

# 여러 장의 영상을 사용하는 3 차원 계측용 카메라 교정 방법

## A Camera Calibration Method using Several Images for Three Dimensional Measurement

강 동 중\*  
(Dong-Joong Kang)

**Abstract :** This paper presents a camera calibration method using several images for three dimensional measurement applications such as stereo systems, mobile robots, and visual inspection systems in factories. Conventional calibration methods that use single image suffer from errors related to reference point extraction in image, lens distortion, and numerical analysis of nonlinear optimization. The camera parameter values obtained from images of same camera is not same even though we use same calibration method. The camera parameters that are obtained from several images of different view for a calibration target is usually not same with large error values and we can not assume a special probabilistic distribution when we estimate the parameter values. In this paper, the median value of camera parameters from several images is used to improve estimation of the camera values in an iterative step with nonlinear optimization. The proposed method is proved by experiments using real images.

**Keywords :** multiple images, iterative median method, camera calibration, stereo system, robot vision

### I. 서론

여신 비전(machine vision)을 자동계측 및 지능로봇, 자율이동체 등의 시스템에 적용하기 위해서는 카메라를 이용하여 3차원 계측을 수행할 수 있는 기능을 포함하여야 한다. 예를 들면, 관리 물체를 로봇이 파악하거나 장애물 검지 및 주행 경로 작성 등에 사용하기 위해서는 카메라를 이용한 3차원 영상계측이 필수적으로 필요하게 된다. 여신비전 시스템은 이를 위해 목표지점이나 지능형 에이전트를 둘러싸는 주변 환경과의 정확한 상대적 좌표계산이 요구되며 정확하게 교정된 계측용 카메라가 필수적이다. 교정될 카메라 정보는 영상축간의 각도, 영상중심의 위치, 영상센서와 영상면 사이의 스케일을 표현하는 카메라의 내부 변수(intrinsic parameters)와 물체축과 카메라축과의 변환 관계를 나타내는 회전 및 변위(extrinsic parameters) 정보이다. 5개의 내부변수와 9개의 외부변수를 카메라 교정 박스를 사용하여 계산하는 것이 카메라 교정(camera calibration)이다.

이러한 카메라 인수들은 스테레오 시스템이나 다중카메라 계측시스템 등에서 카메라와 카메라 사이의 기하학적 관계를 정확하게 계산하는데 필요하며, 교정인수들의 오차는 3차원 계측치수의 오차에 큰 영향을 미치게 된다.

일반적으로 교정을 수행하는 방법은 크게 두 가지로 나뉘며 첫번째로 형태를 미리 알고 있는 기지의 패턴을 카메라 앞에 놓고 그것을 관찰함에 의해 교정을 수행하는 방법과 이 외는 반대로 미리 알고 있는 형태를 놓지 않고 형태를 모르는 세계를 관찰함에 의해 카메라 교정을 수행하는 방법이 존재한다. 전자의 방법은 치수가 미리 알려져 있는 매우 정밀한 형태의 카메라 교정박스를 사용하여 카메라의 내부인자와 외부인자를 추정하는 방법으로 3차원 계측을 위한 카메

라 교정에 일반적으로 사용되고 있는 기술이다. 이 방법의 범주에는 Faugeras[1], Tsai[2], Zhang[3]의 방법 등이 널리 알려져 있으며 일반적으로 photometric 카메라 교정으로 알려져 있다. 정밀한 교정패턴을 사용함에 의해 상대적으로 정확한 카메라계수들을 얻는 것이 가능하며 평면패턴을 사용하는 방법[2,3]과 서로 평행하지 않은 다면을 가진 패턴을 사용하는 방법[1,2] 등이 존재한다. 교정패턴을 사용하지 않는 방법은 자율교정(self-calibration)으로 알려져 있으며 Luong[4] 과 Maybank[5] 등의 연구가 자율교정에 속한다. 카메라를 미지의 정적인 구조물이나 물체에 대해 움직이면서 관찰함에 의해 영상을 획득하고 이미지 정보만을 이용하여 카메라의 내부인자들에 대한 제한조건(constraints)들을 유도함에 의해 내부인자를 추정한다. 만일 변하지 않고 고정된 내부인자를 가진 카메라에 의해 영상을 획득한다면 세 장의 영상특징점 사이의 대응점정보는 카메라의 내, 외부 파라미터들을 추정하기 위한 충분한 정보를 공급한다. 이 방법은 교정패턴박스를 필요로 하지 않는 등의 장점이 있으나 계측을 위한 정확한 카메라의 인자들을 제공하는 데는 한계가 있으므로 주로 멀티미디어 응용분야에 많이 사용되고 있다.

본 논문은 정확한 카메라 교정인자를 구하기 위한 방법을 포함하며 교정패턴의 단일 영상을 이용하는 방법이 교정점 추출오차 등에 의해 카메라오차의 개선에 한계를 가지는 문제점을 피하기 위해, 동일한 교정박스를 서로 다른 여러 각도에서 여러 장 찰영함에 의해 정확한 카메라의 내부인자와 외부인자들을 구하는 방법을 제안한다. 측정에 사용하는 카메라의 정확한 교정을 위해 카메라 교정용 표준 패턴박스를 제작하여 사용하며 비선형최적화와 카메라 파라미터값들의 갱신을 통해 3차원 계측에 필요한 정보를 추출하는 방법을 제시한다.

### II. 카메라 교정

#### 1. 카메라의 교정방정식

카메라의 일반적인 모델링은 핀홀(pinhole)에 의한 3차원

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2006. 8. 8., 채택학정 : 2007. 1. 24.

강동중 : 부산대학교 기계공학부(djkang@pusan.ac.kr)

※ 본 연구는 2006년도 부산대학교 신임교수연구 정착금지원으로 이루어졌음.

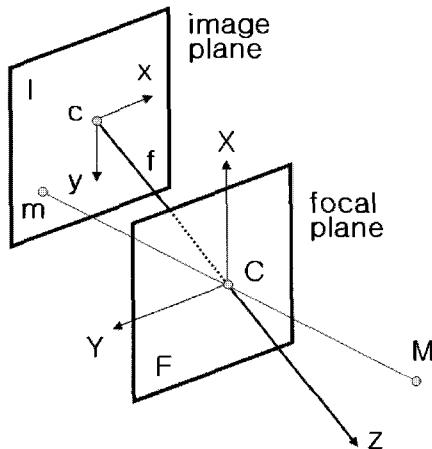


그림 1. 카메라 사영모델.

Fig. 1. Camera projection model.

공간의 2차원 영상면으로의 투영이다. 그림 1은 펀홀 카메라(pinhole camera)의 모델을 나타낸다. 영상 평면 I로부터 거리  $f$ 만큼 떨어진 곳 I에 평행한 면 F를 두고, 그 위의 점 C에 펀홀이 존재한다. 물체로부터 들어오는 빛은 펀홀, 즉 점 C를 통해서 영상평면에 상을 맺는다. 물체의 점과 펀홀, 영상평면 위의 상은 일직선상에 있다.

이와 같은 사영을 중심 사영(perspective projection)이라고 부른다. 점 C를 렌즈중심(focal point), 또는 초점(focus)이라고 하고, 면 F를 초점면(focal plane), 렌즈중심으로부터 영상평면까지의 거리  $f$ 를 초점거리(focal length)라고 한다. 점 C를 지나고 영상평면에 수직인 선을 광축(optical axis)이라고 부르며, 이것과 영상평면과의 교점 c를 영상중심(principal point)이라고 한다. 또한, 광축은 초점면에도 직교하며 이와 같은 모델은 CCD(Charge-Coupled Devices) 카메라를 정확히 기술하고 있다[7].

카메라의 내, 외부 변수에 대한 표현은 여러 문헌에서 참조할 수 있다[2-4]. 본 논문에서는 정사각형의 사각 상자의 표면에 새겨진 캘리브레이션 기준점을 사용하여 주어진 카메라의 내, 외부 파라메터들을 구해 보도록 한다. 이미 기준점의 좌표를 알고 있는 패턴 즉, 기지패턴에 의한 캘리브레이션을 수행한다.

두 단계를 통하여 카메라교정을 수행하며, 먼저, 3차원 점과 그 2차원 상 사이의 사영을 결정하는 사영행렬을 구한다. 다음, 사영 행렬로부터 내부변수와 외부변수를 구한다. 중심사영에 있어서의 사영 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$sm = PM = A[R, t]M \quad (1a)$$

여기서,

$$m = [u, v, 1]^T, \quad M = [X, Y, Z, 1]^T \quad (1b)$$

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_1^T & p_{14} \\ \mathbf{p}_2^T & p_{24} \\ \mathbf{p}_3^T & p_{34} \end{bmatrix} \quad (1c)$$

$u, v$ 는 영상 좌표이고  $X, Y, Z$ 는 교정용 box 표면에 새겨진

3차원 좌표 점이다. (1a)는 3차원 물체좌표가 회전행렬  $R$ 과 평행이동행렬  $t$ , 카메라 내부 파라메터를 의미하는  $A$ 행렬을 통해 영상좌표  $m$ 으로 변환되는 관계식을 표현한다.

사영행렬  $P$ 는  $3 \times 4$ 의 행렬이며, 12개의 요소가 있다. 카메라는 내부변수와 외부변수를 합하여 11개가 된다. (1)을 전개하면, 하나의 3차원 점과 2차원 영상에서의 대응점으로부터,  $P$ 의 요소에 관한 2개의 선형방정식

$$\begin{cases} \mathbf{p}_1^T \mathbf{M}_i - u_i \mathbf{p}_3^T \mathbf{M}_i + p_{14} - u_i p_{34} = 0 \\ \mathbf{p}_2^T \mathbf{M}_i - v_i \mathbf{p}_3^T \mathbf{M}_i + p_{24} - v_i p_{34} = 0 \end{cases} \quad (2)$$

을 세울 수가 있다.  $n$ 점이 있으면, 방정식

$$BP = 0 \quad (3)$$

을 얻는다.

여기서,  $\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1^T, p_{14}, \mathbf{p}_2^T, p_{24}, \mathbf{p}_3^T, p_{34}]^T$ 는  $P$ 의 요소를 나열한 것이므로,

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} X_1 Y_1 Z_1 1 0 0 0 -u_1 X_1 -u_1 Y_1 -u_1 Z_1 -u_1 \\ 0 0 0 0 X_1 Y_1 Z_1 1 -v_1 X_1 -v_1 Y_1 -v_1 Z_1 -v_1 \\ \dots \\ X_n Y_n Z_n 1 0 0 0 -u_n X_n -u_n Y_n -u_n Z_n -u_n \\ 0 0 0 0 X_n Y_n Z_n 1 -v_n X_n -v_n Y_n -v_n Z_n -v_n \end{bmatrix} \quad (4)$$

는 (3)에서  $n$ 개 점의 3차원과 2차원 좌표로서 정의된  $2n \times 12$ 의 행렬이다. 앞서 기술한대로,  $\mathbf{p}$ 는 11개의 내부변수와 외부변수에 의존한다. 만약  $n$ 개의 3차원 점이 동일한 평면에 놓이지 않는다면, 일반적으로  $\mathbf{B}$ 의 랭크(rank)는 11이다. 따라서,  $12 \times 1$ 의  $\mathbf{p}$ 는  $\mathbf{B}^T \mathbf{B}$ 의 최소 고유값에 대응하는 고유벡터로서 구할 수 있다. 마지막으로  $\mathbf{P}$ 의 실제의 스케일을  $\|p_{34}\|=1$ 이 되도록 다시 계산할 수 있다.

$\mathbf{P}$ 가 정해지면, 결정된  $\mathbf{P}$ 로부터  $\mathbf{A}, \mathbf{R}, \mathbf{t}$ 를 구한다.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha_u & -\alpha_u \cot \theta & u_0 \\ 0 & \alpha_v / \sin \theta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & -\gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5a)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_1^T \\ \mathbf{r}_2^T \\ \mathbf{r}_3^T \end{bmatrix}, \quad \mathbf{t} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \quad (5b)$$

을 (1a)에 대입하면, 다음 식을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \alpha_u \mathbf{r}_1^T - \alpha_u (\cot \theta) \mathbf{r}_2^T + u_0 \mathbf{r}_3^T & \alpha_u t_x - \alpha_u (\cot \theta) t_y + u_0 t_z \\ (\alpha_v / \sin \theta) \mathbf{r}_2^T + v_0 \mathbf{r}_3^T & (\alpha_v / \sin \theta) t_y + v_0 t_z \\ \mathbf{r}_3^T & t_z \end{bmatrix} \quad (6)$$

(1a)와 (6)의 비교로부터 회전행렬에 대한 제한조건(constraint)을 부가하여  $\mathbf{P}$  행렬의 값을 계산하는 것도 가능하다. (3)은 다음과 같은 두식의 합으로 분리하는 것이 가능하다.

$$\begin{bmatrix} X_i & Y_i & Z_i & 1 & 0 & 0 & 0 & u_i \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_i & Y_i & Z_i & v_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{11} \\ p_{12} \\ p_{13} \\ p_{14} \\ p_{21} \\ p_{22} \\ p_{23} \\ p_{24} \\ p_{34} \end{bmatrix} = \mathbf{Cy} + \mathbf{Dz} \quad (7)$$

$$+ \begin{bmatrix} -u_i X_i & -u_i Y_i & -u_i Z_i \\ -v_i X_i & -v_i Y_i & -v_i Z_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{31} \\ p_{32} \\ p_{33} \end{bmatrix}$$

이 식에서 투영행렬의 값을 계산하는 것은 다음처럼 회전행렬에 부가된 제한조건하에서 (8)을 최소화하는 것으로 변경될 수 있다.

$$\min_{\mathbf{y}, \mathbf{z}} \|\mathbf{Cy} + \mathbf{Dz}\|, \text{ subject to } \|\mathbf{z}\|^2 = 1 \quad (8)$$

(8)의 제한조건은 회전행렬에 가해진 다음과 같은 부가 조건을 표현한다.

$$\|\mathbf{z}\|^2 = p_{31}^2 + p_{32}^2 + p_{33}^2 = r_{31}^2 + r_{32}^2 + r_{33}^2 = 1 \quad (9)$$

따라서 Lagrange multiplier를 사용하면 (7)은 다음과 같은 최적화 방정식으로 변경 가능하다.

$$\min_{\mathbf{y}, \mathbf{z}} \|\mathbf{Cy} + \mathbf{Dz}\| + \lambda(1 - \|\mathbf{z}\|^2) \quad (10)$$

미지수 벡터  $\mathbf{y}, \mathbf{z}$ 에 대해 최적화식 (10)을 편미분 하면 다음과 같은 방정식들을 얻는다.

$$\mathbf{y} = -(\mathbf{C}^T \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{Dz} \quad (11a)$$

$$(\mathbf{D}^T \mathbf{D} - \mathbf{D}^T \mathbf{C} (\mathbf{C}^T \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{D}) \mathbf{z} = \lambda \mathbf{z} \quad (11b)$$

(11b)는  $\mathbf{z}$ 가 행렬  $\mathbf{D}^T \mathbf{D} - \mathbf{D}^T \mathbf{C} (\mathbf{C}^T \mathbf{C})^{-1} \mathbf{C}^T \mathbf{D}$ 의 고유벡터라는 것을 나타낸다. 본 논문에서는 (11)을 이용하여  $\mathbf{P}$ 를 결정한다.

선형행렬식에 의한 위 식의 해는 (12)와 같이 실제 영상 측정점과 투영행렬을 통한 3차원 공간점의 영상면으로의 투영좌표 사이의 차이값을 최소화시키는 비선형 최적화 방정식의 해를 구하기 위한 초기값으로 사용 가능하다. 이러한 비선형 최적화를 통해 더욱 정밀한 투영행렬의 값을 구한다.

$$\min_{\mathbf{P}} \sum_i ((u_i, v_i) - \mathbf{P} \cdot (X_i, Y_i, Z_i))^2 \quad (12)$$

$$= \min_{\mathbf{A}, \mathbf{R}, \mathbf{t}} \sum_i ((u_i, v_i) - \mathbf{A}[\mathbf{R}, \mathbf{t}] \cdot (X_i, Y_i, Z_i))^2$$

회전벡터에 부가된 제한조건을 이용한 선형해법을 통해 구해진 투영행렬  $\mathbf{P}$ 로부터 카메라의 내부 및 외부 인자들을 구

해보자. 먼저, 물체가 카메라 전방에 있다는 사실로부터

$$t_z = p_{34} > 0 \quad (13)$$

$p_{34} < 0$  이면  $-\mathbf{P}$  도 (3)을 만족하므로,  $\mathbf{P}$ 의 모든 요소의 부호가 역으로 된다. 다음으로, (6)으로부터 다음 식을 얻는다.

$$\mathbf{r}_3 = \mathbf{p}_3, \quad u_0 = \mathbf{p}_1^T \mathbf{p}_3, \quad v_0 = \mathbf{p}_2^T \mathbf{p}_3 \quad (14)$$

또한,  $\alpha_u, \alpha_v, \theta$ 에 관해서는 식

$$\alpha_u = \delta_u \sqrt{\mathbf{p}_1^T \mathbf{p}_1 - u_0^2 \sin^2 \theta} = \delta_u \|\mathbf{p}_1 \times \mathbf{p}_3\| \sin \theta \quad (15a)$$

$$\alpha_v = \delta_v \sqrt{\mathbf{p}_2^T \mathbf{p}_2 - v_0^2 \sin^2 \theta} = \delta_v \|\mathbf{p}_2 \times \mathbf{p}_3\| \sin \theta \quad (15b)$$

$$\theta = \cos^{-1} \left( -\frac{(\mathbf{p}_1 \times \mathbf{p}_3)^T (\mathbf{p}_2 \times \mathbf{p}_3)}{\|\mathbf{p}_1 \times \mathbf{p}_3\| \cdot \|\mathbf{p}_2 \times \mathbf{p}_3\|} \right) \quad (15c)$$

를 얻는다. 여기서,  $\theta$ 를 0부터  $\pi$  까지의 범위로 제한하면  $\sin \theta$ 는 항상 양이다.  $\alpha_u, \alpha_v$ 도 양이므로,  $\delta_u = \delta_v = 1$  이 성립한다. 마지막으로, 나머지의 수는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mathbf{r}_2 = \frac{\sin \theta}{\alpha_v} (\mathbf{p}_2 - v_0 \mathbf{p}_3) \quad (16)$$

$$\mathbf{r}_1 = \frac{1}{\alpha_u} (\mathbf{p}_1 + (\mathbf{p}_2 - v_0 \mathbf{p}_3) \frac{\alpha_u}{\alpha_v} \cos \theta - u_0 \mathbf{p}_3) \quad (17)$$

$$t_y = \frac{\sin \theta}{\alpha_v} (p_{24} - v_0 p_{34}) \quad (18)$$

$$t_x = \frac{1}{\alpha_u} (p_{14} + (p_{24} - v_0 p_{34}) \frac{\alpha_u}{\alpha_v} \cos \theta - u_0 p_{34}) \quad (19)$$

즉, 사영행렬이 구해진다면 카메라의 내, 외부 인자를 직접 결정하는 것이 가능하고, 이 값들은 비선형 최적화를 위한 초기값을 구성하게 된다.

## 2. 중간값 반복법

상기한 방법을 통해 얻어진 카메라의 투영행렬  $\mathbf{P}$ 는 선형 해법의 한계, 패턴박스의 교정점 추출오차, 카메라렌즈의 형상 왜곡 등으로 인해 필연적으로 오차를 가지게 되며 오차를 가진 투영행렬로부터 계산한 카메라의 내, 외부 인자 값들 또한 오차를 가지게 된다. 이러한 오차는 스테레오 계측, 다른 스테레오 등에 의한 3차원 위치 계측 시에 3차원 좌표의 측정정밀도에 영향을 미치게 되며 측정오차를 유발하게 된다. 따라서, 정밀한 3차원 계측을 위해서는 정밀한 카메라 인자들을 얻는 것이 중요하며, 특히 정확한 카메라의 내부 파라미터값을 계산하는 것이 정밀계측을 위한 핵심사항이다. 본 논문에서는 다중 교정영상을 사용하여 카메라의 내부 파라미터를 계산한다.

기지의 교정박스에 대한 카메라 교정에 있어 한 장의 영상에 의해 카메라 인자들을 계산하는 기존의 방법과 달리, 본 논문은 교정박스를 찍은 다수의 영상을 이용한다. 그림 2는 동일한 카메라에 의해 획득한 여러 장의 교정박스 영상을 보여준다. 다른 각도, 다른 위치에서 교정박스를 여러 장 찍어 각각의 영상에 대해 2.1장의 방법으로 카메라 교정을 실시한다.

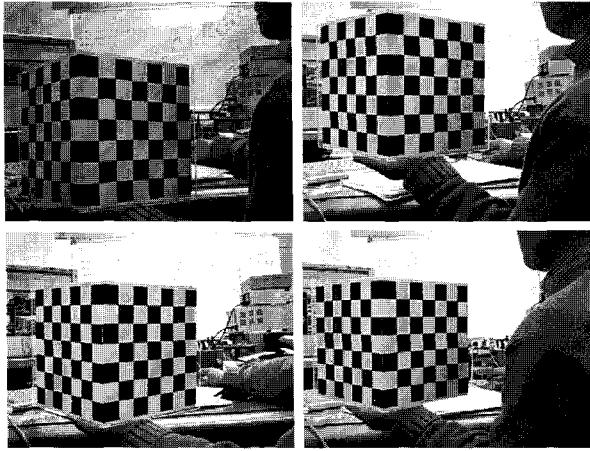


그림 2. 카메라 교정 영상들의 예.

Fig. 2. Sample images for camera calibration.

이러한 영상들은 최소 10장 이상~20장 정도를 획득한다. 획득한 각각의 영상에 대해 카메라는 불완전한 내, 외부 파라미터 값들을 주며 영상 개개의 내부인자 값들은 상기한 여러 오차 요인에 의해 특정 평균값을 중심으로 오차를 가지면서 분포하게 된다. 카메라 내부 인자는 내부 행렬  $\mathbf{A}$ 에 다섯 개의 미지수를 포함하며, 평균을 통해 미지수를 계산하기 어려운 이유는 아주 많은 수의 영상을 사용하지 않기 때문에 오차 값에 대해 특별한 확률적 분포를 가정하기 어렵기 때문이다. 그러나, 획득한 모든 영상은 동일한 카메라를 통해 입력된 영상이므로 하나의 내부 행렬을 가지고 있다고 가정할 수 있으며, 다중 영상으로부터 계산할 수 있는 내부 행렬을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\mathbf{A}_u = \text{median}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_n) \quad (20)$$

$\mathbf{A}_u$ 는 갱신(updated)된 내부 행렬을 나타내며 정확한 내부 행렬값에 더 근접하게 된다고 가정한다.  $n$ 은 실험에 사용한 영상의 갯수이다. 각각의 영상에 대해 계산된 내부 행렬을 중간값 계산을 통해 새로운 내부 행렬로 계산을 한 후, 이 행렬을 이용하여 각각의 영상에 대한 외부 파라미터 값들에 대해 비선형 최적화를 다시 수행한다.

$$\min_{\mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i} \sum_{j=1}^k \|m_{ij} - \tilde{m}(\mathbf{A}_u, \mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i, \mathbf{M}_j)\|^2 \quad (21)$$

여기서  $k$ 는 각각의 영상에서 카메라 교정에 사용된 교정점의 개수를 나타낸다. 인덱스  $i$ 는 실험에 사용한 개개의 영상 인덱스를 나타낸다.  $m_{ij}$ 는  $i$  번째 영상에서 측정된  $j$  번째 점의 영상좌표이며  $\tilde{m}$ 은 교정박스의 3-D 좌표가 카메라의 내, 외부 인자들에 의해 계산되어 영상좌표로 투영된 위치이다.

비선형 최적화를 위한 방법으로는 최급강하법(deepest descent method)을 사용할 수 있으며 수치계산용 MINPACK 라이브러리를 사용하여 외부 행렬의 값을 구하는 것이 가능하다.

일단, (21)을 통해  $\mathbf{A}_u$ 에 대해 최적화된  $\mathbf{R}^*$ ,  $\mathbf{t}^*$ 을 구한 후,

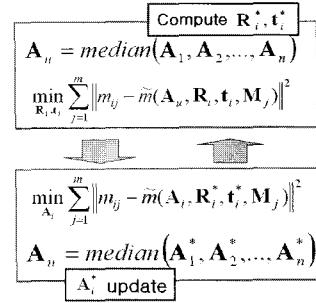


그림 3. 중간값 반복법.

Fig. 3. Iterative median method.

다시 이 값들을 사용하여 최적화된  $\mathbf{A}_i$ 를 계산하는 것이 가능하다.  $\mathbf{A}_i$ 의 최적화를 위해 (22)의 비선형 최적화 방정식을 사용한다.

$$\min_{\mathbf{A}_i} \sum_{j=1}^k \|m_{ij} - \tilde{m}(\mathbf{A}_i, \mathbf{R}_i^*, \mathbf{t}_i^*, \mathbf{M}_j)\|^2 \quad (22)$$

이렇게 계산된 최적화된  $\mathbf{A}^*$  값을  $n$  개의 영상에 대해 차례로 구해낸다. 예를 들면, 10장의 영상을 사용하였다면,  $\mathbf{A}_1^*$ 에서부터  $\mathbf{A}_{10}^*$  까지 구하는 것이 가능하다. 새롭게 구해진 각각의 내부 행렬로부터 (20)의 중간값(median value) 연산을 다시 반복하게 된다.

$$\mathbf{A}_u = \text{median}(\mathbf{A}_1^*, \mathbf{A}_2^*, \dots, \mathbf{A}_n^*) \quad (23)$$

여러장의 영상에서 얻어진 카메라 파라미터 값은 여려가지 오차요인에 의해 발생한 교정값의 분포 평균이 참값에 근접하리라 예상할 수 있지만 아주 많은 수의 교정 영상을 사용하지 않는다면 오차값의 추정을 위한 확률적 분포를 얻기 어렵다. 작은 수의 영상을 사용한다는 가정하에서 오차값의 중간값이 확률적 참값에 근접한다고 가정한다. 오차값의 수렴은 제안된 방법의 실험을 통해 검증한다.

이렇게 다시 구해진  $\mathbf{A}_u$  값은 (21)로 재 입력되어 정해진 과정을 반복하게 된다.

본 논문은 여러장의 영상을 사용하는 카메라 교정으로부터 카메라 내부 행렬의 중립점을 구하면 이 값은 실제 카메라의 내부 행렬에 더 가까워 진다는 가정에 의한 것이다. 따라서, 비선형 최적화를 통한 반복된 중립점 계산으로부터 오차수렴을 통해 정확한 내부 행렬  $\mathbf{A}$ 를 계산하는 것이 가능하게 된다. 그림 3은 중간값 반복법의 개요를 보여주는 그림이다.

각각의 영상에서 측정점과 3차원 기준점의 영상투영 사이의 오차 값은 (24)처럼 정의된다.

$$e_i = \sum_{j=1}^k \|m_{ij} - \tilde{m}(\mathbf{A}_u, \mathbf{R}_i, \mathbf{t}_i, \mathbf{M}_j)\|^2 \quad (24)$$

$$e_{sum} = \sum_i^n e_i \quad (25)$$

(24)는 상기한 과정이 반복될 때마다 점점 더 감소하게 되고 이것은 더욱 더 정밀한 카메라의 내부행렬 값이 구해진다는 것을 의미한다.  $n$  개의 영상에 대해 오차값의 합을 (25)처럼 정의하고  $e_{sum}$ 의 값이 더 이상 감소하지 않거나 감소량이 미미할 때 논문에서 제시한 방법은 수렴하게 된다.

### III. 실험

카메라 교정에 사용된 영상은 모두 10장이 사용되었으며, 실험 동안 카메라의 내부 파라미터가 변하지 않는 조건에서 동일한 카메라를 사용하여 오차값을 분석하였다. 그림 2는 10장의 영상중에서 4개의 영상을 보여주고 있다. 사용된 카메라는 Logitech사의 Communicate STX Web-Cam이며 영상 해상도는 320x240 픽셀이 사용되었다. 카메라 교정을 위한 교정박스는 가로, 세로 각각이 28mm크기의 체크패턴이 새겨진 서로 수직을 이루는 두 개의 면을 가진 상자를 사용하였으며, 교정에 사용된 특징점을 모두 72개이다. 교정박스가 영상에 투영될 때, 정확한 영상 특징점을 추출하기 위해 Harris코너 추출연산자[6]를 사용하였다. 그림 4는 입력된 영상에서 사용자가 지정한 교정박스의 영역에서 Harris코너추출기를 사용하여 체크패턴의 교차점을 교정을 위한 기준점으로 추출한 것을 보여준다. 하나의 영상에 대해 교정박스의 한 면에서 36점을 추출하므로, 두 면에서 72점을 사용할 수 있다.

그림 5는 논문에서 제안된 방법에 의해 몇 번의 반복동안 오차값  $e_i$ 의 수렴을 보여준다. 오차값은 각각의 영상에 대한 교정박스상의 기준점 72개에 대한 값으로 (25)의  $e_i$  값을 보

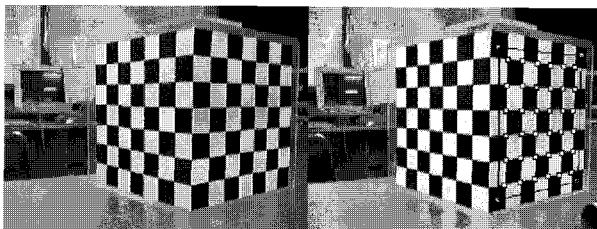


그림 4. Harris코너추출기에 의한 코너점의 추출.

Fig. 4. Extraction of harris corners.

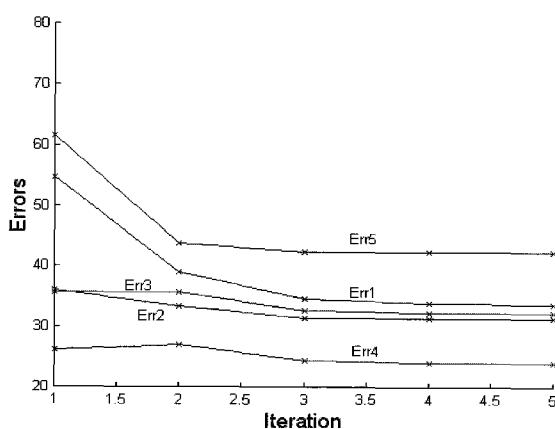


그림 5. 반복(iteration)동안 오차값의 수렴. 수직축의 단위는 mm로 (25)의 값을 표기하였음.

Fig. 5. Convergence of error values during iteration.

여준다. 그래프는 교정에 사용된 10개의 영상 중에서 첫번째 5개의 영상에 대한  $e_i$  값만 보여준다.

알고리즘의 반복 동안, 초기의 오차값은 몇번의 반복후 일정한 크기의 값으로 감소되었으며 3번 정도의 반복만으로도 오차값 수렴이 이루어지고 그림 5에서 확인 할 수 있다. 오차값이 수렴 후에도 일정한 값 이하로 떨어지지 않는 것은 영상의 코너위치 추출 오차로 인해 발생한 것으로, 픽셀 이하(subpixel)의 정밀한 레벨까지 코너의 영상위치를 추출하는 것이 정확한 카메라교정을 위해 필요함을 알 수 있다.

그림 5에서 반복이 시작전의 맨 처음 위치에서의 오차값은 기존방법인 단일영상을 이용한 카메라 교정시의 오차값으로 오차값의 크기가 상당히 큼을 알 수 있다. 즉, 논문에서 제시된 방법을 통해 기존 단일영상을 이용하는 비선형해법에서의 오차값을 더 줄일 수 있음을 알 수 있다.

실험에서 사용한 영상에 대해 수렴 후, 구한 카메라의 내부행렬은 최종적으로 다음과 같다.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha & -\gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 459.87 & -1.7595 & 163.424 \\ 0 & 458.823 & 123.732 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

구해진 카메라의 내부, 외부 인자값들이 정확한지를 알아보기 위해 그림 6에 보여진 것과 같은 스테레오카메라를 제작하여 3차원 물체의 영상 두장을 획득하게 하고, 논문에서 제안된 비선형 최적화를 이용한 중간값 반복법에 의해 계산된 각 카메라의 내, 외부 인자값을 이용하여 획득된 두 영상의 수평맞춤(image rectification)을 수행하였다. 영상의 정확한 수평맞춤을 위해서는 정밀한 카메라의 내, 외부 인자들이 필요하다.

영상의 수평맞춤은 각 영상의 에피폴라(epipolar)선들을 추출하고 두 에피폴라선이 평행하고 수직거리가 일치하도록 영상을 변형하는 것을 의미한다. 그림 7(b)에서 볼 수 있듯이 교정에 사용한 두 영상에 대해서나 임의의 3차원 구조물(그림 7(c))에 대한 영상의 경우에서나 성공적인 영상의 수평맞춤이 이루어지고 있음을 알 수 있다. 그림 7(a)는 수평맞춤을 시키지 않은 좌우 카메라에 의한 두 영상의 원본을 보여준다. 이 영상에 대해 그림 7(b)는 본 논문에서 제안된 방법으로 얻어진 카메라 교정인자를 사용하여 변형한 두 영상을 보여준다. 그림 7(a)에서 동일 수평선 상에 있지 않았던 점들이

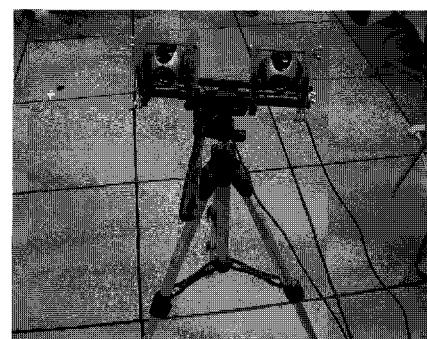


그림 6. 두 Web-cam을 사용하는 스테레오시스템.

Fig. 6. Stereo system using two web-cameras.

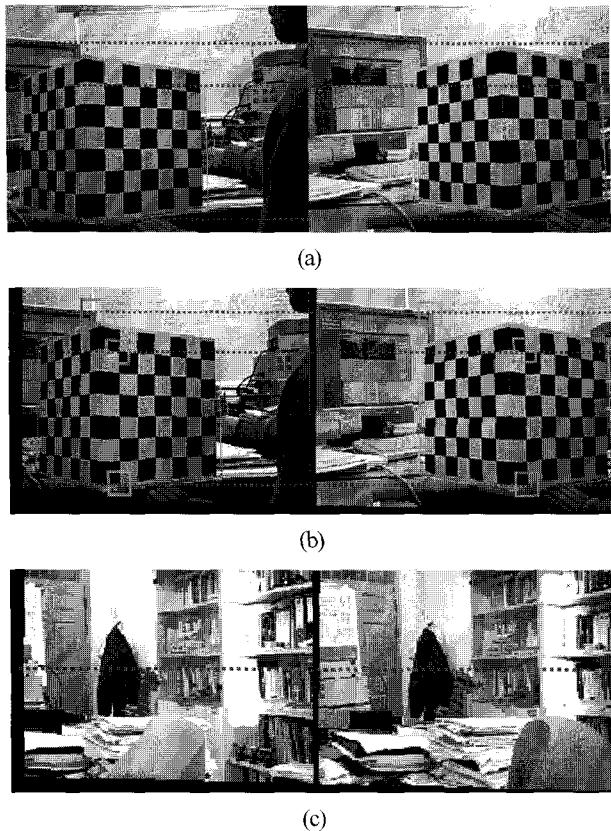


그림 7. 교정된 파라메터를 사용한 스테레오 영상의 수평 맞춤.

Fig. 7. Image rectification for stereo image pair using the camera parameters.

그림 7(b)에서 동일한 에피폴라선으로 영상교정이 발생하였음을 알 수 있다.

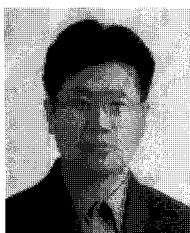
#### IV. 결론

본 논문은 카메라 내, 외부 인자들의 중간값 반복을 이용하는 카메라 교정방법에 대한 것이다. 동일한 카메라에 의해

획득된 여러장의 영상을 사용하여 각각의 영상에 대해 카메라의 내, 외부 인자들을 추출하면 교정기준점오차, 카메라의 영상왜곡, 비선형 측적화에서의 오차 등에 의해 개별 교정값들이 일치하지 않고 오차가 나며 이러한 오차값들은 정규분포를 이루지 않는 것에 착안하여 본 논문에서는 내, 외부 인자값들의 중간값을 추출하고 이를 이용하여 반복적으로 내, 외부 인자값들의 측적값을 재 계산하는 방법으로 정확한 카메라 교정인자값들을 계산할 수 있었다. 제안된 방법은 교정 기준점인 코너의 추출오차까지의 정확도를 보장하며 단 몇 번의 반복으로 정확한 교정값으로 수렴하였다. 추후의 과제는 코너의 추출정밀도를 픽셀 이하까지 보장하여 더 정밀한 카메라교정 인자값을 구하는 것과, 미리 알려진 3D 좌표의 구조물에 대해 논문의 방법으로 교정한 카메라를 이용한 3D 좌표를 이용하여 오차를 분석하는 것이다. 논문에서 제시된 방법을 이용하여 저가의 PC주변기기인 Web-카메라를 사용하여 정확한 3차원 구조 계측을 위한 카메라교정이 가능함을 알 수 있다.

#### 참고문헌

- [1] O.Faugeras, *Three-Dimensional Computer Vision: a Geometric Viewpoint*. MIT Press, 1993.
- [2] R. Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf tv cameras and lenses," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 3(4): 323-344, 1987.
- [3] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *Technical Report MSR-TR-98-71, Microsoft Corporation*, 1998
- [4] Q. T. Luong and O. Faugeras, "Self-calibration of a moving camera from point correspondences and fundamental matrices," *Int. J. Computer Vision*, 22(3): 261-289, 1997.
- [5] S. J. Maybank and O.Faugeras, "A theory of self-calibration of a moving camera," *Int. J. Computer Vision*, 8(2): 123-152, 1992.
- [6] C. Harris and M. Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," *Proc. Alvey Vision Conf., Univ. Manchester*, pp. 147-151, 1988.
- [7] 조강현, 유범재 역, 3차원 비전, 대영사, 2000.



#### 강동중

1988년 부산대학교 정밀기계공학과 졸업. 1990년 KAIST 기계공학과 공학석사. 1998년 KAIST 자동화 및 설계공학과 공학박사. 1990년~1992년 현대전자 산전 연구소 연구원. 1997년~1999년 삼성종합기술원 신호처리연구실 선임연구원. 2004년 미국 Cornell Univ. 방문연구원. 2000년~2005년 동명대학교 메카트로닉스공학과 조교수. 2006년~현재 부산대 기계공학부 조교수, 관심분야는 컴퓨터비전, 이동로봇, 영상기반 검사시스템개발.