

새로운 선형의 외형적 카메라 보정 기법

도용태⁺

A New Linear Explicit Camera Calibration Method

Yongtae Do⁺

Abstract

Vision is the most important sensing capability for both men and sensory smart machines, such as intelligent robots. Sensed real 3D world and its 2D camera image can be related mathematically by a process called camera calibration. In this paper, we present a novel linear solution of camera calibration. Unlike most existing linear calibration methods, the proposed technique of this paper can identify camera parameters explicitly. Through the step-by-step procedure of the proposed method, the real physical elements of the perspective projection transformation matrix between 3D points and the corresponding 2D image points can be identified. This explicit solution will be useful for many practical 3D sensing applications including robotics. We verified the proposed method by using various cameras of different conditions.

Keywords: Camera calibration, Camera model, Perspective transformation, 3D sensing

1. 서 론

사람에게 있어 시각(vision)은 가장 중요한 감각이다. 한 연구에 따르면 사람들은 생활 중 약 85%에 해당하는 정보를 시각을 통하여 획득한다고 한다[1]. 이와 같은 상황은 지능 로봇과 같이 주변 환경에 능동적이고 적응적으로 동작하는 자동화 시스템에 있어서도 마찬가지이다. 즉, 지능 로봇에 사용되는 여러 종류의 센서들 중에서 시각이 가장 방대하고 활용 가능성 높은 정보를 제공할 수 있다. 특히 근래에 와서 카메라 및 영상처리를 위한 기기의 성능 대 가격이 급속히 향상되고 있어, 저가의 상업용 로봇들도 카메라를 기본 센서로 채용하는 경우가 확산되고 있다.

어떤 기계 장치에 있어서 시각 센서는 카메라의 사용에 의하여 구성된다. 이때 카메라는 3차원 실세계를 2차원의 영상으로 대응시키는 기능을 하게 되며, 그 대응관계는 카메라의 광학적,

기하학적 특성에 의존적이다. 카메라의 보정(calibration)은 카메라의 기하학적 성질을 특징짓는 외부 파라미터(extrinsic parameters)와 광학적 성질을 특징짓는 내부 파라미터(intrinsic parameters)를 주어진 3차원 점들과 이들의 2차원 영상점들로부터 추정해 내는 작업이다. 만약 파라미터가 알려진 두 대의 카메라가 존재한다면, 이들 카메라를 이용하여 3차원 측정이 가능하다[2,3]. 따라서 보정은 카메라의 3차원 측정에서의 활용에서 가장 기본적인 절차라 할 수 있다.

카메라의 보정은 사진측량학(photogrammetry)의 분야에서는 오래 전부터 중요한 문제로 다루어져 왔으나, 기계 시각 및 로봇 시각 분야에서는 비교적 근래에 와서 관심 있게 다루어지기 시작하였다. 사진측량학에서는 고성능의 카메라를 사용한 정밀한 보정이 주요한 문제였다면, 지능 로봇 시각의 경우 저가의 단순한 카메라를 사용하여 간단하게 센싱을 수행할 수 있도록 하는 보정 절차가 더 유용하다. 기존 카메라 보정 기법들은 여러 가지 다른 기준에 의하여 분류될 수 있지만, 크게 선형과 비선형의 기법들로 나눈다고 할 때, 선형의 기법[4-6]은 그 단순함으로 인하여 로봇 등 자동화 장치에 유용하다. 기존의 카메라 보정 기법들에 대한 자세한 분석은 [7,8]을 참조할 수 있다.

선형의 카메라 보정 기법은 3차원 공간상의 점들과 2차원 영상점 사이의 관계를 선형의 식으로 두고, 이를 만족시키는 파라미터를 최소제곱오차법(least error squares)을 사용하여 구하는 방법을 주로 사용하는데, 이와 같은 접근법은 간단하고 빠른 장

대구대학교 전자전기공학부 전자제어공학전공 (Electronic Control Engineering Major, School of Electronic and Electrical Engineering, Daegu University)

201 Daegudae-Ro, Gyeongsan-City, Gyeongbuk, 712-714, Korea

⁺Corresponding author: ytdo@daegu.ac.kr

(Received : Oct. 28, 2013, Revised : Jan. 13, 2014, Accepted : Jan. 16, 2014)

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

점이 있으나, 보정에 의하여 얻어진 파라미터가 실제 물리적 파라미터와 일치하지 않는 문제가 있다. 이는 단순히 카메라 모델을 최대한 만족시키는 파라미터를 구하므로, 그 결과가 모델의 수식은 만족시키지만 이가 실제 물리적인 값과 일치하는 것을 보장할 수 없다는 뜻이다. 즉, 카메라의 보정 기법들을 실제 물리적 파라미터를 구하는 외형적 보정(explicit calibration)과 단순히 3차원 세계와 2차원 영상 사이의 대응관계를 만족시키고자 하는 내형적 보정(implicit calibration)으로 나눌 때[9], 기존의 선형 카메라 보정 기법들이나 신경망의 학습에 의한 방법[10,11] 등은 대체로 후자에 속한다. 만약 카메라의 위치나 방향이 고정되어 있을 경우 내형적 보정법은 별문제가 없으나, 그렇지 못한 경우에는 물리적 파라미터 값을 알 수 없으므로 보정용 데이터의 획득을 비롯한 모든 보정 절차를 처음부터 다시 되풀이 해야 하는 문제가 생긴다.

본 논문에서는 새로운 선형의 카메라 보정 기법을 제안한다. 제안된 기법은 기존의 선형 보정 기법들과 같이 바늘구멍 카메라 모델(pinhole camera model)에 기반하고 있어 이해하기 쉬우며, 그 수행 절차가 단계적이다. 그러나 기존의 기법들과는 달리 실제 물리적 값과 일치하는 파라미터들을 외형적으로(explicitly) 얻을 수 있는 장점이 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 2장에서 기존의 선형 카메라 보정법에 대해 간략히 서술하고, 3장에서 제안하는 방법을 서술하며, 4장에서 여러 다양한 조건에서 제안한 방법을 시험하여 그 유용성을 입증하고, 5장에서 결론을 내린다.

2. 기존의 선형 카메라 모델

실제 카메라는 렌즈에 의한 영상의 왜곡 등 여러 가지 비선형의 특성을 가지고 있다. 그러나 비선형성을 모두 고려하는 방법은 절차가 복잡하기 때문에, 상업용 이동 로봇 등의 장치에서 저가의 카메라와 저성능의 임베디드 연산 장치를 사용하는 경우 적합하지 않는 경우가 많다. 따라서 이런 경우에는 선형의 카메라 모델을 사용하는 것이 더 효과적일 수 있다. 이 절에서는 로봇의 시각센서 등의 활용에 오래 전부터 널리 사용되어온 선형의 카메라 보정 모델[2,3,6]을 간단히 서술한다.

바늘구멍 모델(pinhole model)은 그 단순함으로 인하여 가장 널리 사용된다. 3차원 공간상의 점은 바늘구멍으로 대표되는 렌즈를 중심으로 Fig. 1과 같이 2차원 영상에 대응된다. 즉, 3차원 기준 좌표계 $\{W\}$ 내의 임의의 한 점 $P(x, y, z)$ 는 카메라에 부착된 좌표계 $\{C\}$ 에서 점 $P_c(x_c, y_c, z_c)$ 로 표현될 수 있고, P_c 는 식 (1)에 의해 영상 좌표 (i, j) 에 투영(projection)된다. 이 때, 3차원 점 P_c 와 이에 해당하는 영상점을 연결하는 선은 모두 하나의 공간상의 점을 지난다고 가정하고, 그 점이 바늘구멍이다. 바늘구멍은 실제의 경우 카메라의 렌즈에 해당하며, 렌즈에서 광선의 왜곡이 일어나지만 선형의 모델에서는 이를 고려하지 않

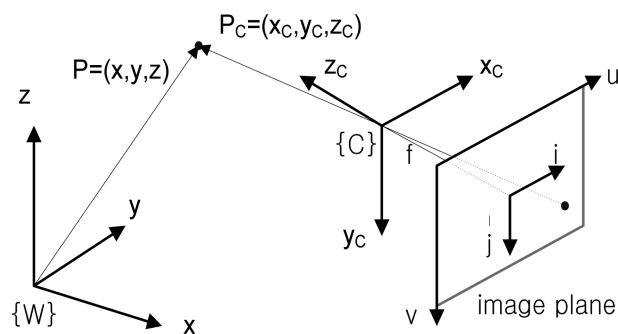


Fig. 1. Pinhole camera model.

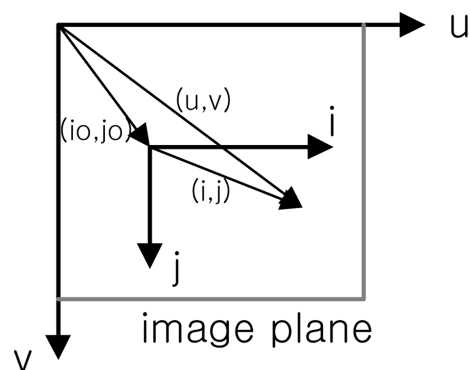


Fig. 2. Image coordinate systems.

는다. 바늘구멍은 카메라의 영상면 전방으로 f 만큼의 거리에 존재하며, f 를 초점거리(focal length)라고 부르는데, 이는 미지의 값으로 보정의 과정을 통하여 알아내어야 하는 카메라의 내부 파라미터이다.

$$i = -fx_c/z_c, j = -fy_c/z_c \tag{1}$$

3차원 공간에서 기준 좌표계 $\{W\}$ 와 카메라 좌표계 $\{C\}$ 사이의 관계는 식 (2)와 같이 두 좌표계 사이의 위치와 방향을 사용하여 표현할 수 있다.

$$P_c = RP + T \tag{2}$$

여기서 R 은 두 좌표계 사이의 (3x3)크기의 회전행렬이며, T 는 두 좌표계 원점 사이의 (3x1)크기의 위치벡터이다. 이들 행렬 및 벡터의 원소값들은 미지의 카메라 외부 파라미터이다.

식(1)에 의하여 얻어지는 영상좌표 (i, j) 는 Fig. 2에서 보인 바와 같이 영상평면(image plane)의 광학적 중심 (i_o, j_o) 를 기준으로 정의된다. 그런데 사용자는 흔히 영상평면의 좌측상단에 원점을 설정하므로, 이를 기준으로 하는 영상좌표를 (u, v) 라고 하면, 식 (3)을 얻는다.

$$u = i_o + i, v = j_o + j \tag{3}$$

이제 이상의 식들을 모두 통합하면, 식 (4)에 이른다.

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -f & 0 & i_o \\ 0 & -f & j_o \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} & k_{14} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} & k_{24} \\ k_{31} & k_{32} & k_{33} & k_{34} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} = KP \quad (4)$$

여기서 r 과 t 는 각각 식 (2)의 R 및 T 의 요소이다. 그리고 k 는 카메라의 내외부 파라미터를 포함하는 (3x4) 카메라 행렬 (camera matrix) K 의 요소이다. 한편 영상좌표는 벡터 $[su, sv, s]$ 에서 마지막 요소 s 로 나머지 두 요소를 나누어서 얻을 수 있으므로, s 를 스케일 인자(scale factor)라고 부르는데, 실제적으로 s 는 3차원 점의 z_c 좌표값에 해당한다[12].

식 (4)를 영상좌표 u 와 v 에 대하여 식 (5)로 전개한 후,

$$u = \frac{k_{11}x + k_{12}y + k_{13}z + k_{14}}{k_{31}x + k_{32}y + k_{33}z + k_{34}}, \quad v = \frac{k_{21}x + k_{22}y + k_{23}z + k_{24}}{k_{31}x + k_{32}y + k_{33}z + k_{34}} \quad (5)$$

이를 다시 식 (6)과 같이 쓰고, N 개의 기지의 3차원 점들과 이들의 영상점들에 대하여 최소제곱법을 이용하면 미지의 파라미터 k 를 구할 수 있다. 단, N 은 6이상이다.

$$\begin{pmatrix} x & y & z & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -xu & -yu & -zu & -u \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x & y & z & 1 & -xv & -yv & -zv & -v \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} k_{11} \\ \dots \\ k_{34} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

3. 제안하는 방법

앞 절에서 소개된 방법은 그 간단함으로 인하여 널리 사용되고 있으나, 보정을 통하여 얻어진 파라미터에서 실제 물리적 값들을 얻기는 어렵다. 이의 이유는 첫째로 식 (6)의 해에 카메라의 내부와 외부 파라미터가 혼재하고 있고, 둘째로 해를 얻는 과정에서 회전행렬의 기하학적 특성을 고려하지 않았고, 셋째로 식 (6)에서 구하는 12개 파라미터들이 비독립이어서 임의의 하나를 특정값(흔히 1)으로 두고 풀게 되는 과정 때문이다.

본 절에서는 바늘구멍 모델에 기초한 선형의 방법을 사용하지만, 물리적 의미를 가지는 카메라 파라미터를 구할 수 있는 방법을 새로이 제안한다.

바늘구멍 카메라 모델의 식 (2)에서 식 (4)까지의 관계로부터 다음의 식 (7)을 얻을 수 있다.

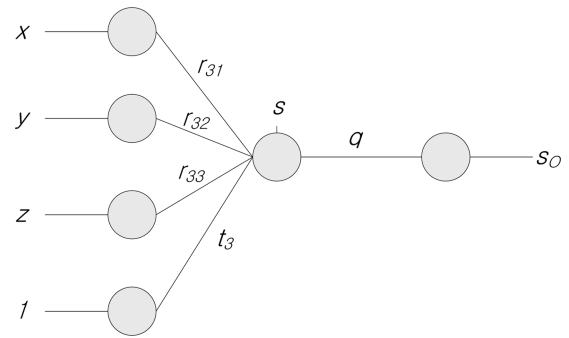


Fig. 3. Neural network for learning a scale factor and the third row of a rotation matrix.

$$su = -fx_c + i_o z_c = -fx_c + i_o s \quad (7.1)$$

$$sv = -fy_c + j_o s \quad (7.2)$$

여기서 스케일 인자 s 는 z_c 좌표값과 같음은 앞 절에서 서술한 바 있다. 우리는 보정을 위해 사용하는 각 제어점(control points)에 대하여 스케일 인자를 신경망의 학습을 통하여 구하는 방법을 이미 제안한 바 있다[12]. 즉, Fig. 3의 신경망을 학습하여 s 뿐 아니라, $\{W\}$ 와 $\{C\}$ 좌표계 사이의 회전행렬 R 중 제 3행 요소도 구할 수 있다.

한편 (i_o, j_o) 는 영상평면 상의 광학적 중심의 좌표로 상수이고, 정확한 보정을 위해서는 고가의 정밀한 광학적 기구를 사용하여 구할 수 있으나[13], 많은 경우 단순히 영상면의 중심에 존재한다고 가정한다[14]. 이제 s 와 (i_o, j_o) 가 기지일 때, 식 (7.1)은 식 (8)과 같이 쓸 수 있다.

$$s(u - i_o) = -fx_c = -f(r_{11}x + r_{12}y + r_{13}z + t_1) \quad (8)$$

N 개의 제어점에 대해서 식 (8)은 식 (9)와 같이 전개되며,

$$\begin{pmatrix} -x_1 & -y_1 & -z_1 & -1 \\ -x_2 & -y_2 & -z_2 & -1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ -x_N & -y_N & -z_N & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} fr_{11} \\ fr_{12} \\ fr_{13} \\ ft_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_1(u_1 - i_o) \\ s_2(u_2 - i_o) \\ \dots \\ s_N(u_N - i_o) \end{pmatrix} \quad (9)$$

이 때 N 은 최소 4이상이다.

식 (9)를 식 (10)과 같이 간단한 행렬식으로 나타낼 때,

$$AM = B \quad (10)$$

파라미터 벡터 M 은 식 (11)과 같이 A 행렬의 의사 역(pseudo-inverse)을 이용하여 구할 수 있다.

$$M = (A'A)^{-1}A'B \quad (11)$$

여기서 A' 는 A 의 전치행렬이다.

식 (11)에서 구한 파라미터 벡터의 앞의 세 요소의 제곱합은 식 (12)와 같으며,

$$M(1)^2 + M(2)^2 + M(3)^2 = f^2(r_{11}^2 + r_{12}^2 + r_{13}^2) \quad (12)$$

기준 좌표계 {W}와 카메라 좌표계 {C} 사이의 회전행렬 R은 정규직교행렬(orthonormal matrix)이므로, 각 행 혹은 각 열의 크기(norm)는 1이며, 따라서 식 (12)에서 초점거리를 식 (13)과 같이 구할 수 있다.

$$f = \sqrt{M(1)^2 + M(2)^2 + M(3)^2} \quad (13)$$

이제 구한 f로 M 벡터의 각 요소를 나누면 R행렬의 첫 번째 행과 T벡터의 첫 번째 요소를 얻을 수 있다. 즉,

$$\begin{aligned} r_{11} &= M(1)/f, & r_{12} &= M(2)/f, \\ r_{13} &= M(3)/f, & t_1 &= M(4)/f \end{aligned} \quad (14)$$

이제 식 (8)에서와 같은 방식으로, 식 (7.2)를 식 (15)와 같이 쓸 수 있다.

$$s(v-j_o) = -f(r_{21}x + r_{22}y + r_{23}z + t_2) \quad (15)$$

그리고 R행렬의 두 번째 행과 T벡터의 두 번째 요소를 식 (9)에서 식 (14)까지의 절차를 되풀이하여 구할 수 있다. 그런데 이들 값을 구하는 데 있어, 식 (15)의 해를 구하는 것 이외에 또 다른 방법이 있다. 즉, 우리는 이미 Fig. 3의 신경망을 이용하여 R행렬의 세 번째 행을 구하였고, 또 식 (14)를 이용하여 첫 번째 행도 구한 바 있다. 따라서 회전행렬 R이 정규직교임을 고려하여, 두 번째 행의 요소는 기결정된 두 행으로부터 다음 식 (16)과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{pmatrix} r_{21} \\ r_{22} \\ r_{23} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{31} \\ r_{32} \\ r_{33} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} r_{11} \\ r_{12} \\ r_{13} \end{pmatrix} \quad (16)$$

여기서 x는 벡터곱(vector product) 기호로 사용되었다. 이제 남아 있는 미지의 값은 T벡터의 두 번째 요소, 즉 t₂뿐이며, 이는 식 (17)로부터 간단히 결정된다.

$$t_2 = -(s/f)(v-j_o) - (r_{21}x + r_{22}y + r_{23}z) \quad (17)$$

이와 같이 구해진 t₂는 N개의 제어점과 그 영상점에 대해 하나의 일정한 값이 되어야 하지만, 데이터 포함된 오차와 카메라 모델 및 보정 절차 중에 유입된 오류들로 인하여 실제적으로는 어느 정도 다른 값들이 될 것이다. 따라서 t₂는 이들 다른 결과들을 필터링하여 결정되어야 하며, 우리는 평균값으로 참값을 추정하였다.

외부행렬의 두 번째 행의 요소를 구하기 위해 위에서 서술한 두 가지 방법, 즉 식 (15)의 해를 식 (9)에서 식 (14)까지의 절차를 통하여 구하는 방법과 식 (16)과 식 (17)의 해를 구하는 방법 중 본 논문에서는 후자의 방법을 사용하였다. 이는 전자의 방법에 비해 그 절차가 간단하며, 또한 얻어진 결과가 회전행렬의 직교성을 보장할 수 있기 때문이다. 이상 제안한 카메라 보정 절차는 Fig. 4와 같이 요약할 수 있다.

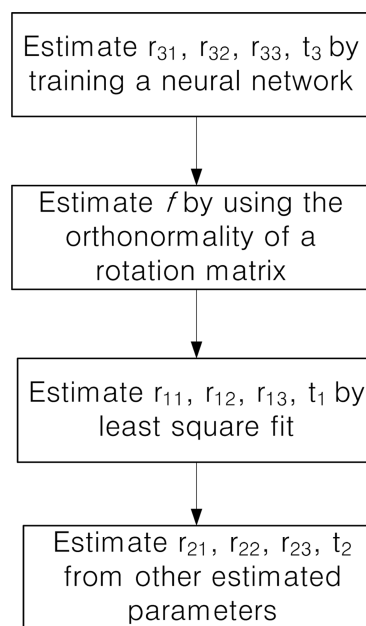


Fig. 4. Steps of the proposed method.

4. 결 과

앞의 3절에서 유도한 카메라 보정의 절차에 오류가 없는지, 그리고 어떤 특성을 가지고 있는지 알아 보기 위하여, Table 1과 같은 카메라들을 가정하였다. 이 때 카메라의 영상 해상도는 모두 512x512[pixel]로 가정하였다. 표에서 알 수 있듯이 가정된 카메라들은 다양한 특성을 가지도록 설정하였다. 단, 카메라의 방위는 Euler 각도이며, 이로부터 기준 좌표계 {W}와 카메라 좌표계 {C} 사이의 변환행렬을 구할 수 있는데, <Camera 1>의 경우 식 (18)과 같다.

$${}^c_w T = \begin{bmatrix} 0.7198 & -0.6040 & -0.3420 & 1085.1 \\ -0.5144 & -0.7950 & 0.3214 & -354.5242 \\ -0.4660 & -0.0554 & -0.8830 & 2281.9 \end{bmatrix} \quad (18)$$

이로부터 카메라 행렬은 다음 식 (19)와 같이 얻어진다.

$$K = \begin{bmatrix} -25 & 0 & 5.888 \\ 0 & -25 & 5.888 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.7198 & -0.6040 & -0.3420 & 1085.1 \\ -0.5144 & -0.7950 & 0.3214 & -354.5242 \\ -0.4660 & -0.0554 & -0.8830 & 2281.9 \\ -20.7402 & 14.7743 & 3.3513 & -13691 \\ 10.1162 & 19.5497 & -13.2341 & 22299 \\ -0.4660 & -0.0554 & -0.8830 & 2281.9 \end{bmatrix} \quad (19)$$

<Camera 1>에 대해 기존의 방법에 의하여 카메라 행렬을 구

Table 1. Simulated cameras for test

Parameters	<Camera 1>	<Camera 2>	<Camera 3>
f	25	30	25
(i_o, j_o)	(256, 256)	(256, 256)	(282, 282)
Pixel size (μm^2)	23×23	20×20	23×23
Rot(x)	160°	-10°	160°
Rot(y)	20°	10°	20°
Rot(z)	-40°	10°	-40°
Position(x) (mm)	100	100	100
Position(y) (mm)	500	100	500
Position(z) (mm)	2500	1800	2500
Noise (pixel)	0	$\sigma=1$	0

Table 2. Calibration results using the proposed method for <Camera 1>

Parameters	Computed values	True values
r_{31}	-0.46569	-0.46605
r_{32}	-0.05550	-0.05541
r_{33}	-0.88320	-0.88302
t_3	2282.39	2281.87
f	25.00	25.00
r_{11}	0.71985	0.71985
r_{12}	-0.60402	-0.60402
r_{13}	-0.34202	-0.34202
t_1	1085.08	1085.08
r_{21}	-0.51449	-0.51441
r_{22}	-0.79505	-0.79504
r_{23}	0.32124	0.32139
t_2	-354.31	-354.52

하기 위해 $k_{3d}=I$ 로 두고 50개의 보정용 데이터를 이용하여 식 (6)을 풀었을 때, 다음 식 (20)과 같은 값을 얻었다. 그런데 이 행렬로부터 카메라의 실제 파라미터를 얻기는 어렵다.

$$K = \begin{bmatrix} -0.0091 & 0.0065 & 0.0015 & -6.0000 \\ 0.0044 & 0.0086 & -0.0058 & 9.7721 \\ -0.0002 & -0.0000 & -0.0004 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (20)$$

이제 같은 카메라에 제안한 방법을 적용하여 보았다. 그 결과는 Table 2에 보인 바와 같다. Table에서 알 수 있듯이, 제안된 기법은 카메라의 각 파라미터를 직접 얻을 수 있게 하며, 또한 그 결과값은 실제 파라미터 값과 거의 일치한다. 이와 같은 결과는 3절에서 전개한 수식 및 방법에 오류가 없음을 증빙한다.

이제 <Camera 2>에 대하여 동일한 실험을 실시하였다. <Camera 2>는 Table 1에서 볼 수 있듯이 <Camera 1>과 다른 파라미터 값들을 가지고 있을 뿐 아니라, 특히 영상점의 각 좌표값에 평균이 0이고, 표준편차가 1 [pixel]인 정규분포의 잡음을 첨가하였다. 제안된 기법에 의한 보정의 결과는 Table

Table 3. Calibration results using the proposed method for <Camera 2>

Parameters	Computed values	True values
r_{31}	0.13951	0.13826
r_{32}	0.20925	0.20071
r_{33}	0.96786	0.96985
t_3	-1779.04	-1779.62
f	29.92	30.00
r_{11}	0.96992	0.96985
r_{12}	0.17069	0.17101
r_{13}	-0.17356	-0.17365
t_1	198.30	198.48
r_{21}	-0.20152	-0.20071
r_{22}	0.96296	0.96461
r_{23}	-0.17914	-0.17101
t_2	255.01	231.43

Table 4. Calibration results using the proposed method for <Camera 3>

Parameters	Computed values	True values
r_{31}	-0.46548	-0.46605
r_{32}	-0.05552	-0.05541
r_{33}	-0.88331	-0.88302
t_3	2282.66	2281.87
f	25.00	25.00
r_{11}	0.71985	0.71985
r_{12}	-0.60402	-0.60402
r_{13}	-0.34202	-0.34202
t_1	1085.09	1085.08
r_{21}	-0.51455	-0.51441
r_{22}	-0.79506	-0.79504
r_{23}	0.32113	0.32139
t_2	-329.53	-354.52

3에 제시한 바와 같았다. 표에서 알 수 있듯이 제안된 방법에 의하여 약간의 잡음이 첨가된 경우에도 파라미터 값들을 적절히 구할 수 있었다.

<Camera 3>의 경우는 <Camera 1>과 동일한 파라미터를 가지지만, 광학적 중심좌표가 다르다. 즉, 영상평면의 중심좌표에서부터 실제 광학적 중심이 u-v축 방향으로 각각 26화소 떨어져 있는 경우로, 약 10% 위치 오차가 있을 때를 가정하고 실험을 실시하였다. 그 결과는 Table 4에 보인 바와 같았다. 표에서 볼 수 있듯이, 제안된 기법에 의하여 대체로 큰 오차 없이 파라미터 값을 추정할 수 있었다. 다만, t_2 의 오차가 상대적으로 컸는데, 이는 <Camera 2>에 대해서도 마찬가지였다. 이러한 결과의 원인으로는 이 값이 절차상 가장 나중에 얻어졌으므로, 선행하여 얻어진 다른 파라미터값들의 작은 오차들이 t_2 의 계산에서 모인 것으로 추정된다.

5. 결 론

본 논문에서는 새로운 선형의 카메라 보정 기법이 서술되었다. 제안된 방법은 기존의 대부분 선형 기법과는 달리 카메라의 물리적 파라미터를 직접 알아낼 수 있는 외형적인(explicit) 방법이다. 얻어진 결과는 카메라의 좌표계 내 변환에서 회전 행렬의 정규직교성 조건을 만족한다. 제안된 기법을 적용하면 보정된 카메라의 위치가 변경된 경우에도 새로이 보정의 절차를 수행할 필요가 없이 기존의 결과를 활용할 수 있는 장점이 있다. 제안된 방법은 다양한 조건에서의 실험을 통하여 그 유용성을 확인할 수 있었다. 그러나 렌즈의 왜곡에 의한 비선형성이 고려되지 않았기 때문에, 높은 정확도를 요하는 경우에는 적용하기 어려울 것이다. 이상의 특성을 고려할 때, 제안된 기법은 저가의 카메라를 활용하고, 정밀한 측정이 필요하지 않는 경우에 적절히 유용할 수 있을 것이다. 특히 로봇의 경우 선형의 기법에 의한 고속의 측정이 중요하고, 로봇의 동작에 따라 카메라의 위치가 변화할 수 있는 환경이 흔하기 때문에, 제안된 기법이 특히 유용할 것으로 사료된다.

감사의 글

이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2012R1A1A4A01010160)

REFERENCES

- [1] E. H. Lee, "Walk guidance technologies for the visually impaired", *The Institute of Electronics and Information Engineers Magazine*, vol. 32, no. 32, pp. 59-69, 2005.
- [2] Y. Do, "A technique to efficiently place sensors for three-dimensional robotic manipulation: For the case of stereo cameras", *J. Sensor Sci. & Tech.*, vol. 8, no. 1, pp. 80-88, 1999.
- [3] Y. Yakimovsky and R. Cunningham, "A system for extracting three-dimensional measurements from a stereo pair of TV cameras", *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 7, pp. 195-210, 1978.
- [4] M. Wilczkowiak, E. Boyer, and P. Sturm, "Camera calibration and 3D reconstruction from single images using parralelepipeds", *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision*, vol. 1, pp. 142-148, 2001.
- [5] S. Ganapathy, "Decomposition of transformation matrices for robot vision", *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 130-139, 1984.
- [6] L. A. Gerhardt and W. I. Kwak, "An improved adaptive stereo ranging method for three-dimensional measurements", *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 21-26, 1986.
- [7] Q. Wang, L. Fu and Z. Liu, "Review on camera calibration", *Proc. Chinese Control and Decision Conf.*, pp. 3354-3358, 2010.
- [8] J. Salvi, X. Armangué, and J. Batlle, "A comparative review of camera calibrating methods with accuracy evaluation", *Pattern Recogni.*, vol. 35, issue 7, pp. 1617-1635, 2002.
- [9] G. Q. Wei and S. D. Ma, "Implicit and explicit camera calibration: theory and experiments", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.16, no.5, pp. 469-480, 1994.
- [10] D. M. Woo and D. C. Park, "An efficient method for camera calibration using multilayer perceptron type neural network", *Proc. Int. Conf. Future Computer and Communication*, pp. 358-362, 2009.
- [11] M. Kim and Y. Do, "Learning the nonlinearity of a camera calibration model using GMDH algorithm", *J. Sensor Sci. & Tech.*, vol. 14, no. 2, pp. 109-115, 2005.
- [12] Y. Do, "On the neural computation of the scale factor in perspective transformation camera model", *Proc. IEEE Int. Conf. Control & Automation (ICCA)*, pp. 418-423, 2013.
- [13] R. K. Lenz and R. Y. Tsai, "Techniques for calibration of the scale factor and image center for high accuracy 3-d machine vision metrology", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 10, no. 5, pp. 713-720, 1988.
- [14] I. Shimizu, Z. Zhang, S. Akamatsu, and K. Deguchi, "Head pose determination from one image using a generic model", *Proc. IEEE Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 100-105, 1998.