

소형 머신 비전 검사 장비에 기반한 O링 치수 측정[†]

(O-ring Size Measurement Based on a Small Machine Vision Inspection Equipment)

정 유 수¹⁾, 박 길 흠²⁾
(YouSoo Jung and Kil-Houm Park)

요 약 본 논문은 O링의 치수 측정에 있어 고가의 대·중형 머신비전 장비를 대체할 수 있는 소형 머신 비전 검사 장비에 기반한 O링 부품 내·외경 측정 알고리즘을 제안한다. 백라이트 조명하에 하나의 CCD 카메라를 이용하여 측정 평면으로 부터 영상을 획득하는 소형 머신 비전 검사장비에 의해 획득된 영상을 제안한 영상처리 기법 알고리즘을 이용하여 O링의 외경 및 내경치수를 측정한다. 치수 측정의 정확도를 높이기 위해 렌즈계 왜곡 보정과 원근 왜곡 보정을 소프트웨어적 기법으로 보정 하였고 O링 형상을 고려하여 타원정합 모델을 적용하였으며 보다 타원 정합의 신뢰성을 높이기 위해 RANSAC알고리즘을 적용하였다.

핵심주제어 : O링, 치수 측정, 머신 비전 검사 장비

Abstract In this paper, O-ring size measurement algorithm based on a small machine vision inspection equipment which can replace a expensive and large machine vision inspection equipment is presented. The small machine vision inspection equipment acquires a image from a CCD camera shooting a measurement plane which located on a back light and the proposed size measurement algorithm is apply to the image. For improvement of size measurement accuracy, camera lens distortion correction and perspective distortion correction are conducted by software technique. Consider O-ring's shape, ellipse fitting model is applied. In order to increase the reliability of ellipse fitting, RANSAC algorithm is applied.

Key Words : O-ring, Size Measurement, Vision Inspection Equipment

1. 서 론

O링(O-Ring)은 원환체 형태의 합성고무 혹은 내열성 플라스틱으로 만들어진 부품으로써 유체 및 기체의 누출을 방지하는 목적으로 자동차 엔진의 실린더,

반도체 제조 공정 등 진 사업 분야에 폭넓게 사용된다. O링의 품질 불량은 O링의 수명 및 밀폐효과에 큰 영향을 미치고 이는 유체 및 기체의 누출과 직결되기 때문에 안정성, 경제상의 위험을 피하기 위해 O링의 품질관리는 매우 중요하다. 하지만 대량생산 되고, 크기가 다양한 부품을 검수함에 있어 검사자(inspector)의 육안검사에 의한 진수검사의 한계성은 불가피하다 [1]. 때문에 CCD 카메라로부터 획득된 영상으로 부품의 불량유무를 자동으로 판단하는 머신비전(machine

[†] 본 논문은 산업단지공단에서 지원하는 고속영상처리기술 융합형 고정밀 소형 자동차부품 품질검사기 개발의 연구수행으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

1) 경북대학교 전자공학부, 제1저자

2) 경북대학교 전자공학부, 교신저자

vision) 기반의 검사자동화 시스템 개발이 활발히 진행 중이며, 실제로 여러 산업체에서 검수의 신뢰성과 속도 향상에 의한 생산성 향상을 꾀하기 위해 대·중형 머신비전 검사 장비를 사용하고 있다.

하지만 대·중형 검사장비는 고가일 뿐만 아니라 여러 가지 부품에 대해 범용으로 사용 할 수 있도록 만들어지기 때문에 몇 가지 부품만 대량생산하는 산업체에 있어 불필요한 기능이 많이 포함되어 있다. 또한 산업체에서 측정하고자 하는 불량 외에 불필요한 불량검사를 수행하게 된다. 이는 산업체 입장에서 불필요한 지출이다. 또 산업체의 생산설비상황을 반영하지 못하고 만들어지기 때문에 검수 장비를 활용하는데 있어 비효율적인 과정이 발생 할 수 있다. 실제로 산업체에서 생산설비 구축시 대형 검사 장비의 크기를 고려하지 못하고 설비 후에 검사 장비를 구비하여 생산설비와 검수장비까지 라인화가 이루어지지 못해 검사장비가 생산설비와 다른 위치에 있는 등의 문제로 비효율적인 과정이 발생하며 이는 짧은 시간동안 많은 부품을 만들어내는 대량생산 산업체에 있어 큰 장애 요소이다.

특히 O링 부품을 생산하는 산업체에 있어 O링을 찍어 내는 금형의 닳음 정도를 판단하기 위한 금형검사나 생산된 부품에 대하여 임의의 샘플을 뽑아 검사하는 샘플 검사등 해당 부품의 치수 정보만을 필요로 하는 상황이 발생한다. 하지만 치수 측정만을 위해 대·중형 검사 장비를 사용하면 앞서 언급한 것처럼 관심 밖의 불량 까지 모두 검사해야 하는 등의 비효율적인 과정이 발생하므로 소형 비전 검사 장비를 이용하여 다른 불량을 고려치 않고 수치 측정만을 수행하는 기법에 대한 수요가 있다.

머신 비전 기반의 수치 측정 연구 동향을 보면, Junchai Gao등은 수치 측정에 있어 카메라 캘리브레이션(Camera Calibration) 기법에 관한 연구를 하였으며 He Junji등은 벽돌의 수치측정을 위한 머신비전 기반 시스템에 관한 연구를 하였다[2-3] 또한 Zhiyoung Lei등은 고무셀(Rubber seals)의 수치를 측정하기 위한 영상처리 알고리즘을 연구하였다[4]. 국내의 연구동향으로 양일등등은 N각형 탐색 기법을 이용한 개선된 원 추출 기법을 연구하였으며, 정하형등은 머신 비전 기반 톨 프리세터를 이용한 정밀 수치측정을 연구하였다[5-6].

본 논문은 소형 머신 비전 검사 장비에 기반한 O링

의 외경, 내경 치수 검수에 특화된 알고리즘을 제안한다. O링의 내·외경 측정치수의 정확성을 높이기 위해서는 다양한 이유로 발생하는 영상 왜곡을 정확히 보정하는 기법이 반드시 적용 되어야 한다. 특히 카메라 렌즈계 왜곡 보정(Camera Distortion Correction)은 치수 측정에 있어 많은 사람들이 적용하고 있다[2]. 본 논문에서는 Zhang의 카메라 캘리브레이션[7] 기법을 사용하여 카메라 내부 행렬(intrinsic matrix)과 왜곡 계수(distortion coefficient)를 계산하여 카메라 렌즈계 왜곡을 보정하였다. 치수측정 정확도를 떨어뜨리는 요인에는 렌즈계 왜곡 외에도 카메라와 측정평면이 수직을 이루지 않아 발생 할 수 있는 원근 왜곡이 있다. Junji는 치수 측정의 정확도를 높이기 위해 원근 왜곡을 호모그래피(homography)를 적용하여 보정하였다[2]. 본 논문에서는 원근 왜곡을 보정하기 위해 호모그래피의 일환인 원근 변환(Perspective Transformation) 기법을 적용한다.

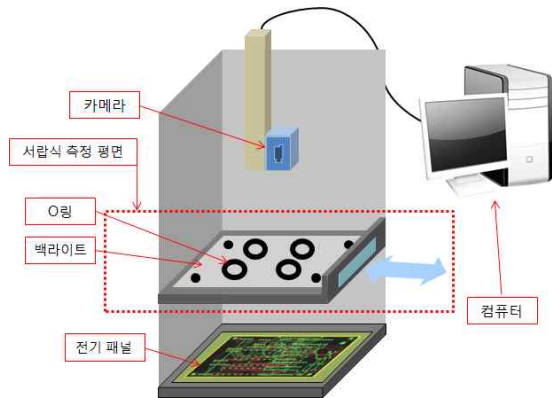
치수측정 정확도 향상을 위해 앞서 언급한 두가지 왜곡을 보정 한후 RANSAC 알고리즘을 이용한 타원정합을[8-9] 적용하는 일련의 과정을 제안 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 검사장비의 시스템에 대해서 서술하고 3장에서는 검사 알고리즘에 대해 살펴본다. 4장에서는 실험을 통해 제안하는 검사 알고리즘의 성능을 증명하고자 한다. 그리고 5장에서 결론을 맺는다.

2. 검사장비 시스템

<Fig. 1>은 소형 머신비전 검사장비 시스템의 구조이다. 디스플레이 장치, 카메라, 서랍식 측정 평면, 백라이트, 전기 패널로 구성 된다.

카메라는 서랍식 측정 평면을 향하고 있으며 서랍이 닫힌 상태에서 측정 평면 위에 놓여있는 O링 부품의 영상을 획득한다. 서랍식 측정 평면에는 원근 변환을 위한 4개의 기준점이 표시되어

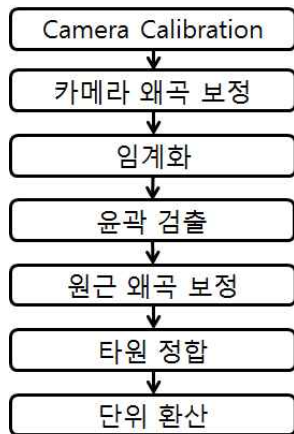


<Fig. 1> Structure of Small Machine Vision Inspection Equipment System

있으며 이 기준점들이 이루는 사각형 내부에 부품이 위치한다. 또한 서랍식 측정평면의 아래에는 백라이트 조명이 위치하여 그림자와 노이즈가 감소된 영상을 획득할 수 있다. 획득된 영상은 컴퓨터로 전송되어 검사 알고리즘이 적용 된다.

3. 검사 알고리즘

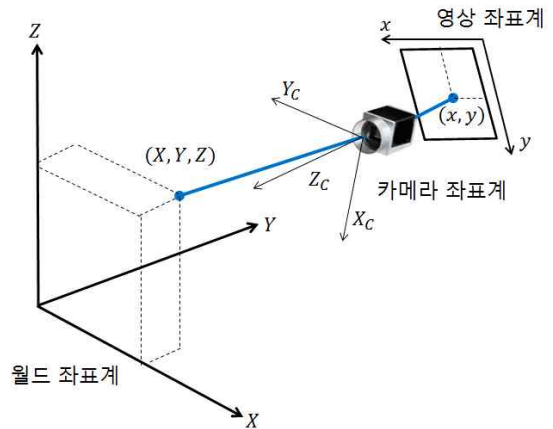
<Fig. 2>는 제안하는 O링 내·외경 치수측정 알고리즘의 흐름도이다.



<Fig. 2> Proposed Algorithm Flow Chart

3.1 카메라 캘리브레이션 (Camera Calibration)

카메라 캘리브레이션은 카메라 왜곡 보정을 위한 단계로써 <Fig. 3>과 같이 월드 좌표계(World coordinate system)인 3차원 공간상의 점들이 카메라 좌표계(Camera coordinate system)를 거쳐 2차원 영상 평면에 투사되는 변환관계에 있어 그 파라미터를 찾는 과정이다.



<Fig. 3> Camera Coordinate System Transform Modeling

특히 핀홀(pinhole) 카메라의 경우 앞서 설명한 변환관계를 식(3.1)로 모델링 할 수 있다.

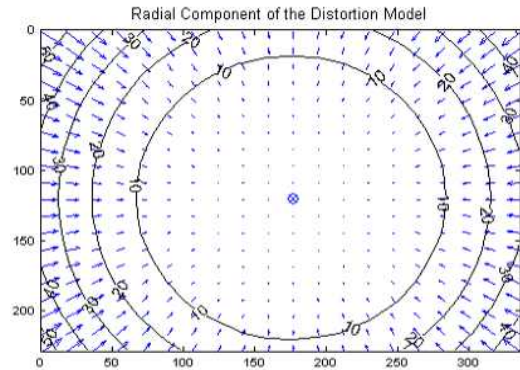
$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & skew & c_x & c_x \\ 0 & f_y & c_y & \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$= A[R | t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}$$

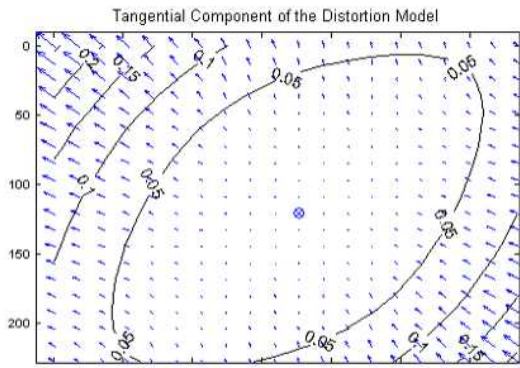
여기서, (X, Y, Z) 는 월드 좌표계 위로 임의의 한점을 의미하며, $[R | t]$ 는 월드 좌표계를 회전과 이동으로 카메라 좌표계로 변환행렬이며 이는 카메라 외부 파라미터에 해당된다. A는 camera matrix라고 부르며 카메라 내부 파라미터에 해당된다. 카메라 내부 파라미터 A는 초점거리(focal length)인 f_x, f_y 와 주점(principal point)인 c_x, c_y 와 비대칭계수(skew coefficient)인 $skew_c$ 로 구성된다.

3.2 카메라 왜곡 보정 (Camera Distortion Correction)

시야각(FOV)이 넓은 광각렌즈나 초광각 렌즈는 넓은 범위를 측정할 수 있지만 이로 인해 영상왜곡이 생길 수 있다. 왜곡의 종류로는 볼록렌즈의 굴절률에 의한 방사왜곡(radial distrotion)과 카메라 렌즈와 센서의 중심과의 수평 수직이 맞지 않아 발생 하는 접선왜곡(tangential distortion)이 있다. <Fig. 4(a)>는 방사왜곡을 나타내며 영상 중심으로부터의 거리에 비례해 왜곡정도가 나타난다[11]. 접선 왜곡은 <Fig. 4(b)>와 같이 나타나며 영상중심을 중심으로 하는 타원형 형태로 왜곡 분포가 형성된다.



(a) 방사왜곡



(b) 접선 왜곡

<Fig. 4> Type of Camera Lens Distortion

방사 왜곡의 경우 카메라 내부 파라미터의 영향이 제거된 정규화된 영상 평면(normalized image plane) 위의 임의의 한점 x, y 에 대해 왜곡된 좌표($x_{distorted}$,

$y_{distorted}$)를 테일러급수를 사용하여 식 (3.2)과 같이 모델링하여 추정 할 수 있다.

$$\begin{aligned} x_{distorted} &= x(1 + k_1r^2 + k_2r^4) \\ y_{distorted} &= y(1 + k_1r^2 + k_2r^4) \end{aligned} \quad (3.2)$$

r 은 영상중심으로부터 (x, y) 까지 거리 $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ 이다.

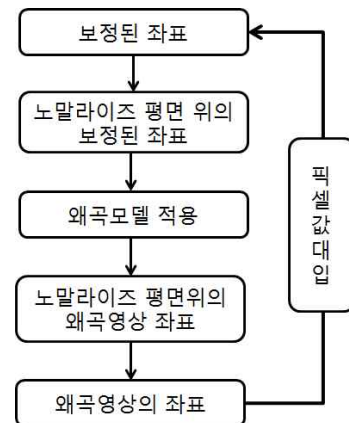
접선왜곡은 D.C.Brown의 기법[10]을 사용하여 식 (3.3) 와 같이 p_1 과 p_2 를 파라메타로 가지는 수식으로 모델링 할 수 있다.

$$\begin{aligned} x_{distorted} &= x[2p_1y + p_2(r^2 + 2x^2)] \\ y_{distorted} &= y[2p_2x + p_1(r^2 + 2y^2)] \end{aligned} \quad (3.3)$$

식 (3.2)과 식 (3.3)를 이용하여 최종적으로 카메라 렌즈계 왜곡은 식(3.4)로 모델링 할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_{distorted} \\ y_{distorted} \end{bmatrix} = (1 + k_1r^2 + k_2r^4) \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2p_1xy + p_2(r^2 + 2x^2) \\ p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2xy \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

계산된 파라미터들로부터 카메라 영상왜곡 모델을 적용하여 이를 보정하는 과정을 <Fig. 5>로 나타내었다.



<Fig. 5> Camera Lens Distortion Correction Flow Chart

왜곡 없는 영상 위의 한점 $(x_{corrected}, y_{corrected})$ 에 대응되는 정규화된 평면 위로의 좌표 $(x_{n_corrected}, y_{n_corrected})$ 를 카메라 내부행렬의 역행렬을 사용하여 식 (3.5)와 같이 구한다.

$$\begin{bmatrix} x_{corrected} \\ y_{n_corrected} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & skew & c_f & c_x \\ 0 & f_y & c_y & \\ 0 & 0 & 1 & \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_{corrected} \\ y_{corrected} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

정규화된 평면상에서 식(3.4)의 왜곡모델을 적용하여 왜곡된 좌표 (x_n, y_n) 를 구한다. 다음 단계는 정규화된 평면위에서 왜곡된 좌표를 실제 영상위의 좌표로 변환하는 것이다. 이는 내부행렬을 사용하여 식 (3.6)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x_{distorted} \\ y_{distorted} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & skew & c_f & c_x \\ 0 & f_y & c_y & \\ 0 & 0 & 1 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{n_distorted} \\ y_{n_distorted} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

위와 같은 일련의 좌표계 변환 과정을 거친 후 주어진 보정된 좌표 $(x_{corrected}, y_{corrected})$ 에 왜곡 모델이 적용된 좌표 $(x_{distorted}, y_{distorted})$ 의 픽셀 값을 대입 해주면 최종적으로 왜곡이 보정된 영상을 얻을 수 있다.

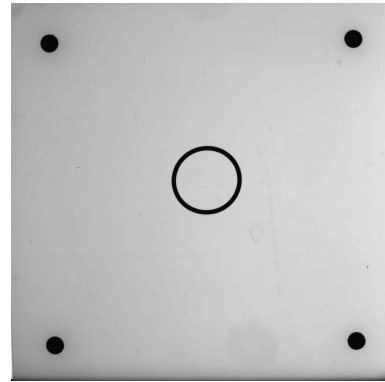
3.3 임계치 적용(Threshold)

입력 영상의 화소에 대해 밝기값이 임계값(threshold value) 이상의 경우 해당 화소의 밝기값을 0(검은 픽셀) 그 외의 경우는 255(흰 픽셀)로 대응시킴으로써 반전된 이진화 영상을 얻었다. 입력 영상 f 의 임의의 한픽셀 (x, y) 에 대해 임계값 T 를 적용한 임계화 영상 g 를 식으로 나타내면 다음과 같다.

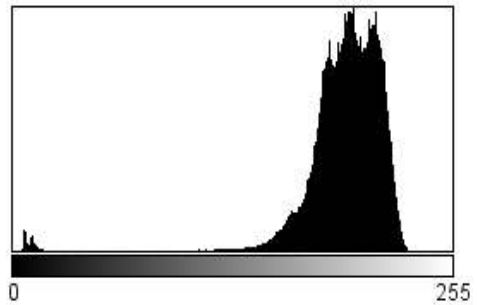
$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 255 & \text{if } f(x, y) < T \end{cases} \quad (3.7)$$

임계화의 목적은 원본 영상에 있어 오링영역에 해당되는 픽셀을 유지하며 배경영역의 정보를 버리는 것에 있다. 임계값을 어떻게 선택하느냐에 따라 목적 달성 여부가 정해지기 때문에 임계값 선택 방법은 매우

중요하다.



(a) 원본 영상



(b) 히스토그램

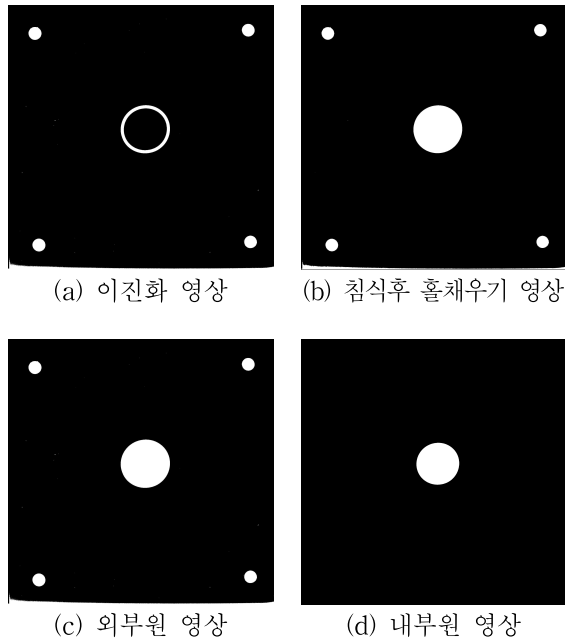
<Fig. 6> Original Image And Histogram

본 논문에서는 원본영상 <Fig. 6(a)>에 대해 그 히스토그램이 <Fig. 6(b)>와 같이 쌍봉형임을 감안하여 영상 내 가장 어두운 값과 가장 밝은 값의 평균을 이용하는 방법[12]을 적용하였다.

3.4 윤곽 검출

이진화된 O링 영상을 외부원 영상과 내부원 영상으로 분리하여 각각에 대해 윤곽선을 검출하였다. 영상 분리 방법은 다음과 같다.

우선 이진화 영상에 대해 침식(Erosion) 연산을 3×3 마스크로 수행한 후 홀채우기(hole filling)기법을 사용하여 <Fig. 7(b)>를 얻는다. <Fig. 7(c)>는 <Fig. 7(b)> 영상에 이진화 영상을 더한 외부원 영상이고 <Fig. 7(d)>는 <Fig. 7(b)>영상에 이진화 영상을 뺀 내부원 영상이다. 분리된 각 영상을 라벨링(labeling)한 후 각 라벨링된 객체의 화소 대하여 4인접 이웃에 해



<Fig. 7> Image Separating of Outer Circle and Inner Circle

당하는 화소중 하나라도 밝기 값이 0이라면 윤곽선으로 추출해 내는 기법을 사용하였다. 라벨링된 윤곽소에 대해 다음과정을 적용한다.

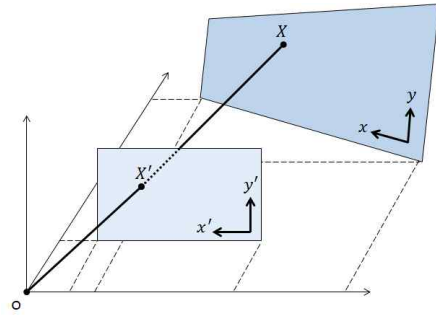
3.5 원근 왜곡 보정

평면 물체와 카메라 평면의 각도에 따라 영상 평면에 투영되는 모양은 다르게 나타난다. 즉 O링의 크기는 일정하지만, 카메라와 물체와의 거리, 각도에 따라 다르게 투영된다. 이러한 두 개의 평면을 매핑 하는 변환으로써 <Fig. 8>과 같이 세 점이 일직선상에 놓이면 변환 후 세 점도 직선상에 놓일 때 이 변환을 투영변환(projective transformation)이라 한다. 투영 변환은 선형변환으로 아래와 같이 수식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \\ e & f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

여기서 $\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \\ e & f \end{bmatrix}$ 는 $\times 3$ 행렬이며 x, y 는 변환전 영상의 좌

표를 의미하고 x', y' 은 변환후 영상의 좌표를 의미한다. 행렬 H 의 원소 $h_1, h_2, h_3, \dots, h_9$ 는 DLT (The Direct Linear Transform) 알고리즘을 사용하여 계산할 수 있다[13]. DLT 알고리즘을 적용하여 행렬 H 의 원소를 계산하려면 최소 4쌍 이상의 대응점들이 필요하다.



<Fig. 8> Mapping of Two Planes

<Fig. 7(c)> 외부원 영상에서 추출한 윤곽선 화소중 영상내 최외각에 있는 4개의 기준점의 윤곽선 화소의 무게중심점을 4개의 특징점으로 이용하였다. 그리고 이에 대응되는 투영 평면에 특징점은 앞서 계산한 4점이 이루는 사각형의 가로길이의 평균으로 구성되는 정사각형의 네 꼭지점으로 정하였다. 이 정사각형에서 한변의 픽셀수는 측정평면위의 기준점들 사이의 실제 길이(단위:mm)에 대응되며 이 값은 이미 알고 있기 때문에 실제길이를 대응되는 화소수로 나누어줌으로써 mm/pixel(단위 화소 당 실제길이)를 구할 수 있다. 검사알고리즘의 마지막단계인 단위 환산시에 mm/pixel값 이용하여 화소단위로 측정된 O링 수치를 mm단위로 환산할 수 있다. 계산된 투영 변환 행렬에 대해서 식 3.9를 사용하여 원근 변환을 할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1x + h_2y + h_3 \\ h_4x + h_5y + h_6 \\ h_7x + h_8y + h_9 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

3.6 타원 정합(Ellipse Fitting)

타원 정합에 있어 타원 파라미터 계산은 최소자승법(least square solution)을 사용하였으며 RANSAC 알고리즘으로 최적해를 구하였다. 타원 방정식의 일반형은 식 (3.10)과 같다.

$$x^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f = 0 \quad (3.10)$$

식의 양변을 a 로 나누고 정리 하여 식 (3.11)와 같이 만들 수 있다.

$$b'xy + c'y^2 + d'x + e'y + f' = -x^2 \quad (3.11)$$

위 식에서 $b' = b/a, c' = c/a, d' = d/a, e' = e/a, f' = f/a$ 이다. 식 (3.11)에 n 개의 데이터 (타원 정합을 하기 위한 좌표 데이터 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_n, y_n)$)을 대입하여 만들어지는 식을 행렬로 표시하면 식(3.12)과 같다.

$$\begin{bmatrix} x_1 y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n y_n & y_n^2 & x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b' \\ c' \\ d' \\ e' \\ f' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_1^2 \\ \vdots \\ -x_n^2 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

식 (3.12)가 $Ax = B$ 꼴임을 감안하여 Moore-Penrose pseudo-inverse 기법을[14] 이용하면 해 p 는 식 (3.13)와 같이 구할 수 있다. 단 이때 데이터의 개수 N 은 5 이상 이어야 한다.

$$p = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (3.13)$$

이때 타원 파라미터인 중심좌표 (c_x, c_y) , 가로축 w , 세로축 h , 타원의 회전 각도 θ 는 다음과 같이 식 (3.14)의 해로부터 계산 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \theta &= \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{b}{a-c} \right) \\ c_x &= \frac{2cd - be}{b_2 - 4ac} \\ c_y &= \frac{2ae - bd}{b_2 - 4ac} \\ w &= \frac{ac_x^2 + bc_x c_y + cc_y^2 - f}{a \cos^2 \theta + b \cos \theta \sin \theta + c \sin^2 \theta} \\ h &= \sqrt{\frac{ac_x^2 + bc_x c_y + cc_y^2 - f}{a \cos^2 \theta - b \cos \theta \sin \theta + c \sin^2 \theta}} \end{aligned} \quad (3.14)$$

식 (3.14)로부터 구한 타원 파라미터를 사용하여 식 (3.15)과 같이 타원 모델을 구할 수 있다.

$$\frac{(x-c_x)^2}{w} + \frac{(y-c_y)^2}{h^2} = 0, \quad (3.15)$$

θ : 원이 회전한 각도

하지만 위에서 구한 타원 모델은 입력 데이터의 양질에 따라 그 결과가 부정확 할 수 있다. 때문에 랜덤 샘플링에 의해 유효하지 않는 데이터를 모델에 포함시키지 않음으로 최적 해를 구할 수 있는 RANSAC 알고리즘으로 최적해를 찾았다. 우선 타원 모델 파라미터를 결정하는 최소한의 데이터인 5개의 점을 랜덤으로 선택 한다. 5개의 점에 대해 앞서 사용한 최소자승법을 사용하여 모델 파라미터를 구한다. 이미지의 모든 데이터에 대해서 타원과 데이터 사이의 거리가 미리 결정해놓은 허용량 보다 작은 데이터의 수를 구한다. 허용치 안에 들어가는 데이터를 인라이어(inlier)라고 하며, 경계 밖의 데이터를 아웃라이어(outlier)라고 한다. 전체 데이터에서 인라이어의 차지하는 비율이 일정 수준(threshold)이상이면 인라이어 들만 가지고 다시 모델 파라미터를 결정하여 최적의 파라미터를 찾는다. 인라이어의 비율이 일정 수준보다 작으면 다시 랜덤으로 데이터를 선택해 앞의 과정을 반복한다. 반복수의 최대한을 M 회로 한정짓는다. M 은 인라이어의 발생할 확률과 시행 후에 성공할 확률을 고려하여 수식적으로 정할 수 있다.

3.7 내·외경 계산 및 실제 길이로 환산 (Convert Pixel to mm)

외경 및 내경의 길이는 정합된 타원 모델의 장축과 단축의 평균으로 계산하였다. 이때 계산된 내·외경의 길이의 단위는 픽셀(Pixel)이기 때문에 원근변환 과정에서 계산된 mm/pixel 값을 곱하여 실제 길이로 환산해 주었다. mm/pixel의 값은 사전에 그 반지름의 길이를 정확히 알고 있는 원을 촬영하여 실제길이를 측정된 픽셀 개수로 나누어 구할 수 있다.

4. 실험 및 고찰

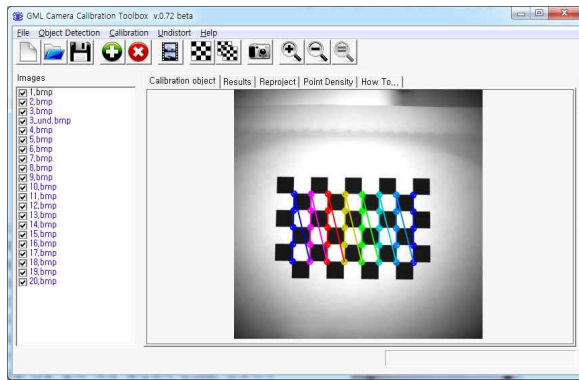
소형 검사장비 시스템하에 Basler acA2040- 25gm 카메라를 이용 하였다. 카메라로 부터 획득된 영상은 흑백영상(gray image)이며 화소수는 2048 2048 이다. 실험용 PC는 Inter Core i7 CPU와 4G Byte memory 의 사양이며, 카메라 캘리브레이션 툴인 GML Camera Calibration 프로그램을 이용하여 카메라 내부 행렬과 렌즈 왜곡계수를 계산하였다.[15] Visual Studio 2010 컴파일러, OpenCV(Open Source Computer Vision)라이브러리를 사용하여 제안한 알고리즘을 실험하였다.

Camera Calibration 프로그램이 계산한 카메라 내부 파라미터와 왜곡계수이다.

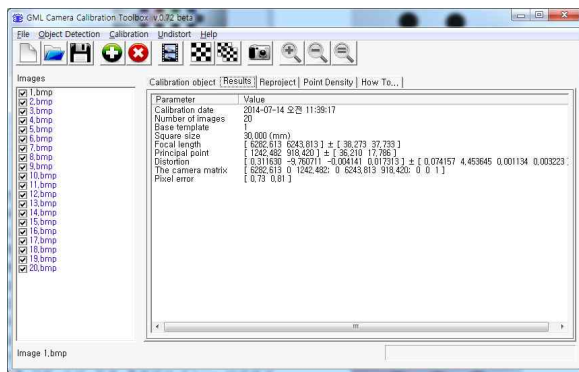
실험에서 사용한 Basler acA2040- 25gm 카메라의 경우 내부 파라미터와 왜곡 계수가 <Table 1>과 같이 계산 되었으며 계산된 수치를 이용하여 제안한 알고리즘의 성능을 실험하기 위해 구현한 프로그램 화면을 <Fig. 10> 와 같이 나타내었다.

<Table 1> Basler acA2040- 25gm camera's camera matrix and distortion coefficient

내부 파라미터	왜곡 계수
$\begin{pmatrix} 6282.613 & 0 & 1242.482 \\ 0 & 6243.813 & 918.420 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$	$k = 0.311630$
	$k_2 = -9.760711$
	$p_1 = -0.004141$
	$p_2 = 0.017313$



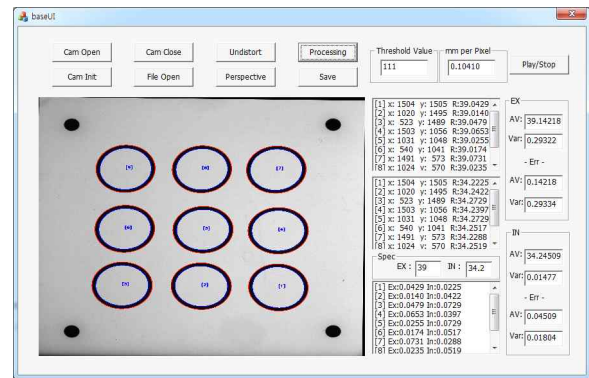
(a) GML Camera Calibration 프로그램



(b) 계산된 내부 파라미터 와 왜곡계수

<Fig. 9> Camera Calibration

실험에 앞서 카메라의 내부 파라미터와 왜곡 계수를 구하기 위해 한 번이 30mm 정사각형으로 이루어진 6×9 체스보드를 다양한 초점 거리와 각도 20번 촬영하여 GML Camera Calibration 프로그램에의 입력영상으로 활용하였다. <Fig. 9(a)>는 GML Camera Calibration 프로그램 화면이며 <Fig. 9(b)>는 GML



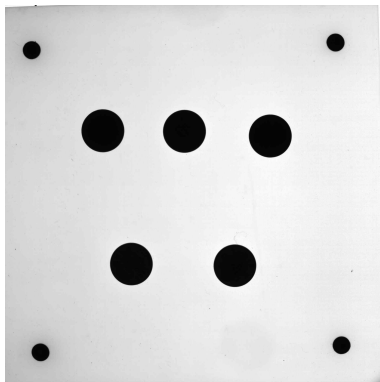
<Fig. 10> Experiment Program

4.1 동전을 이용한 실측치와 비교(실험 1)

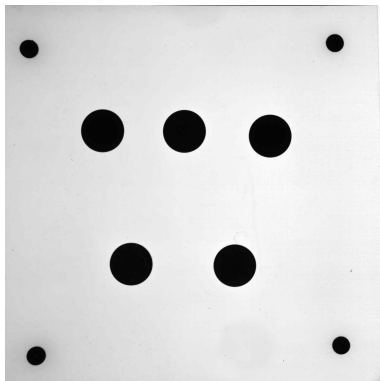
<Fig. 11(a)>는 지름이 24mm인 동전을 측정 평면 위에 위치하여 획득한 실험 영상이다. <Table 1>에서 계산된 수치를 이용하여 카메라 왜곡을 보정한 결과를 <Fig. 11(b)>에 나타내었다. <Fig. 11(c)>는 <Fig. 11(b)>에 대하여 원근 왜곡을 보정한 영상이다. 실제 원근 왜곡 보정은 좌표계 연산으로 처리하여 영상으로 그 결과가 나타나지 않으나 실험과정 및 보정 효과를 관찰하기 위해 나타내었다. 이후 RANSAC 알고리즘을 이용한 타원 정합과정을 거쳐 직경을 측정하였다.

<Table 2>는 실험 1에서 각 보정에 따라 RANSAC 이용한 타원정합을 적용하여 치수를 측정된 치수측정

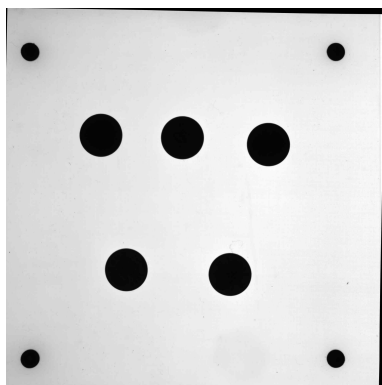
결과이다. 카메라에 의한 왜곡 보정 후 원근왜곡 보정을 적용한 치수측정결과가 신뢰도를 가짐을 알 수 있다. 측정값과 실측치의 오차가 0.1mm 내에 있으며 이는 원근 변환시에 계산된 mm/pixel값이 0.10410임을 감안 하였을 때 한 픽셀 이하의 오차에 해당한다.



(a) 원본 영상



(b) 카메라 왜곡 보정 영상



(c) 원근 왜곡 보정 영상

<Fig. 11> Experiment I

<Table 2> Sizes measured by each Correction

(a) 보정단계 없음

No.	측정치	실측치	오차
(1)	23.9108	24	0.0892
(2)	23.9551	24	0.0449
(3)	24.0921	24	0.0921
(4)	24.0862	24	0.0862
(5)	24.1081	24	0.1081

(단위 :mm)

(b) 카메라 왜곡 보정

No.	측정치	실측치	오차
(1)	23.8689	24	0.1311
(2)	24.0214	24	0.0214
(3)	24.0177	24	0.0177
(4)	24.0779	24	0.0779
(5)	24.1757	24	0.1757

(단위 :mm)

(c) 원근 왜곡 보정

No.	측정치	실측치	오차
(1)	24.0266	24	0.0266
(2)	24.1054	24	0.1054
(3)	24.0815	24	0.0815
(4)	24.0866	24	0.866
(5)	24.0431	24	0.0431

(단위 :mm)

(d) 카메라 왜곡보정 후 원근 왜곡 보정

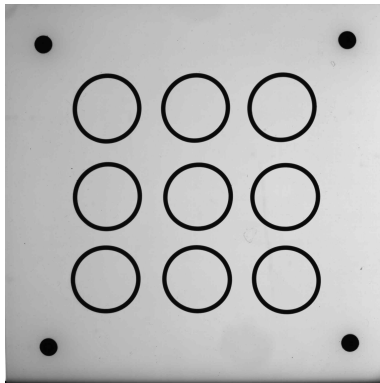
No.	측정치	실측치	오차
(1)	24.0265	24	0.0265
(2)	24.0846	24	0.0846
(3)	24.0546	24	0.0546
(4)	24.0595	24	0.0595
(5)	24.0905	24	0.0905

(단위 :mm)

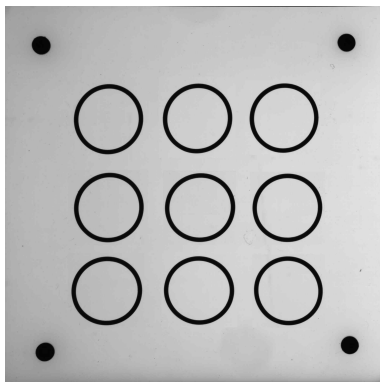
4.2 O링을 이용한 치수측정 결과(실험 2)

<Fig. 12(a)>는 시판 되고 있는 동일한 내·외경을

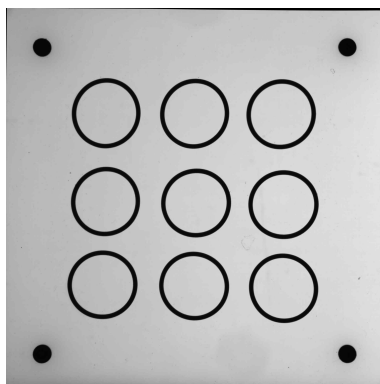
가지고 있는 9개의 O링을 측정평면에 위치한 후 획득한 실험 영상이다. 실험 1과 같이 카메라 왜곡과 원근 왜곡 보정 단계에 해당되는 영상을 <Fig. 12(b)>와 <Fig. 12(c)>에 나타내었다.



(a) 원본 영상



(b) 카메라 왜곡 보정 영상



(c) 원근 왜곡 보정 영상

<Fig. 12> Experiment II

<Table 3> Sizes measured by each Correction

(a) 보정단계 없음

No.	외경	내경
(1)	39.1956	34.4019
(2)	39.0393	34.1836
(3)	39.0989	34.2974
(4)	39.1538	34.3720
(5)	39.2629	34.4426
(6)	39.2027	34.3386
(7)	39.2456	34.3836
(8)	39.3236	34.4928
(9)	38.9392	34.1735

(단위 :mm)

(b) 카메라 왜곡 보정

No.	외경	내경
(1)	39.2188	34.3934
(2)	38.9733	34.1190
(3)	38.9284	34.1468
(4)	39.0532	34.2825
(5)	39.0526	34.2508
(6)	39.0864	34.2304
(7)	39.1897	34.3263
(8)	39.1741	34.3571
(9)	38.8837	34.1256

(단위 :mm)

(c) 원근 왜곡 보정

No.	외경	내경
(1)	38.9100	34.1697
(2)	39.0687	34.2878
(3)	39.0014	34.1709
(4)	38.9976	34.2491
(5)	39.1059	34.3178
(6)	39.0324	34.2078
(7)	38.8918	34.1540
(8)	39.0202	34.2443
(9)	38.9417	34.1323

(단위 :mm)

(d) 카메라 왜곡 보정 후 원근 왜곡 보정

No.	외경	내경
(1)	39.0429	34.2225
(2)	39.0140	34.2442
(3)	39.0479	34.2729
(4)	39.0653	34.2397
(5)	39.0255	34.2517
(6)	39.0174	34.2729
(7)	39.0731	34.2288
(8)	39.0235	34.2519
(9)	38.9700	34.2232

(단위 :mm)

그리고 각 보정단계를 거친 후 RANSAC를 이용한 타원정합을 적용하여 측정된 수치를 <Table 3>으로 나타 내었다. 두 번째 실험결과 역시 측정된 수치들의 차이가 한픽셀 이하의 오차에 해당된다. 하지만 최종 결과인 <Table 3(d)>의 9번 O링의 경우 다른 O링 보다 작게 측정되어 0.1mm 단위까지 신빙성 있다고 판단 할 수 없다. 비록 한픽셀 이하의 범위에서 오차가 존재 하지만 9번 O링과 같이 그 오차 범위로 인해 1mm단위에 영향을 미치면 측정된 수치의 신뢰도를 보장 할 수 없다. 하지만 소프트웨어적 기법으로 오차를 한 픽셀 이하로 줄인다는 것은 불가능하기 때문에 이문제점은 카메라의 해상도를 높이는 방법으로 해결 되어야 한다.

5. 결 론

본 논문에서는 소형 머신 비전 검사 장비에 기반하여 O링 부품의 수치를 정확하게 검사 할 수 있는 검사 알고리즘을 제안하였다. 제안한 소형 머신비전기반의 수치측정 기법은 대형 검사장비에 비해 위치적, 공간적 제약이 없으며 각종 왜곡에 대해 소프트웨어적으로 보정을 하여 치수 측정 정확성을 높였다. 그리고 O링 형상을 감안하여 타원 정합을 수행하였으며 타원 정합의 합리성을 높이기 위해 RANSAC 알고리즘을 적용하였다. 제안 알고리즘으로 측정된 결과와 실측치를 비교하는 실험으로 한픽셀 이하의 오차범위 내에서 치수를 측정 할 수 있는 알고리즘임을 증명하였다.

References

- [1] C. B. Moon, "Implementation of Automatic Detection System for CCFL's Defects based on Combined Lighting", Journal of the Korea Industrial Information System Society, Vol. 15, No. 2, pp. 69-81, 2010. (journal)
- [2] Junchai Gao, "The Research of Calibration Technology on Parts Size Measurement," 2010 International Conference on ICICTA, Vol. 3, pp.893-896, 2010 .(conference)
- [3] He Junji, "Size Detection of Firebricks Based on Machine Vision Technology," 2010 International Conference on ICICTA, Vol. 3, pp.394-397, 2010. (conference)
- [4] Zhiyong Lei, "Size measurement technology of seals," 2010 3rd IEEE International Conference on ICICTA, Vol. 2, pp.222-225, 2010. (conference)
- [5] I. D. Yang, "Improved circle extraction using N-polygon search method in forest resource images" Journal of the Korea Industrial Information System Society, Vol. 17, No. 5, pp. 53-59, 2012. (journal)
- [6] H. H. Jung, "Development of a Vision Based Machine Tool Presetter" Journal of the Korea Industrial Information System Society, Vol. 19, No. 3, pp. 49-56, 2014. (journal)
- [7] Zhengyou Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, pp.1330-1334, 2002. (journal)
- [8] Fischler, M. A. and Bolles, R. C, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," Comm. of the ACM 24, pp.381~395, 1981. (journal)
- [9] Lamiroy, B., Gaucher, O. and Fritz, L., "Robust Circle Detection," Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition. ICDAR 2007, pp.526~530, 2007. (conference)
- [10] D. C. Brown, "Decentering Distortion of Lenses", Photogrammetric Eng. Remote Sensing, pp. 444 - 462 1966. (journal)
- [11] J. Y. Lee, "Camera Calibration and Distortion Correction," Korea Robotics Society, Vol 10, No 1, pp. 23-29, 2013. (journal)
- [12] Kim, K.S. and Kim, S.S, "Drop sizing and depth-of-fieldcorection in TV imaging, "Atomization and sprays, Vol.4, pp.65-78, 1994. (journal)
- [13] R. Hartley and A. Zisserman, "Multiple View Geomerty in Computer Vision." Cambridge University Press, second edition, 2003. (book)
- [14] Nobuo Shinozaki, "Numerical algorithms for the

Moore-Penrose inverse of a matrix: Direct methods,” Annals of the Institute of Statistical Mathematics, Vol. 24, pp.193-203, 1972. (journal)

[15] Graphics and Media Lab , GML C++ Camera Calibration Toolbox. (site)



정 유 수 (YouSoo Jung)

- 학생회원
- 경북대학교 수학과 학사
- 경북대학교 전자공학부 석사과정
- 관심분야 : 영상신호처리, 패턴인식



박 길 흠 (Kil-Houm Park)

- 정회원
- 경북대학교 전자공학과 학사
- 한국과학기술원 전기전자공학과 석사
- 한국과학기술원 전기전자공학과 박사
- 경북대학교 전자전기공학부 교수
- 관심분야 : 영상신호처리, 패턴인식, 영상압축

논문 접수일 : 2014년 05월 09일
1차 수정 완료일 : 2014년 06월 30일
2차 수정 완료일 : 2014년 07월 30일
게재 확정일 : 2014년 08월 04일