

퍼지 모델을 이용한 카메라 보정에 관한 연구

Camera Calibration Using the Fuzzy Model

박민기

Min Kee Park

서울산업대학교 전자공학과

요 약

본 논문에서는 기존에 사용한 물리적 카메라 모델 대신 퍼지 모델을 사용한 새로운 카메라 보정 방식을 제안한다. 카메라 보정은 카메라의 영상 좌표계와 실제 환경이 가지는 좌표계와의 관계를 규정하는 것으로, 퍼지 모델을 이용하는 방법은 기존의 방법에서 이용했던 물리적 변수들을 설정할 수는 없지만 카메라 보정의 목적인 카메라 좌표계와 실제 환경 좌표계와의 관계를 별다른 제약없이 규정할 수 있으므로 매우 간단하고 효율적인 카메라 보정 방법이다. 실제 실험을 통해 얻은 실 공간상의 하나의 보정면 좌표에 대해 퍼지 모델링 방법을 이용하여 3차원 실 공간 좌표 및 2차원 영상좌표 예측을 통해 제안한 방법의 유효성을 보인다.

Abstract

In this paper, we propose a new camera calibration method which is based on a fuzzy model instead of a physical camera model of the conventional method. The camera calibration is to determine the correlation between camera image coordinate and real world coordinate. The camera calibration method using a fuzzy model can not estimate camera physical parameters which can be obtained in the conventional methods. However, the proposed method is very simple and efficient because it can determine the correlation between camera image coordinate and real world coordinate without any restriction, which is the objective of camera calibration. With calibration points acquired out of experiments, 3-D real world coordinate and 2-D image coordinate are estimated using the fuzzy modeling method and the results of the experiments demonstrate the validity of the proposed method.

Key Words : Camera calibration, Fuzzy Model, HPC-Means, Gradient descent algorithm

1. 서 론

카메라 보정은 카메라 좌표계와 실제 환경이 가지는 좌표계와의 관계를 규정함으로써 카메라 좌표계로 나타내진 작업 대상체의 위치를 실제 환경 좌표계로 변환시킬 수 있는 변환 환경을 마련하는 것이다. 일반적으로 카메라 보정은 카메라의 회전각과 위치와 같은 외부 변수들과 초점 거리, 왜곡 변수 등과 같은 고유 변수들로 카메라 모델을 설정하여 카메라 좌표계와 실제 환경을 연관시켜주는 변수들을 추정하는 방식으로 연구되어 왔다. 이러한 변수들은 정확한 측정이 어려우므로 몇 개의 주어진 기준점들로부터 변수들을 추정하여 카메라 보정을 수행한다. 이와 같이 카메라의 물리적 변수들을 구하는 기존의 카메라 보정을 외재적(explicit) 보정이라 하며, 이러한 물리적 변수들을 구하지 않고 3차원 실 공간을 측정하거나, 미리 알고 있는 실 공간상의 좌표로부터 영상 좌표를 예측하여 중개 변수를 보정하는 방법을 내재적(implicit) 보정이라 한다. 이러한 카메라 보정에 관한 연구들 중 왜곡이 무시된 카메라 모델에서는 렌즈가 이상적이라는

가정하에 카메라 모델이 설정된다. 그러나 실제 카메라 모델의 경우, 사용한 카메라의 렌즈의 특성에 따른 방사 왜곡과 미지의 측정 오차가 존재하게 되므로 실제 환경 좌표계에서의 값과 카메라 좌표계의 값과의 변환은 비선형 함수를 이루게 된다. 실제 정사각형 격자 무늬 영상을 CCD 카메라로 취득하여 나타난 렌즈의 barallel형 축 방향 왜곡을 그림 1에 보이고 있다. 따라서 왜곡을 무시한 카메라 보정 방법으로는 여러 가지 왜곡 현상을 카메라의 모델로부터 이론적이고 수학적으로 정확히 보상하기는 어렵다.

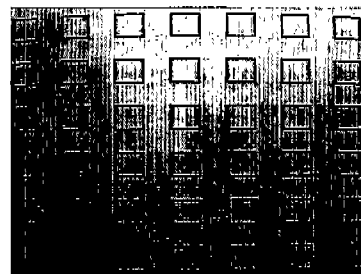


그림 1. 렌즈의 왜곡

Fig. 1. Distortion of the lens

접수일자 : 2001년 7월 18일

완료일자 : 2001년 9월 13일

본 논문은 서울산업대학교 학술 연구비에 의해 지원되었음.

왜곡을 고려한 카메라 보정 방법들[1] 중, 비선형 추적에 의한 카메라 보정 방법은 비선형 모델을 사용하며, 모든 변

수에 대해 비선형 추적에 의해 최적화하여 변수를 추정한다 [2]. 따라서 이 방법은 정확도는 높은 편이지만, 모든 변수에 대해 비선형 최적화를 하므로 계산량이 많고, 비선형 추적을 시작할 근사치를 초기치로 주어야 하는 단점이 있다. 렌즈의 왜곡을 고려한 카메라 보정방법으로서 Grosky는 다항식 근사화에 의해 왜곡 모델을 보다 일반화된 형태로 사용하였다 [3]. 그러나 이 모델은 과도한 변수의 정의로 인해 카메라 보정에서 실제로 사용하기는 어렵다. 현재까지도 널리 쓰이는 방법중의 하나인 Tsai의 2단계 방법은 렌즈의 왜곡을 고려하였으며, 비선형 방정식에 의해 구하는 변수를 최소화함으로써 계산량을 줄이면서도 정확한 보정 결과를 제시한다[4]. 그러나 이러한 방법들의 가장 큰 문제점은 렌즈의 왜곡에 대해 완전한 모델을 가정할 수 없으며, 영상의 중첩 및 불확정 인자와 같은 변수들을 구하는 데 어려움이 있다는 것이다.

한편, Martins의 2평면 방식(two-plane method)은 내재적 보정의 시초로서 3차원 좌표의 재구성을 시도하였다[5]. 이 방법은 렌즈의 왜곡을 고려하였지만 보정되는 변수들이 영상 전체에서 광범위하게 변화되지 않았다. Mohr와 Morin의 투영 변환(perspective transformation) 행렬 방식은 3차원 재구성과 영상 좌표 계산에 모두 사용될 수 있지만 렌즈의 왜곡을 고려하지 않았다[6].

본 연구에서는 이러한 기존 방법들의 문제점을 해결하기 위하여, 카메라 렌즈의 왜곡을 고려하며, 기존의 방식에서 설정한 물리적인 카메라 모델 대신에 카메라의 입출력 데이터로부터 퍼지모델을 적용하는 새로운 방식을 제안한다. 또한 실제 실험과 퍼지 모델의 내재적 모델링을 이용하여 3차원 좌표 및 2차원 영상좌표를 예측함으로써 제안한 방법이 실제 카메라 보정에 이용될 수 있음을 보인다.

2. 카메라 보정을 위한 퍼지 모델링

2.1 퍼지 모델의 설정 [7][8][9][10]

본 논문에서는 카메라 보정을 위한 모델로 Takagi와 Sugeno에 의해 제안된 TS(Takagi-Sugeno) 퍼지 모델을 사용한다[11]. TS 퍼지 모델은 비선형 시스템의 특성을 복수 개의 선형 시스템의 조합으로 근사화하려는 것으로 다음 식과 같이 if-then형식으로 기술한 것이다.

$$R^i : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_m^i \text{ then } y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m \quad (1)$$

여기서 $R^i (i=1, 2, \dots, n)$ 는 i 번째의 퍼지 규칙, $x_j (j=1, 2, \dots, m)$ 는 입력, y^i 는 i 번째 추론의 출력이다. a_j^i 는 후건부 파라미터이며, $A_1^i, A_2^i, \dots, A_m^i$ 는 퍼지 변수로 멤버십(membership) 함수이다. 퍼지 모델의 전체 출력은 다음 식으로 주어진다.

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega^i y^i}{\sum_{i=1}^n \omega^i}, \quad \omega^i = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_j) \quad (2)$$

퍼지 모델의 설정은 입출력 데이터로부터 식 (2)의 여러 파라미터를 설정하는 것으로 대략 설정과 미세 조정으로 나누어진다. 대략 설정에서는 기존의 C-MEANS 알고리즘을 수정한 HPC-MEANS (HyperPlane based C-MEANS) 알고리즘[9]을 사용하여 각 퍼지 규칙들이 담당하게 되는 데이

터를 결정하고 이들을 묘사하는 후건부 선형식을 구한다. 입력이 m 차원이고 출력이 하나인 경우, i 번째 클러스터에서 우리가 원하는 클러스터 중심의 형태는 다음 식으로 표현되는 하이퍼 평면의 형태이다.

$$y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + a_2^i x_2 + \dots + a_m^i x_m \quad (3)$$

식 (3)은 다음과 같이 벡터의 곱으로 표현될 수 있다.

$$y^i = \mathbf{X}^T \cdot \mathbf{P}^i \quad (4)$$

여기서 $\mathbf{X} = [1 \ x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T$ 이고,

$$\mathbf{P}^i = [a_0^i \ a_1^i \ a_2^i \ \dots \ a_m^i]^T \text{ 이다.}$$

i 번째 클러스터에 n 개의 샘플 데이터 벡터 (\mathbf{X}, y) , $1 \leq l < n$ 가 있다면, 이 클러스터의 최적 평면은 다음의 반복형(recursive) 식에 의해 구해진다.

$$\mathbf{P}_{j+1}^i = \mathbf{P}_j^i + \mathbf{K}_j [y_{j+1} - \mathbf{X}_{j+1}^T \mathbf{P}_j^i] \quad (5)$$

$$\mathbf{K}_j = \mathbf{S}_{j+1} \mathbf{X}_{j+1} = \frac{\mathbf{S}_j \mathbf{X}_{j+1}}{1 + \mathbf{X}_{j+1}^T \mathbf{S}_j \mathbf{X}_{j+1}} \quad (6)$$

$$\mathbf{S}_{j+1} = [1 - \mathbf{K}_j \mathbf{X}_{j+1}^T] \mathbf{S}_j \quad (7)$$

여기서, $j=1, \dots, n$ 이고, 이 알고리즘의 초기치는 다음과 같이 설정한다.

$$\mathbf{P}_0^i = 0, \quad \mathbf{S}_0 = \alpha \mathbf{I} \quad (8)$$

식 (8)에서 α 는 충분히 큰 수이며 \mathbf{I} 는 항등행렬이다.

위에서 설명한 개념을 이용하여 HPC-MEANS 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

<HPC-MEANS 알고리즘>

i 번째 클러스터에 n 개의 샘플 데이터 벡터 (\mathbf{X}_l, y_l) , $1 \leq l \leq n$ 가 주어지고 원하는 클러스터의 수를 C 라 하면 HPC-MEANS 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1 : 초기 클러스터의 중심의 역할을 하는 다음과 같은 C 개의 평면을 가정한다.

$$y^l = \mathbf{X}^T \cdot \mathbf{P}^l \quad (1) \\ \dots \\ y^c = \mathbf{X}^T \cdot \mathbf{P}^c \quad (1) \quad (9)$$

괄호 안의 1은 첫 번째 단계를 의미한다.

단계 2 : k 번째 반복에서, 각 샘플 데이터 (\mathbf{X}_l, y_l) , $1 \leq l \leq n$ 에 대하여 입출력 공간에서 가장 가까운 $y^j = \mathbf{X}^T \cdot \mathbf{P}^j(l)$ 의 클러스터에 주어진 샘플 데이터를 배정한다. 즉, 모든 $i=1, 2, \dots, c$ 에 대하여 $|y_l - \mathbf{X}_l^T \mathbf{P}^i(k)| \leq |y_l - \mathbf{X}_l^T \mathbf{P}^j(k)|$ 이면 $(\mathbf{X}_l, y_l) \in S_j(k)$ 이다. 여기서 $S_j(k)$ 는 하이퍼평면이다.

단계 3 : 다음과 같이 k 번째 반복에서의 클러스터링 오차 D_k 를 계산한다.

$$D_k = \sum_{j=1}^c \frac{1}{N_j} \sum_{(\mathbf{X}_l, y_l) \in S_j(k)} |y_l - \mathbf{X}_l^T \cdot \mathbf{P}^j(k)| \quad (10)$$

여기서 N_j 는 $(\mathbf{X}_l, y_l) \in S_j(k)$ 인 샘플 데이터의 수이다.

이제, $\frac{D_k - D_{k-1}}{D_k} \leq \delta$ 이면 프로그램을 중단하고 아닌 경

우 다음의 단계 4로 넘어간다.

단계 4 : 단계 2에서 얻어진 $S_1(k), S_2(k), \dots, S_c(k)$ 에 대하여 새로운 클러스터의 중심 평면 $y' = X^T \cdot P'(k+1)$ ($j=1, 2, \dots, c$)을 다시 계산한다. 이것은 식 (5), (6), (7)의 반복형 알고리즘을 이용한다.

단계 5 : 단계 2로 돌아가고 $k = k+1$ 로 한다. 퍼지 모델의 전건부 함수는 식 (11)의 종형 함수를 사용한다.

$$\mu(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x-m}{\sigma}\right)^2\right\} \quad (11)$$

여기서 m 은 클러스터의 중심이며 $\sigma/\sqrt{2}$ 는 클러스터의 표준편차이다.

위의 HPC-MEANS 알고리즘에 의해 구해진 파라미터들은 대략적인 설정으로 오차가 존재한다. 따라서 좀더 정확히 퍼지 모델의 파라미터를 미세 조정하기 위해 그레디언트 하강법(gradient descent algorithm)을 이용한다. 다음의 정리 1과 정리 2는 그레디언트 하강법에 의해 유도된 퍼지모델 파라미터의 미세 조정 알고리즘이다[10]. 정리 1은 퍼지모델 전건부 미세 조정 알고리즘이며 정리 2는 후건부 미세 조정 알고리즘이다.

정리 1

퍼지 모델이 다음의 식(12)로 표현되고 추론식이 식(13)으로 표현되는 경우를 생각한다.

$$L' : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^i(p_{11}^i, p_{12}^i) \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_m^i(p_{m1}^i, p_{m2}^i), \text{ then } y' = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m \quad (12)$$

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^m w^i y^i}{\sum_{i=1}^m w^i}, \quad w^i = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_j) \quad (13)$$

본 연구에서 사용하는 언어 변수 A_j^i 는 편의상 2개의 파라미터만을 갖는 종형 멤버쉽으로 하고 p_{jk}^i 는 i 번째 퍼지 규칙의 j 번째 전건부 언어변수를 구성하는 k 번째 변수로 한다. ($k=1$ 은 종의 중심이고 $k=2$ 는 종의 폭이다.) 이 경우, 퍼지 모델 전건부 파라미터는 다음과 같은 학습 방법에 의해 미세 조정할 수 있다.

$$\Delta p_{jk}^i = \gamma (y_{des} - \hat{y})(y^i - \hat{y}) \frac{1}{\sum_{i=1}^m w^i} \frac{\partial w^i}{\partial p_{jk}^i} \quad (14)$$

여기서 γ 는 학습율(learning rate)이고, y_{des} 는 퍼지 모델로부터 얻고자하는 원하는 출력값이며 \hat{y} 는 퍼지 모델로부터 얻게 되는 출력값이다.

정리 2

퍼지 모델 후건부 파라미터는 다음과 같은 학습 방법에 의해 미세 조정할 수 있다.

$$\Delta a_j^i = \gamma (y_{des} - \hat{y}) \frac{1}{\sum_{i=1}^m w^i} w^i x_j \quad (15)$$

여기서 γ, y_{des}, \hat{y} 는 정리 1과 같이 정의된다.

2.2 카메라 보정을 위한 퍼지모델

카메라 보정을 위해서는 확보된 입출력 데이터에 대하여

퍼지 모델링 방법을 이용하여 내재적 모델링을 수행하여야 한다. 이때 3차원 공간 예측을 위해 사용되는 모델은 그림 2와 같이 영상 좌표 (x_i, y_i) 를 입력으로 갖고 실 공간 좌표 (X_w, Y_w) 를 출력으로 갖는 2입력, 2출력의 퍼지 모델이 되며, 영상 좌표 예측을 위해 사용되는 모델은 실 공간 좌표 (X_w, Y_w) 을 입력으로 갖고 영상 좌표 (x_i, y_i) 를 출력으로 가지는 역 모델이 된다.

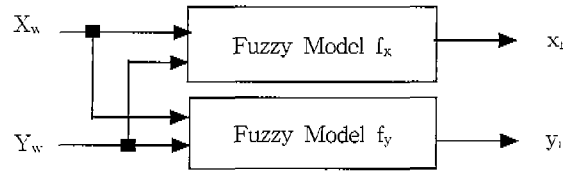


그림 2. 카메라 보정을 위한 퍼지 모델
Fig. 2. Fuzzy model for camera calibration

제안한 방법의 정확도를 보이기 위하여 컴퓨터 영상 좌표로부터 측정된 3차원 실세계 좌표의 정확도를 다음과 같이 정의한다.

$$\text{정확도} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(X_w - X'_w)^2 + (Y_w - Y'_w)^2]^{1/2} \quad (16)$$

여기서 (X_w, Y_w) 는 실세계 좌표점이고, (X'_w, Y'_w) 는 컴퓨터 영상 좌표 (x_i, y_i) 에 상응하는 퍼지 모델로부터 계산된 실세계 좌표의 추정치이다. 그러나 실세계 좌표의 정확도는 렌즈의 확대율에 따라 상대적이므로 본 연구에서는 실세계 좌표로 추정된 컴퓨터 영상 좌표의 정확도를 또 하나의 보정의 정확도 평가의 기준으로 설정한다. 이러한 기준에 의한 정확도는 셀의 단위로 나타나므로 렌즈의 확대율과는 무관하게 카메라 보정의 정확도를 절대적으로 평가 할 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.

$$AEIP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2]^{1/2} \quad (17)$$

기서 (x'_i, y'_i) 는 컴퓨터 영상 좌표 (x_i, y_i) 에 상응하는 실세계 좌표점 (X_w, Y_w, Z_w) 로부터 퍼지 모델을 이용하여 계산한 컴퓨터 영상 좌표의 추정치이다.

3. 실험 및 결과 고찰

3.1 시스템 구성

본 연구에서 제안한 퍼지 모델링 알고리즘을 실제 카메라 보정시 렌즈의 비선형 왜곡 모델에 적용하기 위한 실험 환경은 그림 3과 같다. UNIX운영 체제 하에 동작하는 VME 버스 개발 시스템(VME 167)을 호스트로 하는 시스템에 영상 그래버(grabber)를 접속하고 LAN을 통해 실험과정의 모니터링과 사용자 인터페이스 및 전체 카메라 보정 알고리즘의 수행을 위한 워크스테이션과 IBM PC를 연결하였다.

PULNIX TM-7EX CCD카메라를 사용하여 카메라 보정을 위한 영상을 취득하였으며 워크스테이션에서 보정점 취득을 행하였고, IBM PC에서 퍼지모델링을 이용하여 내재적

모델링을 수행하였다. PULNIX TM-7EX CCD 카메라의 명세는 표 1과 같다.

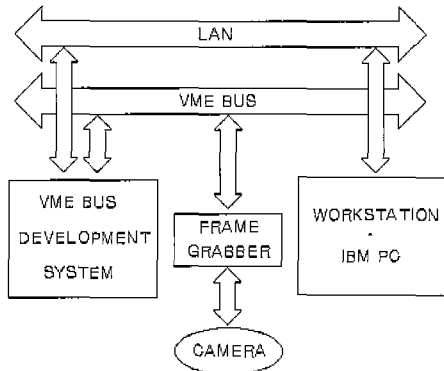


그림 3. 카메라 보정을 위한 시스템 구성도
Fig. 3. System configuration for camera calibration

표 1. 영상 취득 기기의 사양
Table 1. Specifications of image acquisition device

영상 취득 기기	명세
frame grabber	수평 해상도(X축) 512
	수직 해상도(Y축) 512
CCD 영상센서	셀의 치수(X축) 17 μ m
	셀의 치수(Y축) 13 μ m
렌즈	초점거리(F 1.4) 16mm

3.2 카메라 보정을 위한 영상

본 연구에서 제안한 카메라 보정 방법의 유효성을 입증하기 위하여 실 공간상에 카메라 위치를 고정시키고, 카메라 보정을 위한 영상을 높이 0에서 취득하였다.

보정을 위한 영상은 그림 4와 같이 가로 10mm, 세로 10mm 간격으로 일정하게 배치되어 있고 가로 11개, 세로 9개로 모두 99개의 보정점으로 이루어져 있다. 그림 5는 높이를 0으로 하여 취득한 보정점에 대한 영상이다.

절대 위치 값을 아는 보정점을 CCD카메라로 촬영하여 획득한 입출력 데이터를 표 2에 보이고 있으며, 이 데이터를 퍼지 모델링에 사용한다. 여기서, 영상좌표 x, y 데이터의 단위는 픽셀이고 실 공간상 좌표 데이터의 단위는 cm이다.

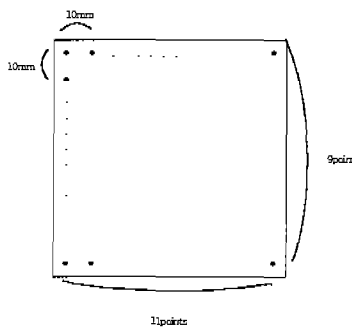


그림 4. 카메라 보정 영상의 구성
Fig. 4. Construction of a camera calibration image

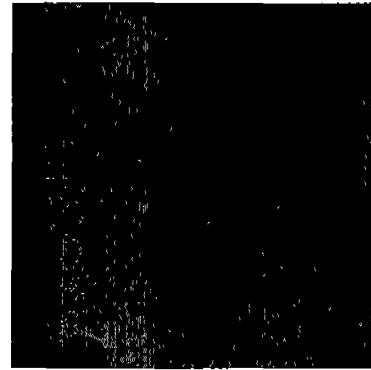


그림 5. 카메라 보정을 위한 영상
Fig. 5. Image for camera calibration

표 2. 보정점에 대한 입출력 데이터
Table 2. Input-output data of the calibration points

영상좌표 (x, y)	z=0인 실공간 좌표	영상좌표 (x, y)	z=0인 실공간 좌표	영상좌표 (x, y)	z=0인 실공간 좌표
(30, 30)	(0, 0)	(28, 172)	(3, 0)	(26, 313)	(6, 0)
(65, 28)	(0, 1)	(63, 173)	(3, 1)	(61, 317)	(6, 1)
(102, 25)	(0, 2)	(99, 173)	(3, 2)	(97, 321)	(6, 2)
(140, 23)	(0, 3)	(138, 174)	(3, 3)	(136, 324)	(6, 3)
(180, 20)	(0, 4)	(177, 175)	(3, 4)	(175, 329)	(6, 4)
(222, 17)	(0, 5)	(219, 176)	(3, 5)	(217, 333)	(6, 5)
(266, 15)	(0, 6)	(263, 176)	(3, 6)	(261, 337)	(6, 6)
(311, 12)	(0, 7)	(308, 177)	(3, 7)	(306, 342)	(6, 7)
(359, 9)	(0, 8)	(355, 178)	(3, 8)	(353, 346)	(6, 8)
(408, 6)	(0, 9)	(406, 179)	(3, 9)	(402, 351)	(6, 9)
(460, 3)	(0, 10)	(458, 180)	(3, 10)	(454, 356)	(6, 10)
(29, 77)	(1, 0)	(27, 219)	(4, 0)	(25, 360)	(7, 0)
(64, 76)	(1, 1)	(62, 221)	(4, 1)	(60, 365)	(7, 1)
(101, 75)	(1, 2)	(99, 222)	(4, 2)	(97, 370)	(7, 2)
(139, 73)	(1, 3)	(137, 224)	(4, 3)	(135, 375)	(7, 3)
(179, 72)	(1, 4)	(176, 226)	(4, 4)	(174, 380)	(7, 4)
(221, 70)	(1, 5)	(218, 228)	(4, 5)	(216, 385)	(7, 5)
(265, 69)	(1, 6)	(262, 230)	(4, 6)	(260, 391)	(7, 6)
(310, 67)	(1, 7)	(307, 232)	(4, 7)	(305, 396)	(7, 7)
(358, 65)	(1, 8)	(354, 234)	(4, 8)	(352, 403)	(7, 8)
(408, 64)	(1, 9)	(405, 236)	(4, 9)	(401, 408)	(7, 9)
(459, 62)	(1, 10)	(457, 238)	(4, 10)	(453, 414)	(7, 10)
(29, 125)	(2, 0)	(27, 266)	(5, 0)	(24, 407)	(8, 0)
(64, 124)	(2, 1)	(61, 269)	(5, 1)	(59, 413)	(8, 1)
(100, 124)	(2, 2)	(98, 271)	(5, 2)	(96, 419)	(8, 2)
(138, 124)	(2, 3)	(136, 274)	(5, 3)	(134, 425)	(8, 3)
(178, 123)	(2, 4)	(176, 277)	(5, 4)	(173, 431)	(8, 4)
(220, 123)	(2, 5)	(217, 280)	(5, 5)	(215, 438)	(8, 5)
(264, 123)	(2, 6)	(262, 284)	(5, 6)	(259, 445)	(8, 6)
(309, 122)	(2, 7)	(306, 287)	(5, 7)	(304, 451)	(8, 7)
(357, 122)	(2, 8)	(354, 290)	(5, 8)	(351, 458)	(8, 8)
(407, 121)	(2, 9)	(403, 294)	(5, 9)	(400, 465)	(8, 9)
(459, 121)	(2, 10)	(456, 297)	(5, 10)	(451, 472)	(8, 10)

3.3 퍼지 모델링

(1) 3차원 실 공간 예측을 위한 퍼지 모델링

표 2에 있는 높이가 0인 영상으로부터 취득한 99개의 보정점의 입출력 데이터에 대해 제안한 퍼지 모델링 알고리즘을 이용하여 3차원 공간 예측을 위한 모델링 결과는 다음과 같다. 여기서, 모델은 영상 좌표 (x, y)를 입력으로 갖고 실 공간 좌표 (X_w, Y_w)를 출력으로 갖는 2입력, 2출력의 퍼지 모델이 된다.

① x 축 퍼지 모델

$$L_x^1: \text{If } x_i \text{ is } A_1^1 \text{ and } y_i \text{ is } A_2^1 \\ \text{then } X_w = 0.00081 - 0.02624x_i + 0.04176y_i$$

$$L_x^2: \text{If } x_i \text{ is } A_1^2 \text{ and } y_i \text{ is } A_2^2 \\ \text{then } X_w = -0.25507 - 0.00008x_i + 0.01846y_i$$

L_x^3 : If x_i is A_1^3 and y_i is A_2^3
then $X_w = 0.00433 + 0.02391x_i - 0.00514y_i$

② y축 퍼지 모델

L_y^1 : If x_i is B_1^1 and y_i is B_2^1
then $Y_w = -0.53286 + 0.02711x_i + 0.00012y_i$

L_y^2 : If x_i is B_1^2 and y_i is B_2^2
then $Y_w = -0.49295 + 0.02459x_i - 0.00082y_i$

L_y^3 : If x_i is B_1^3 and y_i is B_2^3
then $Y_w = -0.04447 + 0.02188x_i + 0.00036y_i$

여기서, x축 퍼지 모델과 y축 퍼지 모델의 전건부 언어 변수는 다음 식과 같이 정의되며 파라미터는 표 3과 같다.

$$A_i^j(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - p_{1j}^i}{p_{2j}^i}\right)^2\right\} \quad (18)$$

$$B_i^j(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - q_{1j}^i}{q_{2j}^i}\right)^2\right\} \quad (19)$$

표 3. 전건부 파라미터

Table 3. Parameters of the premise part

x축 퍼지모델	p_{11}	p_{12}	p_{21}	p_{22}
L_x^1	241.6984	135.4130	276.0855	130.2539
L_x^2	202.9400	133.8600	152.4606	110.0911
L_x^3	244.0131	133.6455	272.4867	130.2715
y축 퍼지모델	q_{11}	q_{12}	q_{21}	q_{22}
L_y^1	157.7270	104.7726	246.4743	127.7239
L_y^2	156.6411	108.9683	205.5015	131.7138
L_y^3	318.6707	112.8409	230.0044	142.8579

표 4. 3차원 실 공간 예측 결과 및 오차

Table 4. 3-D real world prediction and errors

(단위 : cm)

z=0인 실 공간 좌표	퍼지모델에 의한 결과	오차	z=0인 실 공간 좌표	퍼지모델에 의한 결과	오차
(0, 1)	(0.296, 1.127)	0.322	(4, 9)	(3.898, 8.914)	0.133
(0, 5)	(0.088, 4.976)	0.091	(5, 1)	(4.893, 0.964)	0.112
(0, 10)	(-0.018, 10.030)	0.035	(5, 6)	(4.905, 5.966)	0.100
(1, 5)	(1.061, 4.969)	0.068	(5, 10)	(4.930, 10.040)	0.080
(1, 8)	(0.988, 7.966)	0.035	(6, 1)	(5.909, 0.947)	0.105
(1, 10)	(1.028, 10.023)	0.037	(6, 6)	(5.889, 5.976)	0.113
(2, 2)	(2.083, 1.989)	0.084	(6, 10)	(6.022, 10.01)	0.028
(2, 7)	(2.004, 6.965)	0.034	(7, 0)	(6.942, -0.004)	0.058
(2, 8)	(2.002, 7.887)	0.112	(7, 1)	(6.917, 0.979)	0.084
(3, 2)	(3.025, 1.984)	0.030	(7, 6)	(6.924, 6.053)	0.092
(3, 5)	(2.989, 5.017)	0.020	(7, 10)	(7.053, 10.017)	0.056
(3, 7)	(2.968, 6.900)	0.104	(8, 0)	(7.963, 0.035)	0.051
(4, 1)	(3.982, 1.008)	0.019	(8, 5)	(7.939, 4.960)	0.071
(4, 5)	(3.928, 4.984)	0.073	(8, 8)	(8.055, 8.092)	0.107
(4, 6)	(3.933, 5.966)	0.074	(8, 10)	(8.119, 10.004)	0.119
평균 오차 : 0.0816					

표 4는 임의의 영상 좌표 30개를 선택하여 그 영상 좌표에 대응하는 실 공간상의 좌표점을 퍼지 모델링 결과를 이용하여 예측한 결과 및 오차를 보이고 있다.

(2) 2차원 영상 좌표 예측을 위한 퍼지 모델링

표 2에 있는 입력력 데이터에 대해 제한한 퍼지 모델링 알고리즘을 이용하여 2차원 영상 좌표 예측을 위한 모델링한 결과는 다음과 같다. 여기서, 모델은 실공간 좌표 (X_w, Y_w)

를 입력으로 갖고 영상 좌표 (x_i, y_i)를 출력으로 갖는 2입력, 2출력의 퍼지 모델이 된다.

① x축 퍼지 모델

L_x^1 : If X_w is C_1^1 and Y_w is C_2^1
then $x_i = 26.45427 - 0.39056X_w + 37.56999Y_w$

L_x^2 : If X_w is C_1^2 and Y_w is C_2^2
then $x_i = 5.29932 - 0.83516X_w + 43.43711Y_w$

L_x^3 : If X_w is C_1^3 and Y_w is C_2^3
then $x_i = -12.10582 - 1.24620X_w + 47.36994Y_w$

② y축 퍼지 모델

L_y^1 : If X_w is D_1^1 and Y_w is D_2^1
then $y_i = 23.24775 + 53.43274X_w - 1.48559Y_w$

L_y^2 : If X_w is D_1^2 and Y_w is D_2^2
then $y_i = 5.56635 + 52.68496X_w + 2.35347Y_w$

L_y^3 : If X_w is D_1^3 and Y_w is D_2^3
then $y_i = -12.98495 + 52.59257X_w + 6.15207Y_w$

여기서, x축 퍼지 모델과 y축 퍼지 모델의 전건부 언어 변수는 다음 식과 같이 정의되며, 설정된 파라미터는 표 5와 같다.

$$C_j^i(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - p_{1j}^i}{p_{2j}^i}\right)^2\right\} \quad (20)$$

$$D_j^i(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - q_{1j}^i}{q_{2j}^i}\right)^2\right\} \quad (21)$$

표 5. 전건부 파라미터

Table 5. Parameters of the premise part

x축 퍼지모델	p_{11}	p_{12}	p_{21}	p_{22}
L_x^1	3.5425	2.7477	1.6506	1.3175
L_x^2	3.8982	3.2051	6.3124	1.9635
L_x^3	4.0672	3.3158	9.4935	1.4462
y축 퍼지모델	q_{11}	q_{12}	q_{21}	q_{22}
L_y^1	1.4230	1.2922	4.8781	3.1281
L_y^2	4.4763	1.3917	4.9132	3.3618
L_y^3	6.9445	1.0663	5.2172	3.3821

표 6은 퍼지 모델을 이용한 2차원 영상 좌표 예측 결과 및 오차를 보이고 있다.

표 6. 2차원 영상 좌표 예측 결과 및 오차

Table 6. 2-D image coordinate prediction and errors

(단위 : 픽셀)

실제 영상좌표	퍼지모델에 의한 예측 영상좌표	오차	실제 영상좌표	퍼지모델에 의한 예측 영상좌표	오차
(180, 20)	(178.690, 17.305)	2.996	(262, 230)	(262.594, 230.380)	0.705
(266, 15)	(265.999, 14.334)	0.665	(61, 269)	(62.056, 269.514)	1.174
(311, 12)	(311.216, 12.849)	0.876	(456, 297)	(454.723, 297.420)	1.343
(64, 76)	(63.609, 75.063)	1.014	(61, 317)	(61.654, 317.138)	0.668
(139, 73)	(138.205, 72.204)	1.124	(136, 324)	(135.936, 324.095)	0.114
(221, 70)	(221.622, 69.254)	0.971	(261, 337)	(260.927, 338.015)	1.018
(358, 65)	(357.939, 64.860)	0.152	(306, 342)	(304.906, 342.656)	1.275
(459, 62)	(458.955, 62.377)	0.380	(454, 356)	(453.344, 356.008)	0.655
(220, 123)	(220.796, 122.686)	0.856	(25, 360)	(23.716, 360.678)	1.451
(459, 121)	(458.224, 122.579)	1.759	(135, 375)	(134.960, 374.042)	0.958
(63, 173)	(62.838, 173.287)	0.329	(352, 403)	(352.177, 403.613)	0.639
(263, 176)	(263.431, 176.467)	0.636	(401, 408)	(401.700, 408.802)	1.065
(458, 180)	(457.189, 179.708)	0.861	(24, 407)	(23.318, 408.092)	1.287
(137, 224)	(136.843, 223.592)	0.436	(173, 431)	(172.585, 432.381)	1.442
(218, 228)	(219.128, 228.104)	1.133	(259, 445)	(259.282, 444.652)	0.447
AEIP : 0.948					

3.4 결과 고찰 및 추후 과제

위의 실험 결과 퍼지 모델을 이용한 카메라 보정 방법이 3차원 실 공간 좌표와 영상좌표와의 상관관계를 규정함으로써 실 공간 3차원 좌표 및 2차원 영상 좌표 예측에 사용 가능함을 보였다. 또한, 이미 알고 있는 3차원 실 공간상의 보정점 좌표와 영상 좌표를 퍼지 모델링 결과와 비교하여 최종 오차를 구하였다. 3차원 실공간 예측 결과 0.816mm의 평균오차를 보이고 있으며, 2차원 영상 좌표 예측 결과 0.948 픽셀의 평균오차를 보이고 있다. 그러나, 이러한 퍼지 모델링에 의한 카메라 보정의 오차는 퍼지모델의 설정 과정중 미세조정의 학습을 γ 에 의존하며, 이는 학습율에 따라 모델링 오차를 줄일 수 있음을 의미한다.

실질적으로, 1대의 카메라로 3차원 영상을 재구성하고, 2차원 영상 좌표를 예측하기 위해서는 높이 등 다른 정보가 필요하나, 본 논문에서는 퍼지 모델링 방법을 이용하여 고정된 하나의 보정면에 대해서만 3차원 공간 좌표 및 2차원 영상 좌표 예측이 가능함을 보였다. 따라서 추후, 높이가 다른 두 보정면의 좌표에 대한 퍼지 모델링 방법과 영상 중점을 이용하여 임의의 3차원 공간 좌표 재구성 및 2차원 영상 좌표 예측을 수행할 예정이며, 이 결과의 평가를 위하여 Tsai의 2단계 방법과 비교할 계획이다.

4. 결 론

본 논문에서는 기존의 방식에서 설정한 물리적 카메라 모델 대신에 퍼지 모델을 적용하는 새로운 방식의 카메라 보정 방법을 제안하였다. 또한, 실제 실험을 통해 얻은 카메라 보정 데이터에 대해, 퍼지 모델의 내재적 모델링을 이용하여 3차원 공간 좌표 및 2차원 영상 좌표를 예측해봄으로서 제안한 방법의 유효성을 보였다. 기존의 방법들은 렌즈의 왜곡을 근사화하고 카메라의 고유변수 및 외부변수들을 추정해야 하는 어려움이 있다. 본 논문에서 제안한 퍼지 모델을 이용한 방식은 카메라의 물리적 변수들이 직접적으로 나타나지는 않으나, 간접적으로 퍼지 모델내에 내재되어 있는 것으로 볼 수 있다. 따라서 본 연구에서 제안한 방법은 카메라의 물리적 변수들을 구할 수는 없으나, 카메라 보정의 목적인 실세계의 좌표와 컴퓨터 영상 좌표상의 변환 관계를 규정함으로써 정확한 좌표 변환만 계산될 수 있으면 매우 효율적인 카메라 보정 방법이 될 수 있다.

참 고 문 헌

[1] 우동민, "렌즈의 왜곡모델을 이용한 카메라 보정에 관한 연구," *대한전자공학회논문지*, 제31권, B편, 제2호, pp. 56-68, 1994

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

[3] 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.

[4] R. Tsai, "An efficient and accurate camera cali-

bration technique for 3-D machine vision," *Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 364-374, 1986.

[5] H. A. Martins, J. R. Birk and R. B. Kelley, "Camera models based on data from two calibration plane," *Computer Graphics and Automation*, pp. 1407-1413, 1988.

[6] R. Mohr and L. Morin, "Relative positioning from geometric invariants," *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 139-144, 1991.

[7] H. Hellendoorn, D. Driankov, *Fuzzy model identification*, Springer, 1997.

[8] M. Sugeno and K. Tanaka, "Successive Identification of a Fuzzy Model and its Applications to Prediction of a Complex System," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 42, pp. 315-334, 1991.

[9] E. Kim, M. Park, S. Ji, and M. Park, "A New Approach to Fuzzy Modeling," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 5, no. 3, pp. 328-337, 1997.

[10] M. Park, S. Ji, E. Kim and M. Park, "A New Approach To the Identification of a Fuzzy Model," *Fuzzy sets and systems*, vol 104, pp. 169-181, 1999.

[11] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-15, no. 1, pp. 116-132, 1985.

저 자 소 개



박민기(Min Kee Park)

1985년 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1992년 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사)

1996년 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학박사)

1985년~1990년 : LG전자 연구소 주임연구원

2000년 : 동경대학교 생산기술연구소 박사 연구원

1996년~현재 : 서울산업대학교 전자공학과 조교수

관심분야 : 지능시스템 및 제어, Haptic 인터페이스