

GMDH 알고리즘에 의한 카메라 보정 모델의 비선형성 학습

김명환 · 도용태*†

Learning the nonlinearity of a camera calibration model using GMDH algorithm

Myounghwan Kim and Yongtae Do*†

Abstract

Calibration is a prerequisite procedure for employing a camera as a 3D sensor in an automated machines like robots. As accurate sensing is possible only when the vision sensor is calibrated accurately, many different approaches and models have been proposed for increasing calibration accuracy. Particularly an important factor which greatly affects the calibration accuracy is the nonlinearity in the mapping between 3D world and corresponding 2D image. In this paper GMDH algorithm is used to learn the nonlinearity without physical modelling. The technique proposed can be effective in various situations where the levels of noises and characteristics of nonlinear distortion are different. In simulations and an experiment, the proposed technique showed good and reliable results.

Key Words : camera calibration, GMDH algorithm, lens distortion

1. 서 론

센서장치들은 실제 사용에 앞서 외부 피측정량 (measurand)과 이에 반응하는 센서출력 신호값 사이의 관계를 결정하는 보정(calibration)의 절차를 필요로 한다. 아무리 정밀한 센서라도 보정이 잘못되면 그 측정치가 의미를 잃게 되므로, 보정은 센서 측정의 정확도를 결정짓는 중요한 절차라 할 수 있다.

카메라는 자동화 기계를 위한 센서로 널리 사용되고 있으며, 특히 로봇공학에서 카메라를 이용하는 시각센서는 가장 연구가 활발한 분야중의 하나이다. 카메라에 있어 보정은 3차원 실세계내 목표점과 이에 해당하는 영상점 사이의 대응관계를 결정하는 문제가 된다. 보정을 통하여 결정되어야 하는 구체적인 값들은 카메라의 위치와 방향을 결정하는 외재적(extrinsic) 계수와 초점 거리, 영상면에서의 광학적 중심, 렌즈의 왜곡 계수와 같은 내재적(intrinsic) 계수이다. 이러한 계수들은 3차

원 공간내에서 위치가 미리 알려져 있는 점들, 즉 제어 점들(control points)과 이들에 대응되는 2차원 영상점들 사이의 대응을 사용하여 얻어진다.

Faugueras등^[1]은 3차원 시각에서 카메라 보정의 문제가 중요한 이유로 두 가지를 제시한 바 있다. 첫째로 보정은 양안시의 전제가 되며, 둘째로 보정과 카메라 이동(motion)은 근본적으로 동일한 문제라는 것이다. 이처럼 현실적 중요성이 인식되면서 많은 카메라 보정관련 연구결과가 발표되었으며, 몇몇 문헌들^[2-4]에서는 기존의 연구결과에 대한 자세한 비교가 이루어졌다.

기존의 카메라 보정 기법들은 크게 선형 기법과 비선형 기법으로 나눌 수 있다. 선형 기법^[5]은 간단하고 빠르며 잡음에 강한 장점이 있어 일찍부터 사용되어 왔다. 그러나 주로 렌즈의 왜곡에 기인하는 카메라의 비선형성을 무시하므로 높은 정확도를 기대하기 어렵다. 따라서 근래의 연구들은 주로 비선형성을 모형화하고 이를 보상하여 정확도를 높이기 위한 기법의 고안에 집중되는 경향이 있다^[4,6]. 비선형 기법의 문제는 정교한 모델이 불가피하게 복잡성과 계산량의 증대를 초래하며, 일반적으로 잡음에 약하다는 것이다. 또 가정된 모델과 실제상황이 맞지 않은 경우에는 간단한 선형기법보다 오히려 결과가 나빠질 수 있다는 사실이

(주)대원G.S.I. 기술연구소(Research and Development Institute, Daewon GSI Co.)

*대구대학교 전자정보공학부(School of Electronic Engineering, Daegu University)

†Corresponding author: ytdo@daegu.ac.kr

(Received : February 4, 2005, Accepted : March 3, 2005)

보고된 바도 있다⁷⁾.

본 논문에서는 카메라 보정의 정확도 개선을 위해 GMDH(Group Method of Data Handling) 알고리즘⁸⁾을 적용하여 비선형성을 학습하는 기법을 제안한다. 제안된 기법은 두 가지 점에서 현실적 이점을 기대할 수 있다. 먼저 물리적 모델을 사용하지 않고 단지 데이터를 이용하여 대응관계를 학습할 뿐이므로 카메라 및 렌즈의 종류에 상관없이 적용할 수 있다는 점이다. 둘째는 복잡한 광학적 모델과 수학적 해법이 필요하지 않고, 해에 이르는 절차가 단순할 수 있다는 점이다. 우리는 기존의 기법들 중 중요한 몇가지를 간략히 설명한 후, 제안된 학습에 의한 기법이 가지는 특징을 다양한 실험을 통하여 확인한다.

2. 물리적 모델에 기초한 기존의 카메라 보정기법

2.1. 바늘구멍 카메라 모델

바늘구멍(pin-hole) 모델은 단순하여 널리 사용되는 카메라 모델이다. 3차원 공간상의 점은 바늘구멍으로 대표되는 렌즈를 중심으로 그림 1과 같이 2차원 영상에 대응된다. 즉, 실제 세계 좌표계의 점 $P(x, y, z)$ 에 대응하는 카메라에 부착된 좌표계의 점 $P_c(x_c, y_c, z_c)$ 는 아래 식(1)에 의해 영상 좌표(u, v)에 투영(projection)된다.

$$u = -f \frac{x_c}{z_c}, \quad v = -f \frac{y_c}{z_c} \tag{1}$$

여기서 f 는 초점거리(focal length)이고, 음의 기호는 영상의 반전을 의미한다. 또한 (u, v)는 영상면의 광학적 중심좌표 (u_0, v_0)에 원점을 둔 좌표계에서 정의되며, 이는 식 (2)에 의해 사용자가 지정한 좌표계에서의 점(i, j)로 변환할 수 있다.

$$i = u_0 + u, \quad j = v_0 + v \tag{2}$$

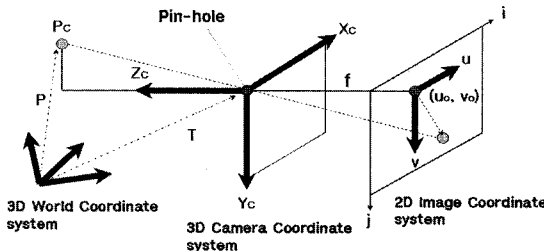


그림 1. 바늘구멍 카메라 모델에 의한 3차원 점의 투영변환
Fig. 1. Projection of a 3D point by the pin-hole camera model.

또, 실제로는 동일하지만 다른 좌표계에서 표현된 두 3차원 점 P 와 P_c 는 동차변환(homogeneous transformation) M 에 의해 식 (3)과 같이 관계된다.

$$(x_c \ y_c \ z_c \ 1)^T = M (x \ y \ z \ 1)^T \tag{3}$$

여기서 동차변환은

$$M = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

로 표현되고, 변환의 요소 $\{r_{ab} \mid a=1, 2, 3, b=1, 2, 3\}$ 와 $\{t_x, t_y, t_z\}$ 는 각각 실제 세계 좌표계에서 카메라의 방향과 위치를 나타내는 요소이다. 이제 위의 식들로부터

$$u - i_0 = f \frac{r_{11}x + r_{12}y + r_{13}z + t_x}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33}z + t_z} \tag{4.a}$$

$$v - j_0 = f \frac{r_{21}x + r_{22}y + r_{23}z + t_y}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33}z + t_z} \tag{4.b}$$

를 얻을 수 있다. 식 (4)는 아래 식과 같이 간략화될 수 있고,

$$i = \frac{m_{11}x + m_{12}y + m_{13}z + m_{14}}{m_{31}x + m_{32}y + m_{33}z + m_{34}} \tag{5.a}$$

$$j = \frac{m_{21}x + m_{22}y + m_{23}z + m_{24}}{m_{31}x + m_{32}y + m_{33}z + m_{34}} \tag{5.b}$$

여기서 미지의 카메라 계수 $\{m_{ab} \mid a=1, 2, 3, b=1, 2, 3, 4\}$ 는 최소 6개 이상의 제어점과 영상점을 사용하여 구할 수 있다.

2.2. 비선형 모델

바늘구멍 모델에 의한 선형의 카메라 보정기법은 간단하고 빠른 장점이 있지만, 카메라의 영상투영과정에 존재하는 비선형성이 완전히 무시되어 정확성이 높을 수 없다는 문제가 있다. Tsai⁴⁾는 비선형성의 주요 원인을 렌즈의 방사형 왜곡(radial distortion)으로 보고, 이를 수용할 수 있는 모델을 그림 2와 같이 제시하였다. 즉, 이 그림에서 $P_f(u_f, v_f)$ 가 이상적인, 즉 왜곡이 일어나지 않은 영상점이고, $P_D(u_D, v_D)$ 는 왜곡이 일어난 실제 영상점이다. 이들 두 영상점 사이의 관계는 다음 식 (6)과 같고, 비선형 왜곡량은 식 (7)과 같이 근사화될 수 있다.

$$u_f = u_D + D_u, \quad v_f = v_D + D_v \tag{6}$$

$$D_u = u_D(k_1 r_D^2 + k_2 r_D^4 + \dots) \approx u_D k_1 r_D^2 \tag{7.a}$$

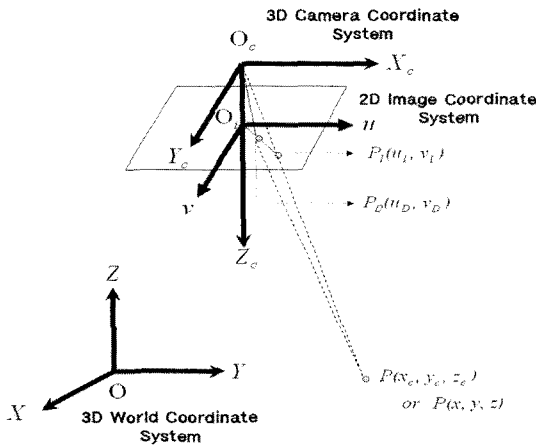


그림 2. 방사형 왜곡 모델
Fig. 2. Radial distortion model.

$$D_v = v_D(k_1 r_D^2 + k_2 r_D^4 + \dots) = v_D k_1 r_D^2 \quad (7.b)$$

단, $r_D = \sqrt{u_D^2 + v_D^2}$ 는 광학적 중심 O_c 에서 $P_D(u_D, v_D)$ 까지의 유클리드 거리, $k_a, a = 1, 2, \dots$ 는 방사형 왜곡 계수를 나타낸다. 식 (7)에서 고차항은 그 영향이 미미하므로 무시되었다.

Weng^[6]은 방사형 왜곡 외에 얇은 프리즘(thin prism) 왜곡, 비중점화(decentering) 왜곡같은 비방사형 왜곡(nonradial distortion)까지도 고려한 다음과 같은 정교한 모델을 제시하였다.

$$\delta_u(u, v) = s_1(u^2 + v^2) + 3p_1 u^2 + p_1 v^2 + 2p_2 uv + k_1 u(u^2 + v^2) \quad (8.a)$$

$$\delta_v(u, v) = s_2(u^2 + v^2) + 2p_1 uv + p_2 u^2 + 3p_2 v^2 + k_1 v(u^2 + v^2) \quad (8.b)$$

여기서 새로운 계수를 $g_1 = s_1 + p_1, g_2 = s_2 + p_2, g_3 = 2p_1$ 및 $g_4 = 2p_2$ 와 같이 정의하면,

$$\delta_u(u, v) = (g_1 + g_3)u^2 + g_4 uv + g_1 v^2 + k_1 u(u^2 + v^2) \quad (9.a)$$

$$\delta_v(u, v) = (g_2 + g_4)v^2 + g_3 uv + g_2 u^2 + k_1 v(u^2 + v^2) \quad (9.b)$$

와 같이 정리할 수 있다. 이제 실제계 공간내의 3차원 점과 왜곡된 2차원 영상점 좌표들 사이의 관계는

$$\frac{r_{11}x + r_{12}y + r_{13}z + t_x}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33}z + t_z} = u' + (g_1 + g_3)u'^2 + g_4 u'v' + g_1 v'^2 + k_1 u'(u'^2 + v'^2) \quad (10.a)$$

$$\frac{r_{21}x + r_{22}y + r_{23}z + t_y}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33}z + t_z} = v' + (g_2 + g_4)v'^2 + g_3 u'v' + g_2 u'^2 + k_1 v'(u'^2 + v'^2) \quad (10.b)$$

와 같이 나타난다. 단, u' 및 v' 는 초점거리 f 를 포함하고 실제 잡음이 가산된 영상 좌표이고, $\{r_{ab} | a = 1, 2, 3, b = 1, 2, 3\}$ 와 $\{t_x, t_y, t_z\}$ 는 동차변환의 요소이다.

3. 비선형성의 GMDH 알고리즘에 의한 학습

GMDH 알고리즘^[8]은 Ivakhnenko에 의해 처음으로 제안된 자기 조직화 모형화 기법이다. 데이터로부터 최선의 모델을 다항식 근사화의 반복적 수행으로 도출하게 되며, 마찰과 같은 비선형 문제에 성공적으로 적용된 바 있다^[9]. GMDH 알고리즘은 일단 입력변수를 분할한 후, 이들의 부분표현식을 정의하고, 이를 바탕으로 시스템의 모델을 추정한다. 이와 같이 미지의 입력력 관계나 모델의 함수형을 2변수 2차 부분표현식의 계층적 조합으로 모형화하는 것이다.

우리는 GMDH 알고리즘을 이용하여 카메라 모델의 비선형성을 학습할 수 있는 방법을 제안한다. 크게 두 가지의 접근법을 고려하였는데, 그 첫째는 기존 선형기법을 채용하면서 비선형성만을 GMDH 알고리즘에 의해 학습하는 것이고, 두 번째는 전체 비선형 대응관계를 GMDH 알고리즘으로 학습하는 것이다. 구체적으로는 그림 3과 같이 4가지 구조가 고안되었고, 이 중 (a), (b) 및 (c)가 첫 번째 접근법이며, 나머지 (d)가 두 번째 접근법이다.

그림 3(a)는 영상면의 광학적 중심을 모르는 경우로, 선형모델의 출력을 GMDH의 학습을 통해 실제 왜곡된 영상점인 i_D 와 j_D 로 얻는 구조이다. i_L, j_L , 및 r_L 를 각각 x_1, x_2 및 x_3 로, i_D 혹은 j_D 를 원하는 출력으로 두면, 알고리즘은 다음과 같이 요약 될 수 있다.

[단계 1] 원하는 출력에 대해 N 개의 입력 데이터 $(x_{1m}, x_{2m}, x_{3m}), m = 1, 2, 3, \dots, N$ 을 각각 학습용(N_c 개), 평가용 데이터(N_e 개)로 분할한다.

[단계 2] 3개의 입력 변수들 가운데에서 임의의 두 개의 변수를 x_g 와 x_h 로 선택하고, 가능한 세 가지 쌍에 대하여 식 (11)과 같은 부분표현식을 구성한다.

[단계 3] 최소자승법에 의해, 학습용 데이터를 이용하여 식 (11)의 계수 $a_0, a_1, a_2, \dots, a_5$ 를 추정한다.

[단계 4] 계수 $a_0, a_1, a_2, \dots, a_5$ 를 추정한 식에 평가용 데이터를 대입하여 세 가지 입력 쌍에 대한 각각의 오차 평균 E_1, E_2 및 E_3 를 계산한다.

[단계 5] 단계 4에서 얻어진 E 중 가장 작은 값이 전

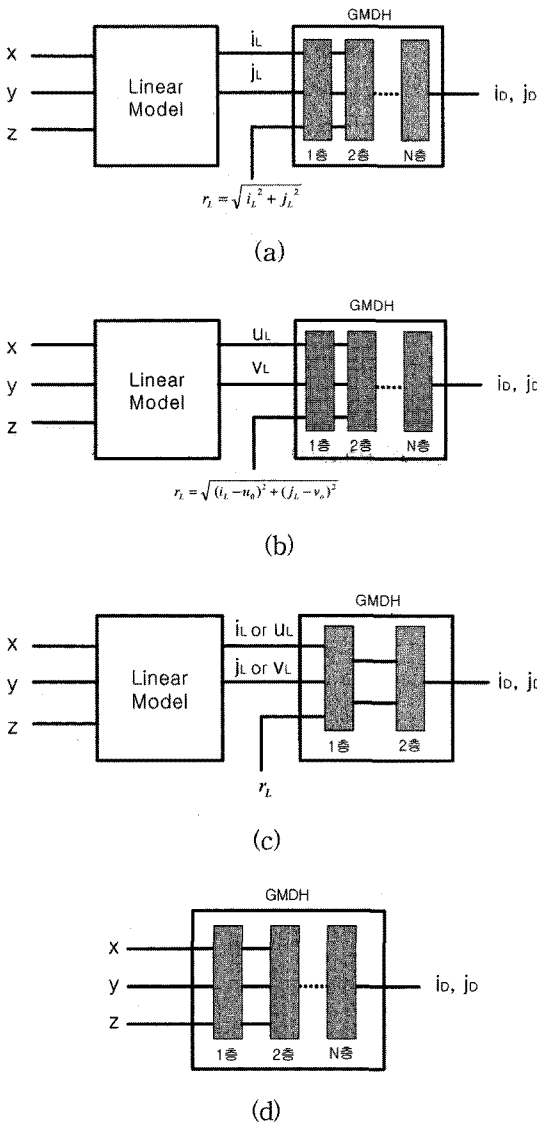


그림 3. 카메라 보정을 위한 GMDH 구조: (a) 영상 중심이 미지인 경우의 GMDH 학습, (b) 영상중심이 기지인 경우의 GMDH 학습, (c) 2층 구조의 GMDH, (d) GMDH에 의한 3차원 좌표로부터 영상좌표로의 대응 학습

Fig. 3. GMDH structures for camera calibration: (a) GMDH learning when image center is unknown, (b) GMDH learning when image center is known, (c) GMDH in two-stage, (d) GMDH for mapping from 3D coordinates to image coordinates.

단계 오차의 최소치보다 크면 알고리즘을 종료한다.

[단계 6] 단계 5를 만족하지 않는 경우, 현재 3개의 출력 z_1, z_2 및 z_3 로 새로운 입력 데이터를 구성하고, 단

표 1. 모의실험의 결과 (단위: 픽셀)
Table 1. Simulation results (unit: pixel)

Techniques	Reference	Training error	Testing error
Linear Technique	Eq. (5)	1.45	1.47
GMDH when image center is unknown	Fig. 3(a)	1.45	1.46
GMDH when image center is known	Fig. 3(b)	1.24	1.40
GMDH in two-stage	Fig. 3(c)	1.66	1.51
GMDH for 3D to image mapping	Fig. 3(d)	2.17	7.23

계 2로 되돌아감으로서 새로운 층을 형성한 후 계속 진행한다.

$$z_k = a_0 + a_1x_g + a_2x_h + a_3x_g^2 + a_4x_h^2 + a_5x_gx_h \quad (11)$$

단, $k = 1, 2, 3$ 이다.

그림 3(b)는 그림 3(a)의 구조와 달리 광학적 중심을 알고 있는 경우로, 그 학습법은 상기와 같다. 그림 3(c)는 GMDH 학습 1층의 결과 중 오차가 가장 큰 회귀식을 도태시켜 나머지 2개의 층만으로 다음 층의 GMDH를 구성하는 구조이고, 그림 3(d)구조는 선형모델없이 3차원 점 $P(x, y, z)$ 로부터 GMDH만으로 영상값을 얻고자 하는 경우이다.

4. 결 과

4.1. 모의실험의 결과

제안된 기법이 어떤 성능을 보이는지 확인하기 위해 다음과 같은 가정하에 모의실험을 통하여 살펴보고, 그 결과는 표 1과 같았다.

영상 크기: 512×512 [pixels]

픽셀 크기: 0.016×0.016 [mm]

초점거리: $f = 10$ [mm]

카메라 방향(Euler angles): 30, 60, 45 [degree]

카메라 위치: 500, 800, 1000 [mm]

잡음: $N[0, 1]$

방사형 왜곡 계수: $k_1 = 0.001584$

비방사형 왜곡 계수: $g_1, g_2, g_3, g_4 = -0.0002, 0, 0.0002, 0.0002$

총 400개의 데이터가 Weng의 모델^[6]을 기반으로 생

성되었고, 그중 200개는 학습에, 그리고 나머지 200개는 시험에 각각 사용되었다. 표 1에서 알 수 있듯이 제안한 구조 중 렌즈의 광학적인 중심을 알고 있는 경우를 가정한 그림 3(b)의 구조는 가장 좋은 정확도를 보였고, 선형 모델을 생략한 그림 3(d)의 구조는 가장 나쁜 결과를 보였다.

이제 가장 좋은 성능을 보였던 그림 3(b)의 GMDH 구조를 기존의 Tsai의 기법^[4]과 다양한 환경에서 비교하여 보았다. Tsai의 기법을 비교 실험에 사용한 이유는 기존의 카메라 보정 기법들 중 Tsai의 기법이 가장 널리 사용되고 있어 많은 관련 연구 결과들이 Tsai의 기법과 성능을 비교하고 있으며^[1,3,7,10], Tsai의 기법을 실현한 컴퓨터 프로그램이 웹을 통해서 관련 연구자들 사이에 공유되고 있기 때문이다^[11,12]. 데이터에 포함된 불규칙 잡음, 방사형 왜곡, 비방사형 왜곡, 그리고 영상면의 광학적 중심의 오차를 달리하면서 그 성능을 비교 평가한 결과는 그림 4에 나타낸 바와 같다. 그림에서 알 수 있듯이 제안된 기법은 Tsai의 기법에

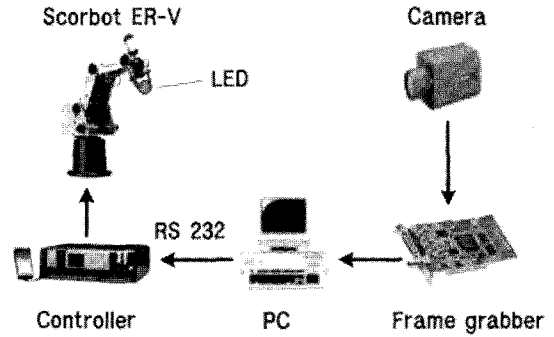


그림 5. 로봇을 이용한 자동화된 데이터 획득 장치
Fig. 5. Automated data acquisition system using a robot.

비해 다양한 상황에서 대체로 비슷하거나 좋은 결과를 보였다.

4.2. 실제실험의 결과

실제 카메라 장치를 이용하여 데이터를 취득한 후

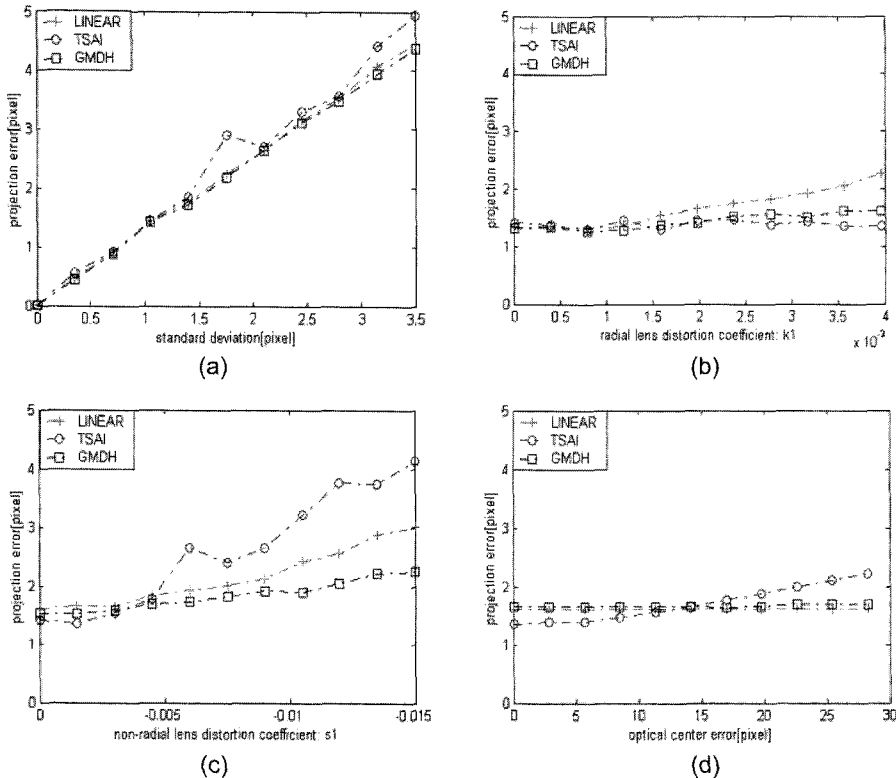


그림 4. 제안된 GMDH 구조와 기존의 기법들과의 오차 비교: (a) 불규칙 잡음, (b) 방사형 왜곡, (c) 비방사형 왜곡, (d) 광학적 영상중심의 오차
Fig. 4. Errors of the proposed GMDH structure and existing methods: (a) Random noise, (b) Radial distortion, (c) Nonradial distortion, (d) Optical image center error.

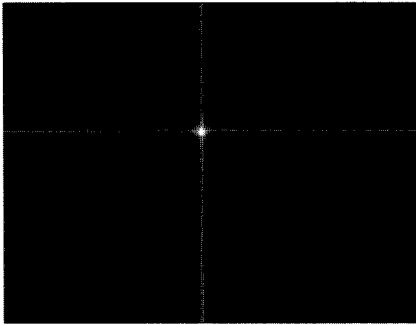


그림 6. LED를 이용하여 취득된 제어점 영상의 예
Fig. 6. Example of the acquired image of a control point using LED.

제안된 기법을 적용하여 보았다. 데이터 취득을 위해 그림 5와 같이 로봇 장치를 사용하였다. 즉, 암실화된 공간에서 로봇의 끝에 LED(light emitting diode)를 부착하고 로봇으로 그 위치를 제어하면서 그림 6에서와 같이 취득된 영상에서 중심값을 찾았다. 설계된 장치는 세가지 점에서 장점이 있다. 첫째, 자동화되어 있어 다량의 데이터를 쉽게 취득할 수 있으며 이는 가장 큰 장점이 된다. 둘째, 사용자의 실수에 기인하는 전오차(gross error)의 가능성이 없고, 데이터의 신뢰도가 높다. 셋째, 부화소(subpixel) 단위의 영상좌표를 얻을 수 있다. 실험에는 Eshed Robotec사의 Scorbot ER-V 로봇과 16 mm 렌즈를 장착한 320×240 해상도의 RS-170 흑백 카메라, 그리고 MATROX사의 METEOR I 프레임 그레버를 사용하였다.

데이터의 취득과정은 3차원 공간내 총 400개의 지점을 설정하고 각 지점당 로봇을 10번씩 이동시켜 총 4000개의 데이터를 취득한 후, 각 지점마다 얻어진 10개씩의 데이터를 평균함으로써 최종적으로 400개의 데이터를 얻었다. 한 지점에 대해 10번씩 데이터를 취득한 것은 로봇의 반복정밀도에 의한 오차를 최소화하기 위한 것으로, 데이터 영상의 오차 평균과 표준편차는 각각 0.35 [pixel]과 0.2 [pixel]였다. 표 2에서는 Tsai 기법과 모의실험에서 최고의 결과를 보인 그림 3(b) 구조의 GMDH 기법을 적용한 결과를 보여준다. 이 때

표 2. 실제 실험 결과 (단위: 픽셀)
Table 2. Real experimental results (unit: pixel)

Techniques	Training error	Testing error
Linear Technique	0.47	0.67
Tsai Technique	0.72	1.90
GMDH of Fig. 3(b)	0.38	0.59

사용된 카메라영상면의 광학적 중심은 미지이므로 전체 영상해상도의 중심, 즉 (160, 120)을 광학적 중심으로 가정하였다.

5. 결 론

본 논문에서는 3차원 시각센서로 사용된 카메라를 정확하게 보정하기 위해 3차원 공간점과 영상점간의 대응관계에 존재하는 비선형성을 GMDH 알고리즘을 이용하여 학습하는 기법을 제안하였다. 제안된 방식은 카메라 및 렌즈의 광학적, 기하학적 특성을 물리적으로 모형화하지 않고, 단지 사용된 카메라로 취득한 데이터만을 이용하여 대응관계의 비선형성을 학습하였다. 따라서 기존의 물리적 모델기반 기법에서 가정된 모델과 실제 카메라 장치 사이에 차이가 있을 때 발생할 수 있는 문제의 소지가 존재하지 않는다.

모의실험과 실제실험을 통하여 제안된 기법의 성능을 평가한 결과, 기대한 바와 같이 다양한 조건하에서 GMDH 알고리즘에 의한 학습기법은 전반적으로 좋은 결과를 보였다. 특히 기법의 적용이 간단하고, 학습은 2차 다항식의 계수결정이라는 단순한 작업을 몇차례 반복 수행하는 것으로 종결되므로 빠르다. 이는 긴 학습 시간을 필요로 하는 인공신경회로망에 의한 학습^[13,14]과는 차별되는 점이다. 제안된 기법은 카메라 장치의 자세한 특성을 모르는 실제 상황에서 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

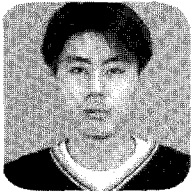
감사의 글

이 논문은 2002학년도 대구대학교 학술연구비지원에 의한 논문임.

참고 문헌

- [1] O. D. Faugueras and G. Toscani, "The calibration problem for stereoscopic vision", *Sensor Devices and Systems for Robotics*, Ed. A. Casals, NATO ASI Series, vol. F.52, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1989.
- [2] M. Ito, "Robot vision modelling - camera modelling and camera calibration", *Advanced Robotics*, vol. 5, no. 3, pp. 321-337, 1991.
- [3] J. Salvi et al., "A comparative review of camera calibration methods with accuracy evaluation", *Pattern Recognition*, vol. 35, pp. 1617-1635, 2002.
- [4] R. Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique

- for high accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses”, *IEEE J. Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 4, pp. 323-344, 1987.
- [5] 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.
- [6] J. Weng, *et al.*, “Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation”, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 10, pp. 965-980, 1992.
- [7] S.-W. Shih, *et al.*, “When should we consider lens distortion in camera calibration”, *Pattern Recognition*, vol. 28, no. 3, pp. 447-461, 1995.
- [8] A. G. Ivakhnenko, “Heuristic self-organization in problems of engineering cybernetics”, *Automatica*, vol. 6, no. 2, pp. 207-219, 1970.
- [9] M. Iwasaki, *et al.*, “GMDH-based modeling and feedforward compensation for nonlinear friction in table drive systems”, *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 50, no. 6, pp. 1172-1178, 2003.
- [10] S.-W. Park and K.-S. Hong, “Practical ways to calculate camera lens distortion for real-time camera calibration”, *Pattern Recognition*, vol. 34, no. 6, pp. 1199-1206, 2001.
- [11] <http://www-2.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/user/rgw/www/TsaiCode.html>
- [12] http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/htmls/links.html
- [13] 도용태, “카메라 모델과 데이터의 정확도가 불확실한 상황에서 카메라 보정”, *센서학회지*, vol. 13, no. 1, pp. 27-34, 2004.
- [14] 도용태, “A design of multilayer perceptron for camera calibration”, *센서학회지*, vol. 11, no. 4, pp. 49-56, 2002.



김 명 환

- 2003. 2 대구대학교 제어계측공학과 졸업 (공학사)
- 2005. 2 대구대학교 정보통신공학과 졸업 (공학석사)
- 2005. 2 ~ 현재 (주)대원GSI 기술연구소 연구원
- 주관심분야 : 로봇시각, 센서시스템, 인공지능



도 용 태

- 1986 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사)
- 1988 서강대학교 전자공학과 졸업 (공학석사)
- 1992 영국 University of Hull 전자공학과 졸업 (Ph.D)
- 1989 ~ 1992 영국 University of Hull, Robotics Research Unit 연구원
- 1999 미국 Carnegie Mellon University, Robotics Institute 객원부교수
- 2000 미국 University of Wisconsin at Madison, 전기 및 컴퓨터공학과 명예연구원
- 2004 영국 Imperial College (University of London), VIP Lab 객원교수
- 1992 ~ 현재 대구대학교 전자정보공학부 교수, 한국센서학회 평생회원
- 주관심분야 : 로봇센서, 인공지능