

[1] W. Faig, "Calibration of close-range photogrammetry systems: Mathematical formulation," *Photogrammetric Eng. Remote Sensing*, vol.41, pp.1479-1486, 1975.

[2] I. Sobel, "On calibrating computer controlled cameras for perceiving 3-D scenes," *Artificial Intell.*, vol.5, pp. 185-188, 1974.

[3] Y. I. Abel-Aziz and H. M. Karara, "Direct linear transformation into object space coordinates in close-range photogrammetry," *Proc. Symp. Close-Range Photogrammetry*, pp.1-18, 1971.

[4] K. W. Wong, "Mathematical formulation and digital analysis in close-range photogrammetry," *Photogrammatric Eng. Remote Sensing*, vol.41, pp.1355-1373, 1975.

[5] J. Y. Itoh, A. Miyauchi and S. Ozawa, "Direct measuring method using only simple vision constructed for moving robots," *Proc. 7th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol.1, pp.192, 1984.

[6] J. Y. S. Luh and J. A. Klassen, "A three-dimensional vision by off-shelf system with multi-cameras," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.7, pp.35-45, 1985.

[7] Y. Yakimovsky and R. Cunningham, "A system for extracting three-dimensional measurements from a stereo pair of TV cameras," *Computer Graphics Image Processing*, vol.7, pp.195-210, 1978.

[8] S. Ganapathy, "Decomposition of transformation matrices for robot vision," *Proc. Int. Conf. Robotics and Automation*, pp.130-139, 1984.

[9] H. A. Martins, J. R. Birk and R. B. Kelly, "Camera models based on data from two calibration planes," *Computer Graphics Image Processing*, vol.17, pp. 173-180, 1981.

[10] M. Fischler and R. Bolles, "A Ransac-based approach to model fitting and its application to finding cylinders in range data," *Proc. 7th Int. Joint. Conf. Artif. Intell.*, pp.637-643, 1981.

[11] R. Tsai, "An efficient and accurate camera calibration technique for 3-D machine vision," *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.364-374, 1986.

[12] D. W. Marquardt, "An algorithm for least-square estimation of nonlinear parameters," *J. Soc. Indust. App. Math.*, vol.11, no.2, pp.431-441, 1963.

[13] M. Born and E. Wolf, *Principles of*

optics, McGraw-Hill, New York, 1976.

[14] W. I. Grosky and L. A. Tamburino, "A unified approach to the linear camera calibration problem," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.12, pp.663-671, 1990.

[15] P. Mansbach, "Calibration of a camera and light source by fitting to a physical model," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol.35, pp.200-219, 1986.

著 者 紹 介

禹 東 玟(正會員)

1958年 2月 6日生. 1980年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업(학사). 1982年 2月 연세대학교 전자공학과 졸업(석사). 1987年 8月 Case Western Reserve University 전기 및 전자공학과 (Ph.D.). 1983年 9月 ~ 1987年 11月 Center for Automation and Intelligent Systems Research(연구원.) 1987年 12月 ~ 1990年 2月 금성산전(주)연구소 (선임연구원). 1990年 3月 ~ 현재 명지대학교 제어계측공학과(조교수). 주관심 분야는 Robot Vision, 영상처리, 패턴인식 등임.