

레이저 스캔 카메라 보정을 위한 성능지수기반 다항식 모델

Performance Criterion-based Polynomial Calibration Model for Laser Scan Camera

백경동* · 천성표** · 김수대* · 김성신*†

Gyeongdong Baek*, Seong-Pyo Cheon**, Sudaek Kim*, and Sungshin Kim*†

* 부산대학교 전자전기공학과

** 영진전문대학 신재생에너지전기계열

요약

영상의 왜곡보정은 영상 좌표계(이미지)와 전역 좌표계(대상체)의 상관관계를 규정하는 것이다. 기존의 왜곡영상에 대한 보정은 카메라의 광학적 특성을 모델링하여 영상 좌표계와 전역 좌표계의 물리적 관계를 찾는 방식이 주를 이루고 있다. 본 논문에서는 성능지수기반 다항식 모델을 이용하여 왜곡영상의 보정을 시도하였다. 성능지수기반 다항식 모델은 영상 좌표계와 전역 좌표계 사이의 상관관계를 다항식으로 가정한 후, 이미지와 대상체의 좌표 데이터와 성능지수를 이용하여 다항식 모델의 계수와 차수를 결정하는 방식이다. 제안한 성능지수기반 다항식 모델을 이용하여 기존의 왜곡영상을 보정방식이 가진 과대적합 문제와 같은 한계를 극복하고자 한다. 제안한 방법을 레이저 스캔 카메라로 획득한 2차원 영상에 적용하여 모델의 유효성을 검증하였다.

키워드 : 영상 보정, 성능지수기반 다항식 모델, 비선형 시스템 동일화, 레이저 스캔 카메라

Abstract

The goal of image calibration is to find a relation between image and world coordinates. Conventional image calibration uses physical camera model that is able to reflect camera's optical properties between image and world coordinates. In this paper, we try to calibrate images distortion using performance criterion-based polynomial model which assumes that the relation between image and world coordinates can be identified by polynomial equation and its order and parameters are able to be estimated with image and object coordinate values and performance criterion. In order to overcome existing limitations of the conventional image calibration model, namely, over-fitting feature, the performance criterion-based polynomial model is proposed. The efficiency of proposed method can be verified with 2D images that were taken by laser scan camera.

Key Words : Image calibration, performance criterion-based polynomial model, nonlinear system identification, laser scan camera

1. 서론

비전시스템은 카메라로 획득한 영상데이터로부터 유용한 정보를 추출하기 때문에 좋은 품질의 영상을 획득하는 것이 매우 중요하다. 물체의 형상은 광각렌즈를 통과하는 과정에서 크고 작은 왜곡이 발생하게 되는데, 렌즈의 중심에서 벗어날수록 방사왜곡(Barrel distortion)과 실타래형 왜곡(Pincushion distortion)이 뚜렷하게 나타난다[1]. 이런 현상들로 인해 패턴인식이나 특징추출 등 영상처리 과정에서 빈번한 오류가 발생하며, 오류를 줄이고 보다

정확한 정보를 추출하기 위한 다양한 영상 보정 방법들이 연구되고 있다[2].

왜곡영상의 보정은 영상 좌표계와 전역 좌표계 사이의 상관관계를 정의하여 두 좌표계 사이의 정밀한 좌표 변환이 가능하도록 하는 기술이다. 이것은 외재적(explicit) 보정과 내재적(implicit) 보정으로 크게 나눌 수 있는데, 외재적 보정은 카메라의 위치와 회전각, 초점거리, 왜곡률 등 이미지 획득 과정에 영향을 주는 외적 요인의 특징값을 정의하거나 추정하는 방법이다[1]. 그러나 외재적 보정은 왜곡 원인들간의 인과 관계가 복잡하여 개별 요인의 특징값을 추정하기 힘들며 선형적으로 이들의 특징값을 추정할 경우 비선형적 특징을 반영할 수 없어 특정한 영역에서의 보정만 이루어지는 한계가 있다. 한편, 내재적 보정은 영상 좌표와 전역 좌표의 입·출력 관계를 대응시켜 보정하는 방법으로 다항식 모델, 인공신경망 모델, 뉴로-퍼지 모델 등이 제안되었다[3-14].

본 논문에서는 왜곡된 영상에 내재적 보정 방법을 이용하였으며 이를 위해 성능지수기반 다항식 모델(Perfo-

접수일자 : 2011년 6월 13일

완료일자 : 2011년 10월 15일

†Corresponding Author : sskim@pusan.ac.kr

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2010-0024110)

rmance criterion based polynomial model)을 제안한다. 그림1은 왜곡영상 보정모델의 생성 과정과 영상의 보정 과정을 정리한 것이다. 본 논문에서는 광원의 조도 변화에 강인한 학습데이터를 얻기 위해 레이저 광원을 이용하였으며 격자 교정판에 물체를 위치시키고 영상 좌표를 촬영함으로써 왜곡 전·후와 보정 전·후의 정밀한 비교가 가능하도록 했다.

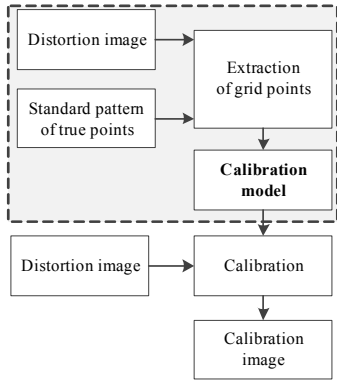


그림 1. 왜곡 영상의 보정과정
Fig. 1. Calibration process of distortion image

2. 왜곡영상의 보정모델

2.1 외재적 왜곡영상 보정모델

왜곡영상의 보정모델을 제안하기 위해 앞서 왜곡의 종류와 특징을 간단히 정리한다. 우선, 왜곡된 영상의 좌표점을 u_d, v_d 라고 하면, 이들은 식(1)로 표현할 수 있다[1].

$$\begin{aligned} u_d &= u + \delta_u(u, v) + \epsilon_u \\ v_d &= v + \delta_v(u, v) + \epsilon_v \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, u, v 는 왜곡이 없는 영상의 좌표점, ϵ_u, ϵ_v 는 측정오차, $\delta_u(u, v), \delta_v(u, v)$ 는 u, v 각각의 왜곡을 의미한다. 왜곡의 종류는 축왜곡(Radial distortion), 편심왜곡(Decentering distortion), 얇은 프리즘 왜곡(Thin prism distortion)으로 나눌 수 있으며, 축왜곡 δ_{ur}, δ_{vr} 의 경우 식(2)로 표현하며, 렌즈의 구면수차(Spherical aberration)에 의해서 영상의 외곽에서 방사형 또는 실타래형 왜곡이 생긴다.

$$\begin{aligned} \delta_{ur} &= u(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots) \\ &\approx u(k_1 r^2 + k_2 r^4) \\ \delta_{vr} &= v(k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6 + \dots) \\ &\approx v(k_1 r^2 + k_2 r^4) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, k_1, k_2, k_3 는 축왜곡 계수이며, r 은 u, v 의 영상 좌표점에서 왜곡이 발생한 좌표까지의 거리를 나타낸다. 일반적으로, 6차 이상의 고차항을 생략한다. 편심왜곡 δ_{ud}, δ_{vd} 는 렌즈와 광학 요소들이 동일 선상에 놓이지 않을 때 발생하며 식(3)과 같이 표현한다.

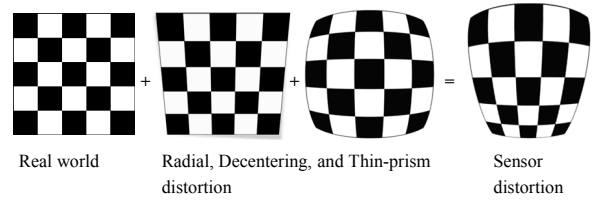


그림 2. 영상왜곡의 종류별 예시
Fig. 2. Examples of image distortion

$$\begin{aligned} \delta_{ud} &= p_1(3u^2 + v^2) + 2p_2uv \\ \delta_{vd} &= p_2(u^2 + 3v^2) + 2p_1uv \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, p_1, p_2 는 편심왜곡 계수이다. 얇은 프리즘 왜곡 δ_{up}, δ_{vp} 는 이미지센서 또는 렌즈의 기울기에 의해 발생하며 식(4)로 표현한다.

$$\begin{aligned} \delta_{up} &= s_1(u^2 + v^2) \\ \delta_{vp} &= s_2(u^2 + v^2) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서, s_1, s_2 는 얇은 프리즘 왜곡계수이다. 앞서 살펴본 왜곡들을 반영하여 영상왜곡 δ_u, δ_v 를 식(5)로 표현한다.

$$\begin{aligned} \delta_u &= k_1 u(u^2 + v^2) + k_2 u(u^2 + v^2)^2 \\ &\quad + \{p_1(3u^2 + v^2) + 2p_2uv\} + s_1(u^2 + v^2) \\ \delta_v &= k_1 v(u^2 + v^2) + k_2 v(u^2 + v^2)^2 \\ &\quad + \{p_2(3v^2 + u^2) + 2p_1uv\} + s_2(u^2 + v^2) \end{aligned} \quad (5)$$

식(5)로 표현되는 왜곡을 보정하기 위한 것이 외재적 왜곡영상 보정모델이다. 외재적 왜곡영상 보정모델은 식(6)으로 정의하며,

$$\begin{aligned} u &= \omega_{0u} u_d + \delta_{ud}(u_d, v_d) \\ v &= \omega_{0v} v_d + \delta_{vd}(u_d, v_d) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, u_d, v_d 는 왜곡된 영상의 좌표를 나타낸다. 식(6)으로 표현된 외재적 왜곡영상 보정모델에서 왜곡보정함수인 δ_{ud}, δ_{vd} 는 식(5)를 참고하여 식(7)로 표현할 수 있다[1].

$$\begin{aligned} \delta_{ud} &= k_1 u_d(u_d^2 + v_d^2) + k_2 u_d(u_d^2 + v_d^2)^2 \\ &\quad + p_1(3u_d^2 + v_d^2) + 2p_2 u_d v_d + s_1(u_d^2 + v_d^2) + \epsilon_u \\ \delta_{vd} &= k_1 v_d(u_d^2 + v_d^2) + k_2 v_d(u_d^2 + v_d^2)^2 \\ &\quad + p_2(3v_d^2 + u_d^2) + 2p_1 u_d v_d + s_2(u_d^2 + v_d^2) + \epsilon_v \end{aligned} \quad (7)$$

2.2 성능지수기반 다항식 보정모델

성능지수기반 다항식 보정모델은 내재적 왜곡영상 보정모델의 일종이다. 제안한 성능지수기반 다항식 보정모델은 외재적 왜곡영상 보정모델과 달리 영상 좌표와 전역 좌표의 대응관계를 다항식으로 가정한 후, 이미지와 대상체의 좌표값을 학습데이터로 사용하고 성능지수를 이용하여 동일화(Identification)하는 방법이다. 식(8)은 두 개의 입력변수와 하나의 출력변수를 가지는 n차 다항식 모델의 구조이다.

$$\begin{aligned}
 u &= [b_u \ u_d^n \ u_d^{(n-1)}v_d \ u_d^{(n-2)}v_d^2 \ \dots \ v_d^n][1 \ w_1 \ w_2 \ \dots \ w_n]^T \\
 &= b_u + \sum_{n=1}^N w_{up}u_d^n + \sum_{p=1}^N w_{vp}v_d^p + \sum_{p=1}^{N-1} \sum_{q=0}^{N-1-p+1} w_{uvp}u_d^p v_d^q \\
 v &= [b_v \ u_d^n \ v_d^{(n-1)}v_d \ u_d^{(n-2)}v_d^2 \ \dots \ v_d^n][1 \ w_1 \ w_2 \ \dots \ w_n]^T \\
 &= b_v + \sum_{n=1}^N w_{vp}v_d^n + \sum_{p=1}^N w_{up}u_d^p + \sum_{p=1}^{N-1} \sum_{q=0}^{N-1-p+1} w_{uvp}u_d^p v_d^q
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

본 논문에서는 성능지수기반 다항식 보정모델의 계수를 결정하기 위해 비선형 최소자승법(Nonlinear least square method)과 강인형 최소자승법(Robust least square method)을

계수까지 추정된 모델의 입력으로 시험데이터를 대입하여 출력값을 구한다. 혼 시험데이터를 이용하여 구한 각 다항식의 출력값과 목표값 사이의 오차를 계산한 후, 성능지수를 구하여 각 다항식의 성능을 평가하여 평가 결과가 가장 우수한 다항식을 최종 모델로 선정한다. 본 논문에서 모델의 출력값과 목표값 사이의 오차를 구하기 위한 mRMSE, mMAE의 정의와 모델의 성능을 평가하기 위한 성능지수 PC의 정의를 식(9)에 정리했다.

$$\begin{aligned}
 mRMSE &= \frac{1}{2} \left\{ \sqrt{\sum_{i=1}^{K_a} (y_i^a - y_i^{ac})^2 / K_a} + \sqrt{\sum_{i=1}^{K_c} (y_i^c - y_i^{ca})^2 / K_c} \right\} \\
 mMAE &= \frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^{K_a} |y_i^a - y_i^{ac}| / K_a + \sum_{i=1}^{K_c} |y_i^c - y_i^{ca}| / K_c \right\} \\
 PC &= \frac{\omega_1 (mRMSE) + \omega_2 (mMAE)}{\omega_1 + \omega_2}
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

여기서, y_i^{ac} 는 훈련데이터를 입력했을 때 모델의 출력값, y_i^{ca} 는 시험데이터를 입력했을 때 모델의 출력값, y_i^a , y_i^c 는 목표값, K_a , K_c 는 훈련데이터와 시험데이터의 개수이

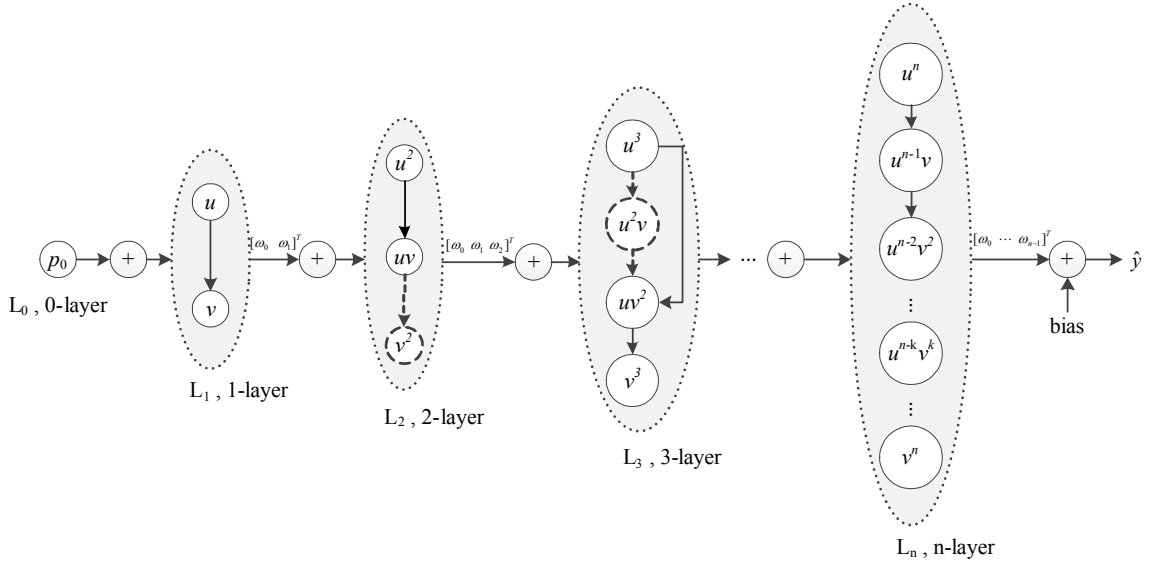


그림 3. 성능지수기반 다항식모델의 구조
Fig. 3. Structure of performance criterion-based polynomial model

사용하였으며, 다항식의 차수를 결정하기 위해서는 실제 측정된 값과 모델의 출력값 사이의 오차를 최소화하는 식(9)의 성능지수(Performance criterion)를 정의하여 사용했다.

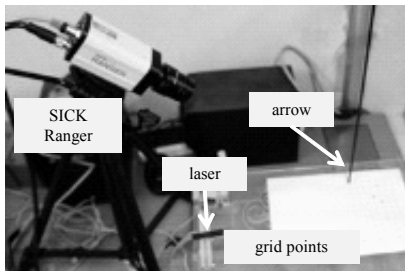
일반적으로 모델의 동일화(Identification)의 과정은 다항식의 구조와 차수를 결정하는 구조 동일화(Structure identification)과정과 결정된 다항식 구조에 따른 계수를 선정하는 계수 동일화(Parameter identification)과정으로 나눌 수 있다. 그림3은 본 논문에서 제안한 성능지수기반 다항식 모델의 구조를 나타낸 것이다. 학습데이터(Learning data)를 이용한 동일화 과정은 우선, 학습데이터를 훈련데이터(Training data)와 시험데이터(Test data)로 나눈다. 다음으로, 훈련데이터를 이용하여 1차에서 n차 다항식(n번째 층)의 계수를 추정한다.

다. 식(9)의 성능지수 PC는 다항식이 훈련데이터를 입력했을 때의 오차와 시험데이터를 입력했을 때의 오차 가중합으로 정의했기 때문에 최종으로 선정될 다항식은 성능지수 PC가 최소인 모델로 결정된다. 본 논문에서 사용한 성능지수 PC는 교차 검증법(Cross-validation)을 적용하여 데이터 집단을 2개로 나눈 후 하나는 훈련데이터 집단, 나머지를 시험데이터 집단으로 나누었다. 성능지수는 시험데이터의 RMSE, MAE의 평균오차를 사용하였다. 제안한 성능지수 PC는 훈련데이터에만 최적화되어 새로운 데이터(Unseen data)에 대한 모델의 예측오차가 지나치게 커지는 과대적합문제(Over-fitting problem)를 해결하면서, 동시에 다항식의 차수와 파라미터를 스스로 최적화하

는 두 가지 목적을 동시에 이룰 수 있는 모델 동일화 기법이다. 본 논문에서는 제안한 성능지수를 사용하여 성능 오차를 비교하였다.

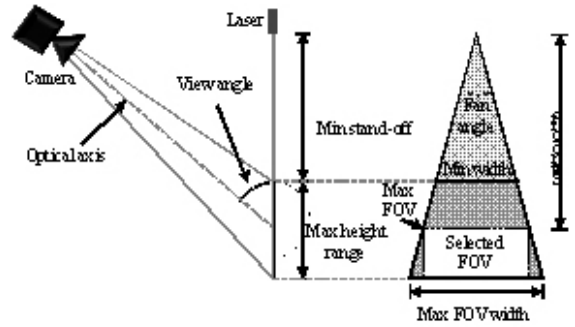
3. 측정시스템 구성 및 데이터분석

제안한 성능지수기반 다항식 보정모델은 화살 제조공정의 마지막 단계인 생산된 화살의 품질측정과정에 활용된다. 쏜 화살의 탄착점 위치를 비전장치로 인식한 후 실제 탄착점을 자동으로 측정하는데 적용된다. 학습데이터 획득을 위해 사용한 비전장치는 SICK RANGER로 측정 대상의 위치를 고속·고정밀로 계측하며 레이저의 파장만을 광원으로 사용하기 때문에 일반 카메라에 비해 외부 조도 변화에 강인한 것이 장점이다. 카메라 화각(View angle)내 레이저의 측정영역은 그림 4(b)에 나타난 SFOV(Selected field of view)내이며, 이론적인 측정 정밀도는 SFOV 면적이 폭 50cm, 높이 20cm일 경우, 약 0.32mm정도로 알려져 있으나, 렌즈왜곡(Lens distortion)과 원근왜곡(Perspective distortion) 등의 영상왜곡이 발생하므로 이론적인 정밀도를 얻기 어렵다. 본 논문에서는 보다 정밀한 영상 좌표계와 전역 좌표계의 탄착점 데이터를 얻기 위해서 가로 100mm, 세로 60mm 영역 내에 가로 1cm, 세로 1cm 간격으로 전체 77개의 격자점을 표시한 격자 교정판을 배치하여 측정했다. 그림 5는 격자 교정판을 이용하여 측정된 결과를 도시했다. 격자 교정판을 측정데이터는 그림 5(b)에 있으며, 격자 교정판의 격자점에 화살을 쏘고 교정판과 수평으로 레이저를 조사하여 측정된 결과이다. 측정데이터에서 직관적으로 확인할 수 있듯이 비선형적 왜곡이 발생함을 알 수 있다.



(a) 화살 탄착점 측정장치

(a) Measurement apparatus of arrow impact point



(b) SFOV 측정영역

(b) SFOV(Selective field of view) of mea. area

그림 4. 3D 레이저 스캔 장치
Fig. 4. 3D laser scan system

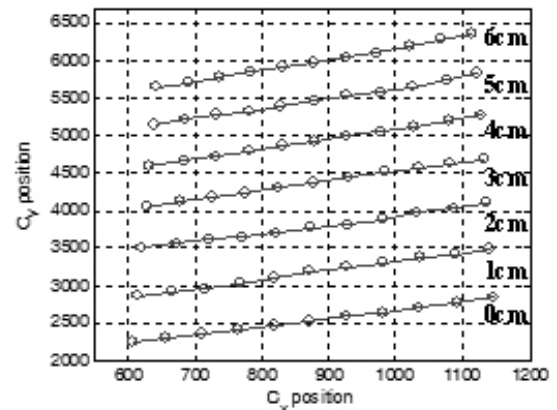
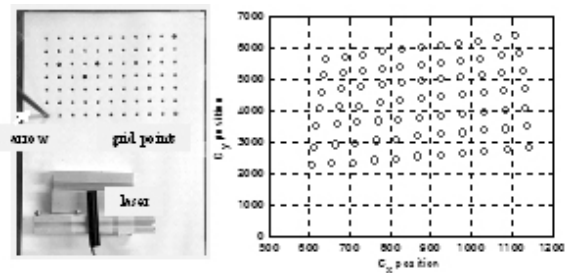


그림 5. 격자 교정판을 이용하여 측정된 데이터

Fig. 5. Measured data with coordinate calibration target

4. 실험결과와 모델의 성능비교

화살 탄착점 위치의 정확성은 보정모델의 정확성에 의하여 결정된다. 본 논문에서는 레이저광원 3D 스캔 카메라로부터 측정된 데이터를 이용하여 외재적 왜곡영상 보정모델과 제안한 성능지수기반 다항식 모델을 각각 완성시켜 화살의 탄착점 추정 성능을 비교하였다. 입력변수는 영상 좌표계(C_x, C_y, C_z)의 격자점 측정값을 사용하였으며, 출력변수는 전역 좌표계(W_x, W_y, W_z)에서 격자점의 위치값을 사용하였다. 그림 6과 같이 학습데이터를 훈련데이터와 시험데이터로 나누었다. 훈련데이터 수는 38개, 시험데이터 수는 39개로 그림 6과 같이 측정영역에 일정하게 배치되도록 하였다.

4.1 외재적 왜곡영상 보정모델의 실험결과

식(6)으로 표현된 외재적 왜곡영상 보정모델에 훈련 데이터를 적용해서 동일화한 모델의 계수를 표 2와 표 3에 정리했다. 모델 계수의 추정방법은 비선형 최소자승법, 강인형 최소자승법을 사용하였으며, 표 1에 계수추정 방법에 따른 모델의 오차와 성능지수를 정리했다. 그림 7은 왜곡영상 보정모델의 출력값과 목표값을 도시한 것으로 W_x 보다 W_y 의 보정결과가 상대적으로 좋지 않음을 알 수 있으며, 이것은 축왜곡을 보정하는 식(2)에서 고차항을 생략하여 생기는 오차로 판단된다.

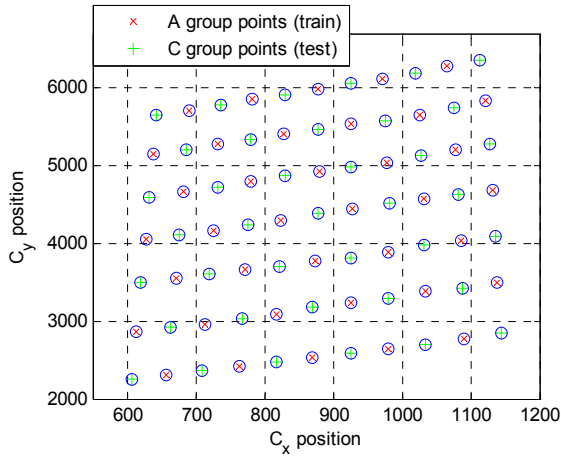


그림 6. 학습데이터의 분리
Fig. 6. Split of learning data

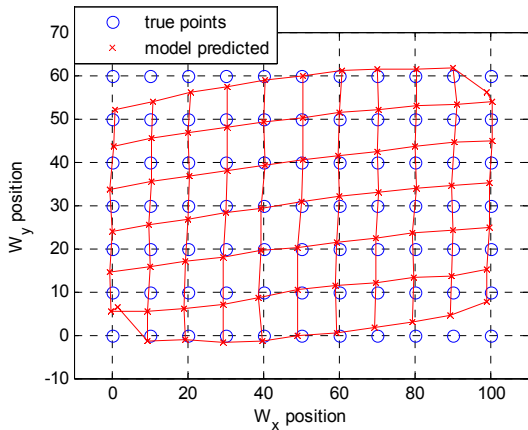


그림 7. 외재적 왜곡영상 보정 모델의 실험결과
Fig. 7. Experimental result with explicit image calibration model

표 1. 외재적 왜곡영상 보정모델의 mRMSE, mMAE, 성능지수 값
Table 1. mRMSE, mMAE, and PC values with explicit image calibration model

| Fitting method (least squares) | mRMSE | mMAE | PC |
|--------------------------------|--------------|--------------|--------------|
| Nonlinear (trust-region) | 2.499 | 1.730 | 2.115 |
| Robust (lar) | 2.647 | 1.661 | 2.154 |
| Robust (bisquare) | 2.490 | 1.720 | 2.105 |

표 2. 외재적 왜곡영상 보정 모델 W_u 의 계수 값
Table 2. Parameter values of W_u for explicit image calibration model

| Parameter of W_u | Fitting method (least squares) | | | |
|--------------------|--------------------------------|--------------|-------------------|--------|
| | Nonlinear (trust-region) | Robust (lar) | Robust (bisquare) | |
| y^{ca} | ω_{0u} | 45.080 | 45.480 | 45.080 |
| | k_1 | 1.903 | 1.260 | 1.904 |
| | k_2 | -0.698 | -0.485 | -0.702 |
| | p_1 | -0.872 | -0.819 | -0.874 |
| | p_2 | 1.344 | 1.408 | 1.339 |
| | s_1 | 1.479 | 1.419 | 1.489 |
| e_u | 49.980 | 49.850 | 49.970 | |
| y^{cc} | ω_{0u} | 45.820 | 46.250 | 45.850 |
| | k_1 | 0.372 | -0.162 | 0.329 |
| | k_2 | -0.073 | 0.062 | -0.062 |
| | p_1 | -0.719 | -0.654 | -0.707 |
| | p_2 | 1.355 | 1.267 | 1.354 |
| | s_1 | 1.220 | 1.224 | 1.211 |
| e_u | 49.910 | 49.900 | 49.900 | |

표 3. 외재적 왜곡영상 보정 모델 W_v 의 계수 값
Table 3. Parameter values of W_v for explicit image calibration model

| Parameter of W_v | | Fitting method (least squares) | | |
|--------------------|---------------|--------------------------------|--------------|-------------------|
| | | Nonlinear (trust-region) | Robust (lar) | Robust (bisquare) |
| y^{ca} | ω_{0u} | 26.540 | 27.780 | 26.770 |
| | k_1 | 5.040 | 2.590 | 4.580 |
| | k_2 | -2.758 | -1.822 | -2.604 |
| | p_1 | 0.905 | 2.306 | 0.938 |
| | p_2 | -0.413 | 0.145 | -0.407 |
| | s_1 | -1.655 | -5.311 | -1.735 |
| | e_u | 29.270 | 28.800 | 29.250 |
| y^{ac} | ω_{0u} | 27.800 | 29.18 | 28.140 |
| | k_1 | 1.895 | -0.9643 | 1.345 |
| | k_2 | -1.183 | -0.3893 | -1.048 |
| | p_1 | 0.954 | 1.936 | 0.979 |
| | p_2 | -0.389 | 0.800 | -0.376 |
| | s_1 | -1.702 | -4.831 | -1.758 |
| | e_u | 29.250 | 28.980 | 29.22 |

4.2 성능지수기반 다항식 모델 실험결과

성능지수기반 다항식 접근법으로 선정된 최종모델의 구조는 식(10)과 같으며 계수 동일화를 위한 학습방법에 따른 다항식 계수의 변화는 표 5와 표 6에 정리했다. 모델별 오차 mRMSE, mMAE와 성능지수 값을 표 4에 정리했다. 최종적으로 선정된 가장 우수한 다항식 모델은 4개의 층을 가지는 구조의 다항식에 비선형 최소자승법으로 계수를 추정한 것이다. 외재적 왜곡영상 보정 모델과 성능지수기반 다항식 모델의 성능지수 PC를 비교해 보았을 때, 외재적 왜곡영상 보정모델은 mRMSE 2.490, mMAE 1.720, PC 2.105를 가지는데 반해 제안한 성능지수기반 다항식 보정모델의 경우 mRMSE 0.223, mMAE 0.179, PC 0.201를 가지므로 성능지수기반 다항식 모델의 보정 결과가 우수함을 확인할 수 있다. 또한 최종 위치 보정 결과인 그림7과 그림8를 비교했을 때 제안한 모델링 방법이 왜곡 보정에서도 우수함을 알 수 있다.

$$W_u = p_{00} + \omega_{10}u + \omega_{11}v + \omega_{20}u^2 + \omega_{21}uv + \omega_{22}v^2 + \omega_{30}u^3 + \omega_{31}u^2v + \omega_{32}uv^2 + \omega_{33}v^3 + \omega_{43}uv^3 \quad (10)$$

$$W_v = p_{00} + \omega_{10}u + \omega_{11}v + \omega_{20}u^2 + \omega_{21}uv + \omega_{22}v^2 + \omega_{30}u^3 + \omega_{31}u^2v + \omega_{32}uv^2 + \omega_{33}v^3 + \omega_{43}uv^3$$

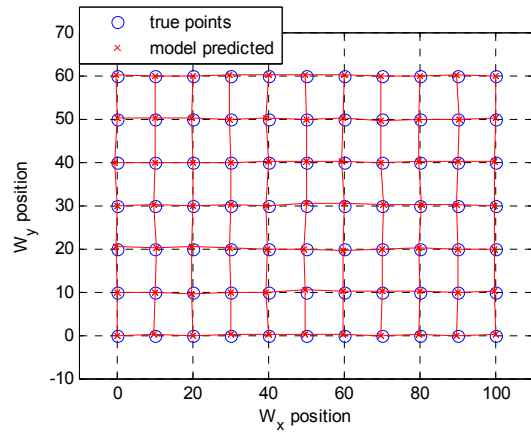


그림 8. 성능지수기반 다항식 모델의 실험결과
Fig. 8. Experimental result with performance criterion-based polynomial model

표 4. 다항식 보정 모델의 mRMSE, mMAE, PC
Table 4. mRMSE, mMAE, and PC values with polynomial calibration model

| Fitting method | Layer | mRMSE | mMAE | PC |
|--------------------------|-------|--------------|--------------|--------------|
| Nonlinear (trust-region) | 1 | 1.199 | 0.912 | 1.056 |
| | 2 | 0.271 | 0.208 | 0.240 |
| | 3 | 0.225 | 0.179 | 0.202 |
| | 4 | 0.223 | 0.179 | 0.201 |
| | 5 | 0.253 | 0.199 | 0.226 |
| | 6 | 0.295 | 0.211 | 0.253 |
| Robust (lar) | 1 | 1.212 | 0.911 | 1.061 |
| | 2 | 0.280 | 0.214 | 0.247 |
| | 3 | 0.234 | 0.188 | 0.211 |
| | 4 | 0.230 | 0.184 | 0.207 |
| | 5 | 0.288 | 0.216 | 0.252 |
| | 6 | 0.310 | 0.219 | 0.265 |
| Robust (bisquare) | 1 | 1.204 | 0.908 | 1.056 |
| | 2 | 0.281 | 0.213 | 0.247 |
| | 3 | 0.225 | 0.179 | 0.202 |
| | 4 | 0.224 | 0.180 | 0.202 |
| | 5 | 0.254 | 0.199 | 0.227 |
| | 6 | 0.296 | 0.212 | 0.254 |

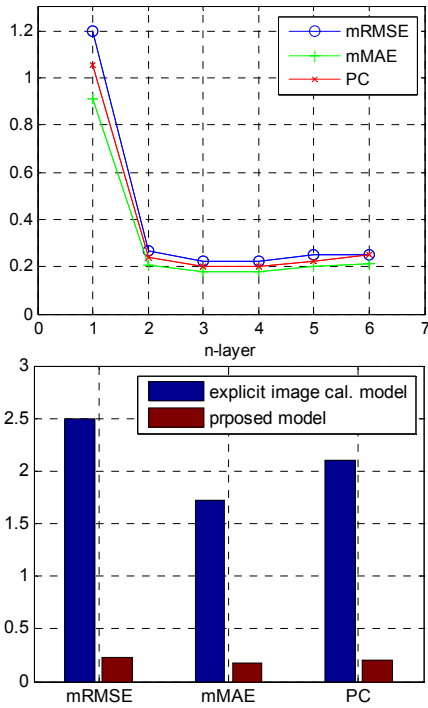


그림 9. 외재적 보정모델과 성능지수기반 다항식 모델의 성능비교
 Fig. 9. Trends of explicit calibration model and performance criterion-based poly. model

표 5. 선정된 성능지수기반 다항식 모델 W_u 계수
 Table 5. Parameter values of W_u for selected performance criterion-based polynomial model

| Parameter of W_x | | Fitting method (least squares) | | |
|--------------------|---------------|--------------------------------|--------------|-------------------|
| | | Nonlinear (trust-region) | Robust (lar) | Robust (bisquare) |
| y^{ac} | p_{00} | 50.070 | 50.110 | 50.070 |
| | ω_{10} | 45.700 | 45.590 | 45.700 |
| | ω_{11} | -1.054 | -0.930 | -1.053 |
| | ω_{20} | -1.246 | -1.284 | -1.245 |
| | ω_{21} | 2.663 | 2.683 | 2.667 |
| | ω_{22} | 0.542 | 0.500 | 0.545 |
| | ω_{30} | 0.553 | 0.608 | 0.553 |
| | ω_{31} | -0.093 | 0.141 | -0.094 |
| | ω_{32} | 0.220 | 0.356 | 0.223 |
| | ω_{33} | 0.475 | 0.328 | 0.473 |
| y^{ac} | p_{00} | 50.020 | 50.000 | 50.030 |
| | ω_{10} | 45.830 | 45.920 | 45.890 |
| | ω_{11} | -1.098 | -1.126 | -1.034 |
| | ω_{20} | -1.060 | -1.062 | -1.049 |
| | ω_{21} | 2.656 | 2.727 | 2.732 |
| | ω_{22} | 0.423 | 0.465 | 0.423 |
| | ω_{30} | 0.300 | 0.235 | 0.262 |
| | ω_{31} | 0.025 | 0.044 | 0.0329 |
| | ω_{32} | 0.281 | 0.288 | 0.291 |
| | ω_{33} | 0.4496 | 0.462 | 0.394 |
| | ω_{43} | 0.144 | 0.099 | 0.095 |

표 6. 선정된 성능지수기반 다항식 모델 W_y 계수
 Table 6. Parameter values of W_y for selected performance criterion-based polynomial model

| Parameter of W_y | | Fitting method (least squares) | | |
|--------------------|---------------|--------------------------------|--------------|-------------------|
| | | Nonlinear (trust-region) | Robust (lar) | Robust (bisquare) |
| y^{ca} | p_{00} | 28.740 | 28.790 | 28.740 |
| | ω_{10} | -5.068 | -5.105 | -5.088 |
| | ω_{11} | 28.390 | 28.260 | 28.380 |
| | ω_{20} | 0.043 | 0.032 | 0.049 |
| | ω_{21} | -0.952 | -0.932 | -0.928 |
| | ω_{22} | 1.730 | 1.679 | 1.724 |
| | ω_{30} | -0.100 | -0.056 | -0.091 |
| | ω_{31} | -0.049 | -0.018 | -0.057 |
| | ω_{32} | -0.231 | -0.270 | -0.221 |
| | ω_{33} | 0.039 | 0.142 | 0.051 |
| y^{cc} | p_{00} | 28.730 | 28.730 | 28.720 |
| | ω_{10} | -5.054 | -5.136 | -5.066 |
| | ω_{11} | 28.440 | 28.490 | 28.420 |
| | ω_{20} | 0.032 | 0.006 | 0.050 |
| | ω_{21} | -1.204 | -1.244 | -1.197 |
| | ω_{22} | 1.731 | 1.704 | 1.730 |
| | ω_{30} | -0.043 | -0.050 | -0.045 |
| | ω_{31} | -0.014 | -0.078 | -0.016 |
| | ω_{32} | -0.261 | -0.157 | -0.254 |
| | ω_{33} | 0.019 | -0.034 | 0.040 |
| | ω_{43} | -0.157 | -0.145 | -0.165 |

5. 결 론

영상장치로 획득한 왜곡영상을 보정하는 방식으로 왜곡현상이 가진 비선형성을 보다 잘 보정하기 위해서 성능지수기반 다항식 보정모델을 제안한다. 제안한 모델은 기존의 왜곡영상 보정모델보다 뛰어난 보정 성능을 가질 뿐만 아니라, 성능지수 PC를 이용한 자기 조직적 동일화 과정으로 다항식 모델 구조와 계수를 최적화함으로써 향상된 예측 성능을 보여주었다. 제안한 모델을 화살 생산 공정에서 품질측정에 필요한 과녁의 탄착점을 자동으로 측정하는 영상장치에 적용하여 그 성능을 입증하였다.

화살의 탄착점 데이터를 이용한 성능지수기반 다항식 모델은 분석 결과 그림 9에서 알 수 있듯이 4번째 층 이상의 다항식 구조는 보정성능이 오히려 좋지 않음을 알 수 있으며 제안한 성능지수가 모델의 과도학습을 분석할 수 있음을 확인할 수 있었다. 제안한 성능지수 PC는 RMSE, MAE에 교차검증법을 적용하여 시험데이터 집단의 평균 오차를 사용하였고 과도학습에 따른 모델의 성능 저하를 방지하고 최적의 성능을 가진 모델을 선정할 수 있다. 이러한 성능지수 PC는 신경망이나 퍼지이론과 결합하여 사용한다면 학습모델의 과도학습을 방지할 수 있을

것이다. 본 논문에서 제안한 방법은 왜곡영상과 물체의 비선형적인 입·출력 관계를 보정하는 효과가 뛰어나며, 모델의 구조를 고정시키는 것보다 측정환경에 맞추어 모델의 구조와 계수를 스스로 조정하는 바람직한 보정모델의 형태가 될 것으로 생각된다. 향후 과제로서 성능지수기반 다항식 모델이 외란에 대해 더욱 강한 성능을 갖도록, 더 많은 학습데이터와 외란 환경에서의 비정상적인 왜곡 현상까지 보정할 수 있는 추가적인 연구를 수행할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] J. Wang, F. Shi, J. Zhang, Y. Liu, "A new calibration model of camera lens distortion," *Pattern Recognition*, vol. 41, pp 607-615, 2008.
- [2] 김병익, 김대현, 배태욱, 김영춘, 심태은, 김덕규, "광각 카메라 영상의 보정을 위한 자동 정합 좌표 추출 방법," *멀티미디어학회 논문지*, vol. 13, no. 3, pp. 410-416, 2010.
- [3] S.-B. Roh, S.-K. Oh, W. Pedrycz, "A fuzzy ensemble of parallel polynomial neural networks with information granules formed by fuzzy clustering," *Knowledge-Based Systems*, vol. 23, pp. 202-219, 2010.
- [4] W. Yu, "Image-based lens geometric distortion correction using minimization of average bicoherence index," *Pattern Recognition*, vol. 37, pp. 1175-1187, 2004.
- [5] Y. Bai, D. Wang, "Improve the Position Measurement Accuracy Using A Dynamic On-Line Fuzzy Interpolation Technique," *International Symposium on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMS2003)*, pp. 29-31, 2003.
- [6] Y. Bai, D. Wang, "On the Comparison of Trilinear, Cubic Spline, and Fuzzy Interpolation Methods in the High-Accuracy Measurements," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 18, no. 5, pp. 1016-1022, 2010.
- [7] Y. Chen, Y. Chang, and B. Chen., "Fuzzy solutions to partial differential equations: Adaptive approach," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 17, no. 1, pp. 116-127, 2009.
- [8] C. R.-Viala, A.-J. S.-Salmeron, "Robust metric calibration of non-linear camera lens distortion," *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 1688-1699, 2010.
- [9] 김기영, 우운택, "실감 콘텐츠 생성을 위한 분해법 기반 다수 카메라 시스템 자동 보정 알고리즘," *방송공학회 논문지*, vol. 11, no. 4, pp. 495-506, 2006.
- [10] 박민기, "퍼지 모델을 이용한 카메라 보정에 관한 연구," *한국지능시스템학회 논문지*, vol. 11, no. 5, pp. 413-418, 2001.
- [11] J. Su, "Camera calibration based on receptive fields," *Pattern Recognition*, vol. 40, pp. 2837-2845, 2007.
- [12] X. Chen, J. Xi, Y. Jin, J. Sun, "Accurate calibration

for a camera-projector measurement system based on structured light projection," *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 47, pp. 310-319, 2009.

- [13] 임준식, 김수형, 박상철, "간편 영상 인식을 위한 텍스트 영역 왜곡 보정," *정보과학회논문지*, vol. 38, no. 9, pp. 470-476, 2011.
- [14] Y. V. Venkatesh, S. K. Raja, A. J. Kumar, "On the Application of a Modified Self-Organizing Neural Network to Estimate Stereo Disparity," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 16, no. 11, pp. 2822-2829, 2007.

저 자 소 개



백 경 동 (Gyeongdong Baek)
 2006년: 부산대학교
 전자전기정보컴퓨터공학부(공학사)
 2008년: 부산대학교 전기공학과(공학석사)
 2008년~현재: 동대학원 전자전기공학과
 박사과정
 관심분야 : 고장진단, 지능시스템, 신호처리
 E-mail : gdbaek@pusan.ac.kr



천 성 표 (Seong-Pyo Cheon)
 2001년: 부산대학교 전기공학과
 (공학석사)
 2009년: 부산대학교 전기공학과
 (공학박사)
 2010년: (재)경남테크노파크 선임연구원
 2010년~현재: 영진전문대학 신재생에너지
 전기계열 전임강사
 관심분야 : 기계학습, 지능시스템, 공정진단/자동화
 E-mail : spcheon@yjc.ac.kr



김 수 대 (Sudaek Kim)
 2010년: 부산대학교
 전자전기정보컴퓨터공학부(공학사)
 2010년~현재: 동대학원
 전자전기공학과
 석사과정
 관심분야 : 체프에코, 패턴인식 데이터마이닝, 지능제어
 E-mail : kimsudaek@pusan.ac.kr



김 성 신 (Sungshin Kim)
 1986년: 연세대학교 전기공학과
 (공학석사)
 1996년: Georgia Inst. of Technology,
 전기및컴퓨터공학과(공학박사)
 1998년~현재: 부산대학교
 전자전기공학부 교수

관심분야 : 지능시스템, 지능형로봇, 고장 예측 및 진단
 E-mail : sskim@pusan.ac.kr