

센서데이터 융합을 이용한 원주형 물체인식

Cylindrical Object Recognition using Sensor Data Fusion

김 동 기, 윤 광 의, 윤 지 섭, 강 이 석

(Dong-Gi Kim, Kwang-Yue Yoon, Ji-Sup Yoon, and E-Sok Kang)

Abstract : This paper presents a sensor fusion method to recognize a cylindrical object using a CCD camera, a laser slit beam and ultrasonic sensors on a pan/tilt device. For object recognition with a vision sensor, an active light source projects a stripe pattern of light on the object surface. The 2D image data are transformed into 3D data using the geometry between the camera and the laser slit beam. The ultrasonic sensor uses an ultrasonic transducer array mounted in horizontal direction on the pan/tilt device. The time of flight is estimated by finding the maximum correlation between the received ultrasonic pulse and a set of stored templates - also called a matched filter. The distance of flight is calculated by simply multiplying the time of flight by the speed of sound and the maximum amplitude of the filtered signal is used to determine the face angle to the object. To determine the position and the radius of cylindrical objects, we use a statistical sensor fusion. Experimental results show that the fused data increase the reliability for the object recognition.

Keywords : sensor fusion, ultrasonic sensor, vision sensor, cylindrical objects, matched filter

I. 서론

산업공정에서 생산시스템의 자동화나 물류처리 능력은 생산품의 질 또는 경제적인 측면에서 직·간접적으로 많은 영향을 미치고 있다. 또한 사람이 작업을 행하기 어려운 환경에서의 작업이나 작업시간 등의 감소를 위해서 생산공정의 자동화는 중요하게 대두된다. 이러한 자동화 공정이 진행되기 위해서는 여러 센서들이 이용되어야 하고, 각각의 센서를 통하여 얻은 다양한 정보를 융합하고, 획득한 정보를 이용하여 요구되는 상황을 제어하는 하드웨어 또는 소프트웨어 시스템이 필요하게 된다.

다중센서를 이용한 장치들이 미지의 환경 내에서 자동화된 작업을 수행하기 위해서는 주변환경 또는 대상물체를 탐색, 인지하는 일이 선행되어야 한다. 환경인식이나 물체인식을 위하여 사용되는 센서로는 초음파센서, 적외선센서, 레이저거리계, 비전시스템 등이 다양하게 사용되고 있다[1-4]. 그 중 초음파센서는 다른 센서와 비교하여 상대적으로 센서의 가격이 저렴하고, 조작의 간편함으로 AGV의 장애물 회피나 환경인식 등을 위한 로봇공학에서 많이 이용되고 있다. 하지만 온도의 변화와 음파의 퍼짐 각도 등에 따라 측정값의 오차가 발생하는 단점을 지니고 있다[1]. 이에 반하여 비전 시스템은 물체의 형상이나 환경인식에 적합한 센서이나, 렌즈의 왜곡, 핀홀모델로의 가정, 초기 카메라 보정에 따른 오차발생, 획득데이터에 대한 처리시간 지연 등의 단점을 가지고 있다. 위와 같이 센서들은 노이즈나 환경의 조건에 따라 측정값의 오차를 가지게 되고, 작업환경에 따라 센서들은 어느 정도의 오차를 지니게 된다. 이러한 센서들의 단점을 보완하기 위해서 2개 이상의

센서를 이용하거나, 각각의 센서로부터 얻은 정보를 융합함으로써 잡음이나 오차에 대한 영향을 최소화하여 주변환경을 보다 정확히 인식하기 위한 다중센서융합(multi-sensor fusion)방법이 연구되고 있다[5][6].

Pau는 광범위한 공정에서 센서데이터 융합을 진행하는 과정을 소개하였으며, 융합조건에서의 계층절차, 입·출력간의 관계를 규정하였다[7][8]. Gonzalez 등은 F/T센서와 비전센서, 근접센서, 접촉센서에서 획득한 데이터를 로봇작업의 경로에 적합하도록 이용하는 구체적인 융합기법을 연구하였다[9].

본 연구에서는 산업현장의 폐기물처리 과정 등에서 주로 사용되고 있는 용기인 원주형 모델을 인식하기 위하여 초음파센서와 레이저 슬릿 빔, CCD 카메라를 이용한다. 각각의 센서로부터 획득한 원주형 물체에 대한 지름의 최적값을 구하기 위한 알고리즘으로는 확률통계를 이용한 센서 융합 방법을 적용한다. 센서로부터 획득되는 값들은 측정 환경에서 발생하는 외란과 렌즈 왜곡 등으로 인한 측정 오차가 존재하게 되므로 확률통계를 이용한 센서융합 방법을 적용하고, 다중센서 시스템을 이용하여, 원주형 모델의 반지름을 실험을 통하여 구하고, 실제 크기와 비교한다.

II. 센서 융합

본 연구에서는 센서의 측정값들을 융합하기 위하여 확률통계를 통한 융합방법을 적용한다[6]. 동일한 물체의 위치나 방향 등의 특성이 표시되는 값을 서로 다른 센서로 측정하였다면, 측정값들은 센서가 갖는 특성에 따라 획득한 데이터간의 측정오차가 발생할 것이다. 여기서, x 를 (1)과 같이 e 개의 센서로 구성된 데이터벡터라 하면,

$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_e\} \quad (1)$$

접수일자 : 2000. 9. 22, 수정완료 : 2001. 2. 28.

김동기, 윤광의, 강이석 : 충남대학교 기계설계공학과

(dgk@cnu.ac.kr/ ykwangy@hanmail.net/ eskang@cnu.ac.kr)

윤지섭 : 한국원자력연구소(jsyoon@kaeri.re.kr)

센서벡터들은 각각 측정했기 때문에 확률함수는 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$p(\chi/\xi) = \prod_{k=1}^e p(x_k/\xi) \quad (2)$$

여기서, ξ 는 센서에서 얻어진 측정값이고, e 는 센서의 수를 의미한다. ξ 의 함수로 보았을 때 확률함수 $p(\chi/\xi)$ 를 측정된 집합에 관한 ξ 의 기대값(likelihood)이라고 한다. ξ 의 최대기대추정치(maximum likelihood estimate)값은 $p(\chi/\xi)$ 값을 최대로 하는 ξ 를 구하는 것이다. 여기서, ξ 는 최적의 융합된 센서측정값을 의미한다. (2)의 기대값(likelihood)을 바로 이용하는 것보다 지수함수적인 식을 이용하는 것이 편리하므로 (2)에 로그(log)를 취하면 (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$L(\xi) = \log p(\chi/\xi) \quad (3)$$

$$= \sum_{k=1}^e \log p(x_k/\xi)$$

ξ 를 요소 q 로 된 벡터 $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_q)'$ 라 하고, ∇_{ξ} 를 (4)와 같이 표현된 미분연산자(gradient operator)라고 하면 (3)은 (5)와 같이 표현할 수 있다.

$$\nabla_{\xi} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial \xi_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial \xi_q} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\nabla_{\xi} L(\xi) = \sum_{k=1}^e \nabla_{\xi} \log p(x_k/\xi) \quad (5)$$

따라서, ξ 에 대한 최대기대추정치는 필요조건방정식 $\nabla_{\xi} L(\xi) = 0$ 로 놓고 구할 수 있다.

센서들에서 나오는 측정값이 모두 가우시안(Gaussian)분포를 따른다고 하면 (3)은 (6)과 같이 표현된다.

$$L(\xi) = \log p(\chi/\xi) = \sum_{k=1}^e \log p(x_k/\xi) \quad (6)$$

$$= \sum_{k=1}^e \left\{ -\frac{1}{2} \log [(2\pi)^n |C_i|] - \frac{1}{2} (x_k - \xi)' C_i^{-1} (x_k - \xi) \right\}$$

그리고 (6)에 (5)를 적용하면 (7)과 같고,

$$\nabla_{\xi} L(\xi)|_{\xi=\hat{\xi}} = \sum_{k=1}^e (C_i^{-1})(x_k - \hat{\xi}) = 0 \quad (7)$$

(8)과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$\hat{\xi} = \frac{\sum_{k=1}^e C_i^{-1} x_k}{\sum_{k=1}^e C_i^{-1}} \quad (8)$$

(8)은 융합데이터의 측정값을 의미하며, 여기서, C 와 x_k 는

센서들이 측정한 값들의 분산 값과 측정의 평균값을 표시하고 있다.

III. 원주형 물체인식

1. 다중센서 시스템

초음파와 CCD 카메라, 레이저광원이 장착된 다중센서 시스템은 그림 1과 같이 데이터 획득을 위한 센서부와 데이터 획득위치를 결정짓는 구동부로 구성된다.

구동부는 다중센서의 적용도와 운전 효율성을 향상시키기 위하여 다중센서모듈 전체의 방향을 결정하는 팬(pan)과 틸트(tilt) 방향의 구동 모터와 레이저 슬릿 빔의 방향을 결정하는 틸트모터로 구성되어져 있다. 구동모터는 동시제어가 가능한 4축 제어기에 의해 제어된다. 센서부는 영상 획득을 위해 CCD 카메라와 8비트 그레이 레벨을 갖는 4개의 프레임 그래버(frame grabber)가 장착된 영상보드를 내장하였으며, 초음파센서는 Polaroid 6500시리즈 2개를 사용하였다.

2. 초음파를 이용한 형상인식

초음파센서의 거리정보 l 은 (9)에서 구할 수 있다.

$$l = \frac{ct}{2} \quad (9)$$

여기서, $c = \sqrt{kRT}$ 는 음속, t 는 음파의 도달시간이다.

초음파의 발진 시점과 수신 시점의 기준은 초음파의 비행시간 추정에 많은 영향을 미치므로, 초음파 자체의 송·수신 아날로그신호를 획득하여 정확한 음파의 비행시간(TOF)을 추정하기에는 상당한 어려움이 따른다. 본 연구에서는 초음파의 아날로그신호에 정합필터를 적용하여 음파

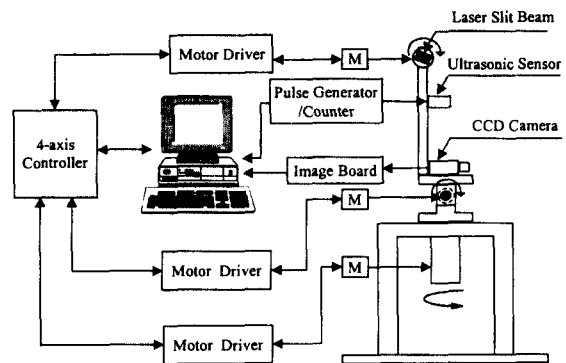


그림 1. 물체인식 시스템 구성도.

Fig. 1. Schematic diagram of the multi-sensor system.

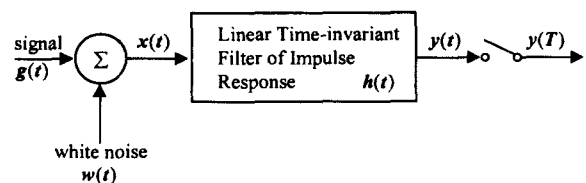


그림 2. 정합필터의 원리.

Fig. 2. Principle of matched filter.

의 도달시간과 수신된 필터의 진폭을 측정하고, 이를 수신 감도의 척도로 이용하였다.

필터의 입력 $x(t)$ 는 (10)과 같이 펄스신호 $g(t)$ 와 노이즈 $w(t)$ 로 이루어져 있다.

$$x(t) = g(t) + w(t) \quad 0 \leq t \leq T \quad (10)$$

여기서, T 는 임의의 관측 시간이다.

$w(t)$ 는 평균 0이고 전력스펙트럼밀도(power spectral density)가 $N_o/2$ 인 백색노이즈라고 가정한다. 또한 수신기는 펄스신호 $g(t)$ 에 대한 펄스형태를 알고 있다고 가정한다. 수신기의 기능은 수신된 신호 $x(t)$ 가 주어졌을 때 최적의 방법으로 펄스신호 $g(t)$ 을 감지하는 것이다. 필터가 선형적이기 때문에 결과된 출력 $y(t)$ 는 (11)과 같이 표현할 수 있다.

$$y(t) = g_o(t) + n(t) \quad (11)$$

출력신호 $g_o(t)$ 를 출력노이즈 요소 $n(t)$ 보다 상대적으로 크게 하는 가장 간단한 방법은 측정된 시간 $t = T$ 일 때 출력신호의 크기를 출력노이즈의 평균전력보다 높게 해주는 것이다. 이것은 (12)와 같이 피크펄스 신호 대 노이즈 비(peak pulse signal-to-noise ratio, η)를 크게 하는 것과 같다.

$$\eta = \frac{|g_o(T)|^2}{E[n^2(t)]} \quad (12)$$

여기서, $|g_o(T)|^2$ 은 출력신호에서의 순간전력이고 E 는 통계적 기대 작동자(the statistical expectation operator)이며, $E[n^2(t)]$ 는 평균출력노이즈 전력의 측정값이다.

$G(f)$ 를 알고 있는 신호 $g(t)$ 의 Fourier변환, $H(f)$ 를 필터의 전달함수라고 하면, 출력신호 $g_o(t)$ 는 $H(f)G(f)$ 와 같고, $g_o(t)$ 는 (13)과 같이 Inverse Fourier 변환으로 주어진다.

$$g_o(t) = \int_{-\infty}^{\infty} H(f)G(f)\exp(j2\pi ft)df \quad (13)$$

따라서, 필터출력을 시간 $t = T$ 에서 샘플링했을 때 출력신호 크기의 제곱은 (14)와 같다.

$$|g_o(T)|^2 = \left| \int_{-\infty}^{\infty} H(f)G(f)\exp(j2\pi fT)df \right|^2 \quad (14)$$

노이즈 $w(t)$ 로 인한 필터출력에 대한 영향을 고려하면 출력노이즈 $n(t)$ 의 전력스펙트럼 밀도, $S_N(f)$ 는 (15)와 같이 주어진다.

$$S_N(f) = \frac{N_o}{2} |H(f)|^2 \quad (15)$$

출력노이즈 $n(t)$ 의 평균전력은 (16)과 같다.

$$\begin{aligned} E[n^2(t)] &= \int_{-\infty}^{\infty} S_N(f)df \\ &= \frac{N_o}{2} \int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 df \end{aligned} \quad (16)$$

따라서, 피크펄스 신호 대 노이즈 비는 (17)과 같다.

$$\eta = \frac{\left| \int_{-\infty}^{\infty} H(f)G(f)\exp(j2\pi fT)df \right|^2}{\frac{N_o}{2} \int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 df} \quad (17)$$

$G(f)$ 가 주어졌을 때 필터의 전달함수 $H(f)$ 의 기능은 η 를 최대로 만드는 것이고 특별한 형태를 얻어내는 것이다. 이 문제의 해를 얻어내기 위해서 Schwartz의 부등식을 이용할 수 있다.

Schwartz의 부등식은 실수변수 x 에 대해 (18)과 같은 조건을 만족하는 두 개의 복소수함수 $\psi_1(x)$ 와 $\psi_2(x)$ 를 갖는다.

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\infty} |\psi_1|^2 dx &< \infty \\ \int_{-\infty}^{\infty} |\psi_2|^2 dx &< \infty \end{aligned} \quad (18)$$

여기서, (18)은 (19)와 같이 정리된다.

$$\begin{aligned} \left| \int_{-\infty}^{\infty} \psi_1(x) \psi_2(x) dx \right|^2 &\leq \\ \int_{-\infty}^{\infty} |\psi_1(x)|^2 dx \int_{-\infty}^{\infty} |\psi_2(x)|^2 dx \end{aligned} \quad (19)$$

(19)는 $\psi_1(x) = k\psi_2^*(x)$ 일 때만 유효하다. 여기서, k 는 임의의 상수이고 $*$ 는 공액복소수이다.

Schwartz부등식을 이용하여 $\psi_1(x) = H(f)$, 그리고 $\psi_2(x) = G(f)\exp(j\pi fT)$ 이면 (19)는 (20)과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \left| \int_{-\infty}^{\infty} H(f)G(f)\exp(j2\pi fT)df \right|^2 &\leq \\ \int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 df \int_{-\infty}^{\infty} |G(f)|^2 df \end{aligned} \quad (20)$$

이 관계를 이용하여 피크펄스 신호 대 노이즈 비는 (21)과 같이 간략화 된다.

$$\eta \leq \frac{2}{N_o} \int_{-\infty}^{\infty} |G(f)|^2 df \quad (21)$$

(21)로부터 피크펄스 신호 대 노이즈 비는 필터의 전달함수 $H(f)$ 와 관계없이 신호의 에너지와 잡음전력에 의존하는 것을 알 수 있다. 결론적으로 최대펄스 대 노이즈 비, η 는 $H(f)$ 와 부등식이 같게 선택될 때 최대가 될 것이다. 즉, $H(f) = H_{opt}(f)$ 이라 하면 (21)은 (22)와 같이 표현되고, (19)를 이용하여 최적의 $H_{opt}(f)$ 를 (23)과 같이 얻을

수 있다.

$$\eta_{\max} = \frac{2}{N_o} \int_{-\infty}^{\infty} |G(f)|^2 df \quad (22)$$

$$H_{opt}(f) = k G^*(f) \exp(-j2\pi f T) \quad (23)$$

여기서, $G^*(f)$ 는 입력신호 $g(t)$ 의 Fourier 변환 공액복소수이며, k 는 상수이다.

이 관계는 최적 필터의 전달함수 $k \exp(-j2\pi f T)$ 만 제외하고 입력신호의 스펙트럼과 같다는 것을 의미한다.

시간상에서의 $H_{opt}(f)$ 는 (23)을 Inverse Fourier 변환하여 얻을 수 있다.

$$h_{opt}(t) = k \int_{-\infty}^{\infty} G^*(f) \exp[-j2\pi f(T-t)] df \quad (24)$$

또한 실수신호 $g(t)$ 에 대해 $G^*(f) = G(-f)$ 이므로 (24)를 (25)와 같이 고쳐 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} h_{opt}(t) &= k \int_{-\infty}^{\infty} G(-f) \exp[-j2\pi f(T-t)] df \\ &= kg(T-t) \end{aligned} \quad (25)$$

결국 (25)에서 최적필터의 임펄스반응은 상수 k 만을 제외하고, 입력신호 $g(t)$ 의 시간지연 또는 시간역전과 같음을 보여주고 있다. 그림 3은 정합필터의 특성을 보여주고 있다. 여기서, 그림 3의 (a)는 지속시간이 T 인 입력신호 $g(t)$ 를 보여주고 있고, 정합필터의 임펄스 응답은 신호 $g(t)$ 와 같은 파형을 가지게 되므로 입력 신호 $g(t)$ 에 대한 정합필터의 출력신호 $g_0(t)$ 는 그림 3의 (b)와 같이 삼각 파형이 됨을 알 수 있다. 출력신호의 최대 값은 입력신호의 에너지 $A^2 T$ 에 k 배 한 것과 같고, 이때의 최대값은 $t = T$ 에서 나오는 것을 알 수 있다.

그림 4는 발생시킨 초음파신호와 수신된 신호의 아날로

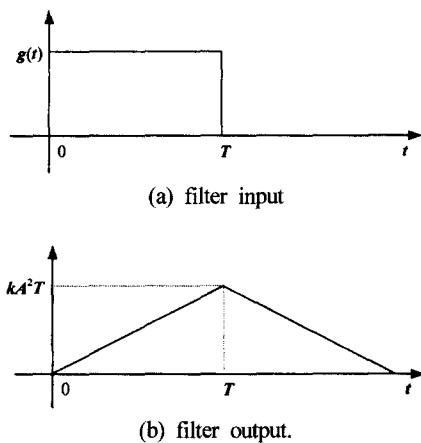


그림 3. 정합필터의 특성.
Fig. 3. IO characteristics of matched filter.

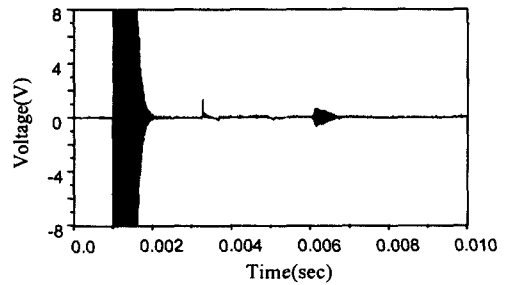


그림 4. 초음파센서의 전송신호와 수신신호.
Fig. 4. Transmitted and received signals of the ultrasonic sensor.

그 파형을 보여주고 있고, 그림 5는 정합필터로 처리된 신호를 보여주고 있다. 즉, 초음파의 도달시간은 정합필터로 처리된 신호의 피크값 사이의 시간으로 구할 수 있다.

원주형 물체를 인식하기 위하여 그림 6과 같이 다중센서 시스템에 초음파센서 2개를 장착하여 센서 1을 중심으로 센서2를 회전하면서 측정하였다. 대상물체의 중심점과 센서2의 중심점이 이루는 직선이 센서2가 회전하면서 만드는 원에 접선을 이룰 때 센서는 감도가 가장 좋게 되고, 출력진폭의 크기 또한 가장 크게 된다. 이 각도에서 센서2가 l_2 를 측정하고, 초기위치에서 센서 1이 l_1 를 측정하면

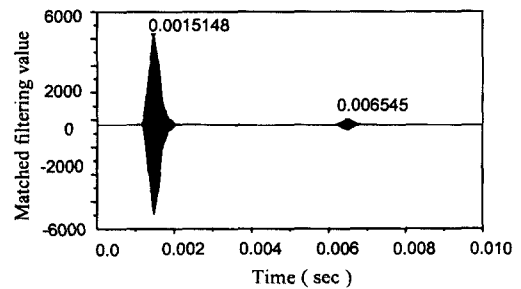


그림 5. 정합필터로 처리된 전송신호와 수신신호.
Fig. 5. The matched filter signal of transmitted and received signals.

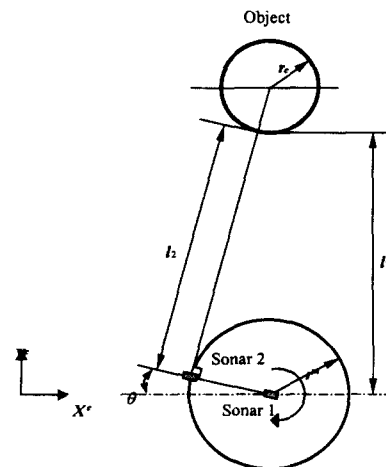


그림 6. 초음파센서의 물체인식 개략도.
Fig. 6. Schematic diagram of ultrasonic sensor for object recognition.

r_m 과 l_1, l_2 의 관계를 이용해서 (26)을 얻을 수 있고, (27)과 같이 원주형 물체의 반지름 r_c 를 구할 수 있다.

$$(r_c + l_1)^2 = r_m^2 + (r_c + l_2)^2 \quad (26)$$

$$\therefore r_c = \frac{r_m^2 + l_2^2 - l_1^2}{2(l_1 - l_2)} \quad (27)$$

3. CCD 카메라를 이용한 물체인식

카메라로부터 얻어진 영상은 렌즈자체의 불균일성, 카메라 중심과 렌즈 중심과의 불일치와 같은 요소들에 의해 왜곡이 발생한다. 그러므로, 영상처리의 선행작업으로서는 기하학적 왜곡들을 고려한 카메라 모델링이 필수적이다. 따라서, 카메라 내부변수들을 교정하기 위하여 Tsai가 제안한 단일영상 동일평면상의 2단계 교정방법을 이용하였다[10].

Tsai의 알고리즘은 공간상에 위치한 대상물체에 대하여 실제 좌표값과 프레임그래버상의 좌표값을 이용한다. 본 연구에서는 Tsai의 알고리즘에 의해 동일평면상 또는 비동일평면상에 위치한 대상물체에 대하여 방사상 오차를 포함시킨 카메라 교정 모형을 제시하고 인자의 특성에 따라 선형 및 비선형 최적화과정으로 나누어 카메라 교정을 수행한다.

카메라 교정을 위해 캘리브레이션용 영상으로 지름이 10 mm, 간격이 40mm로 이루어진 25개(5×5)의 검은색 원으로 구성하였으며, 회전테이블에 장착되어 영상좌표축 방향으로 30° 회전하여 영상을 획득하였다.

카메라 교정 결과는 그림 7과 같다. 계산된 카메라 내부 변수는 초점거리 8.179mm, 왜곡계수 0.0013으로 계산되었으며, 영상의 중심은 (322.47, 240.02)로 영상 중심과 프레임 메모리의 중심이 수 픽셀 내에서 일치하였다.

그림 8은 3차원 좌표변환을 위한 작업공간 좌표와 영상 좌표 사이의 영상 기하학적 관계를 보여주고 있다. 이러한 기하학적 관계로부터 (28)과 같은 3차원 공간상의 좌표값을 계산할 수 있다.

여기서, λ 는 CCD 소자와 렌즈 사이의 거리이고, θ 는 CCD 카메라와 슬릿빔이 이루는 각이며, l 은 CCD 카메라와 레이저 슬릿빔 사이의 거리이다. 또한 (u, v) 는 CCD 소자상의 영상 좌표값이다. 슬릿빔 상의 3점 $A=(x_1, y_1, z_1)$, $B=(x_2, y_2, z_2)$, $C=(x_3, y_3, z_3)$ 의 (x, y) 좌표값을 이용

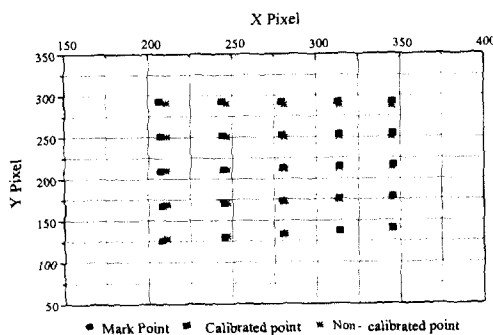


그림 7. 카메라 교정 결과.
Fig. 7. Results of camera calibration.

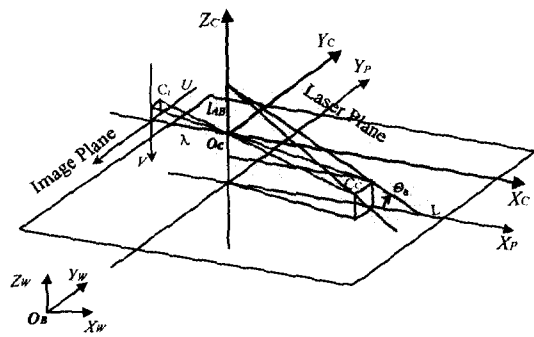


그림 8. 영상처리장치에서의 좌표계.
Fig. 8. Coordinates system of vision system.

하여 원주의 중심축 $P(a, b)$ 를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} x &= \frac{\lambda}{v} z = \frac{\lambda l}{v + \lambda \tan \theta} \\ y &= \frac{u}{\lambda} x = \frac{ul}{v + \lambda \tan \theta} \\ z &= \frac{vl}{v + \lambda \tan \theta} \end{aligned} \quad (28)$$

원주형 물체에 투사된 슬릿빔을 그림 9에서 보인다. 슬릿빔상의 점에 대한 공간좌표값을 슬릿빔과 CCD카메라와의 기하학적인 관계를 이용하여 구하면 다음과 같다[6].

$$\begin{aligned} \overline{AP}^2 &= (a - x_1)^2 + (b - y_1)^2 \\ \overline{BP}^2 &= (a - x_2)^2 + (b - y_2)^2 \\ \overline{CP}^2 &= (a - x_3)^2 + (b - y_3)^2 \end{aligned} \quad (29)$$

(29)를 a, b 에 대하여 정리하면 (30)과 같다. (30)은 원주형 모델의 중심점 좌표값을 의미한다.

$$\begin{aligned} a &= \frac{(y_1 - y_2) \left[\frac{(x_1^2 + y_1^2) - (x_3^2 + y_3^2)}{y_1 - y_3} \right] + (x_2^2 + y_2^2) - (x_1^2 + y_1^2)}{2 \left[\frac{(x_2 - x_1)(y_1 - y_3) - (y_1 - y_2)(x_3 - x_1)}{y_1 - y_3} \right]} \\ b &= \frac{2(x_2 - x_1)a + (x_1^2 + y_1^2) - (x_2^2 + y_2^2)}{2(y_1 - y_2)} \end{aligned} \quad (30)$$

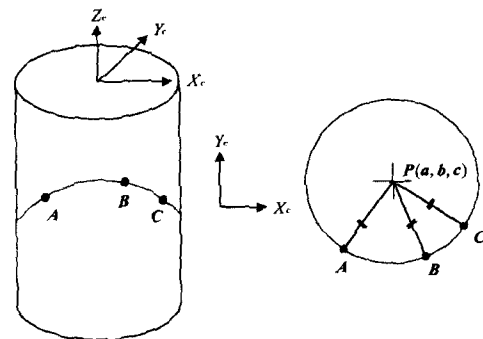


그림 9. 원주형 물체의 표면에 투사된 슬릿빔.
Fig. 9. The projected line of a laser slit beam on a cylinder surface.

(30)을 (29)에 대입하여 원주의 반지름을 구할 수 있다.

IV. 실험

실험에 사용된 대상물체는 지름이 250mm, 300mm, 400 mm인 원주형 물체이고, 측정거리는 0.9m, 1m, 1.1m로 변환하면서 초음파와 비전센서를 이용하여 대상물체의 반지름을 측정하였다.

초음파센서를 이용한 데이터 획득은 그림 6과 같이 초음파센서1을 다중센서의 중심에 위치시킨 하드웨어적인 상태에서 다중센서 시스템을 0.2° 간격으로 회전시키며, 원주형 물체의 중심축과 수직인 교점을 갖도록 하였다. 이때, 순수한 초음파의 반향신호로는 수직인 교점을 찾아내기 어려우므로 본 연구에서 제안한 정합필터를 통과하여 수신되는 신호의 최대진폭값을 획득하였다.

그림 10은 지름 250mm인 원주형 물체를 1m 거리에서 측정하여, 정합필터를 통과한 수신신호의 최대진폭을 판별하는 예를 보이고 있다. 이러한 최대진폭 데이터를 4차곡선 커브피팅 하여 곡선의 최대값을 접선각도로 결정하였다.

표 1은 초음파센서로 측정하여 얻은 원주형 물체의 반지름 값들을 보여주고 있다. 초음파센서를 이용하여 획득한 원주형 물체의 반지름 값은 거리가 멀어짐에 따라 오차율이 점점 증가하고 있는데 이러한 이유는 (9)에서 보이는

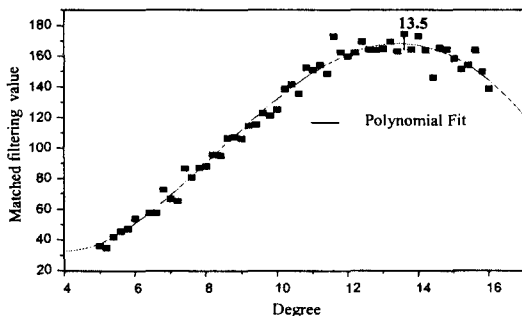


그림 10. 회전각도에 따라 측정된 초음파센서2의 최대진폭 변화
 Fig. 10. Variation of peak amplitudes of sonar sensor2 with various rotation angles(D=250mm, l=1.0m).

표 1. 초음파센서를 이용한 반지름 측정데이터.
 Table 1. Radius data measured by the ultrasonic sensor.

| | | 0.9m | 1m | 1.1m |
|------|--------------|--------|--------|---------|
| D250 | Mean(mm) | 126.29 | 127.68 | 128.136 |
| | Variance | 11.60 | 10.23 | 18.51 |
| | Deviation(%) | 1.03 | 2.14 | 2.50 |
| D300 | Mean(mm) | 151.03 | 152.13 | 152.99 |
| | Variance | 9.84 | 14.58 | 25.44 |
| | Deviation(%) | 0.68 | 1.42 | 1.99 |
| D400 | Mean(mm) | 198.68 | 202.19 | 202.58 |
| | Variance | 44.07 | 28.13 | 12.40 |
| | Deviation(%) | 0.66 | 1.09 | 1.29 |

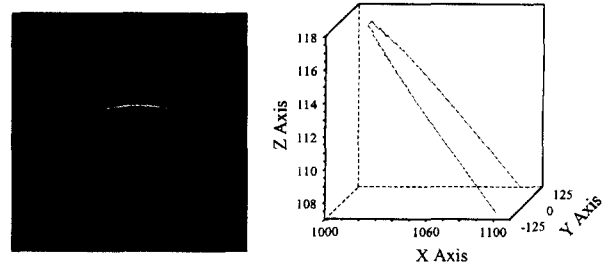


그림 11. 레이저 슬릿빔의 이미지와 측정데이터.
 Fig. 11. Image and projected laser slit beam(D=250mm, l=1.0m)

온도에 따른 음속의 변화나, 거리에 따른 분해능의 저하 또는, 다중센서의 회전각 분해능에 따른 외란적인 요소에 기인할 수 있다. 비전센서를 이용한 대상물체인식에서도 동일한 대상체를 이용하였다.

그림 11은 지름 250mm인 원주형 물체를 1m 거리에서 레이저 슬릿 빔을 주사하고, 비전센서로 획득한 영상과 3차원 거리로 변환된 데이터를 보인다.

표 2는 초음파센서로 측정할 때와 동일한 물체를 비전센서로 측정한 원주형 물체의 반지름 값을 보이고 있다.

대상물체의 크기 또는 거리에 따라 발생하는 측정오차는 비전센서의 보정에서 획득한 λ의 추정오차나 조명상태, 문턱값 설정에 따른 오차로 판단할 수 있으며, 초음파센서를 이용한 측정에서와 마찬가지로 센서의 외란 입력으로 간주할 수 있다.

오차가 존재하는 센서데이터의 신뢰성 향상을 위해 본 논문에서 제안한 확률통계를 이용한 센서융합을 적용하였다. 그림 12는 비전센서와 초음파센서로 측정된 원주형 물체의 반지름 값과 센서융합된 결과 값을 거리, 대상물체의 크기별로 보여주고 있다. (a)는 원주형 물체의 지름이 250 mm, (b)는 300mm, (c)는 400mm인 경우이다. 실험을 통하여 비전센서에서 측정한 분산 값은 일부 거리에서 측정된 초음파센서의 분산 값보다 다소 작거나, 크게 측정되었다. 두 가지 센서에서 획득한 데이터를 융합한 결과 값들은 실제 값에 가까이 근접하고 있음을 결과를 통하여 알 수 있다.

표 2. 비전센서를 이용한 반지름 측정데이터.
 Table 2. Radius data measured by the vision sensor.

| | | 0.9m | 1m | 1.1m |
|------|--------------|--------|--------|--------|
| D250 | Mean(mm) | 126.98 | 128.18 | 129.27 |
| | Variance | 10.24 | 4.22 | 4.29 |
| | Deviation(%) | 1.57 | 2.54 | 3.42 |
| D300 | Mean(mm) | 147.79 | 150.01 | 152.44 |
| | Variance | 6.23 | 1.73 | 11.30 |
| | Deviation(%) | -1.47 | 0.00 | 1.63 |
| D400 | Mean(mm) | 193.49 | 196.75 | 201.56 |
| | Variance | 60.38 | 21.85 | 38.20 |
| | Deviation(%) | -3.26 | -1.63 | 0.77 |

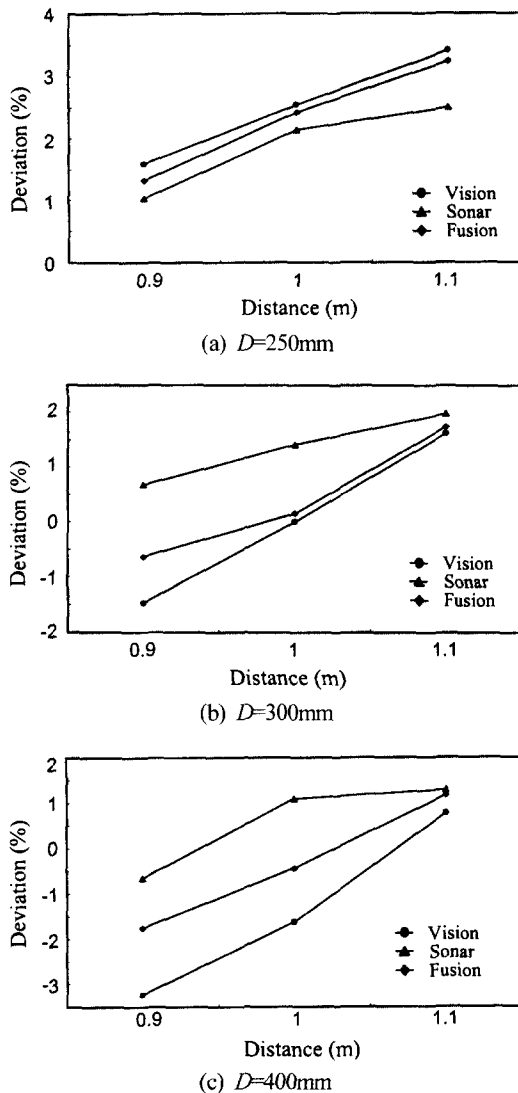


그림 12. 센서 융합결과.

Fig. 12. Results of sensor fusion.

V. 결론

본 논문에서는 센서데이터 융합에 관한 기법을 제시하였으며, 레이저 슬릿빔과 CCD 카메라, 초음파센서로 구성된 다중센서시스템을 이용하여 원주형 물체를 인식하는 연구를 수행하였다. 초음파센서는 거리측정용 목적으로 이용되었으며, 비전센서는 레이저 슬릿빔을 추가하여 기본적인 영상획득용 목적 이외의 용도인 거리측정용 센서로 이용하였다. 대상모델은 산업현장에서 주로 이용되고 있는 원주형 물체를 대상으로 하였다. 대상물체 인식을 위해서 초음파센서는 반향신호에 정합필터를 적용하여 대상물체와 수직인 교점을 이루도록 하였고, 이때의 거리 값과 다중센서의 회전각을 측정하여 대상물체의 위치 및 반지름을 구하였다. 비전센서는 물체표면에 조사되는 슬릿빔을 3차원 데이터로 변환하여 대상물체의 반지름과 중심축의 좌표를 구

하는데 이용되었다.

대상물체의 측정결과, 주변환경 또는 각각의 센서가 지니는 센서특성에 따라 측정오차가 발생하였다. 초음파센서는 지향각에 의해, 거리가 멀어질수록 오차율이 커지고, 비전센서는 초기 캘리브레이션 조건에 의한 측정거리별 오차가 발생하는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 측정오차를 최소화하기 위해서 각각의 센서에서 획득한 데이터를 확률통계에 의한 데이터 융합을 시도하였다. 센서데이터 융합은 데이터의 분산 값에 의해 결과 값들이 다소의 영향을 미치고 있음을 확인할 수 있었으며, 센서융합을 통하여 측정 정밀성이 저하된 센서의 측정 정밀성을 향상시키는 효과를 얻을 수 있었다.

참고문헌

- [1] Ömür Bozma and Roman Kuc, 1991, "Building a sonar map in a specular environment using a single mobile sensor," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, December, vol. 13, no. 12.
- [2] 한영준, 한현수, "2쌍의 초음파센서를 이용한 측정면의 위치측정 및 종류 분류기법," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제4권, 제6호, pp. 747-752, 1998.
- [3] 장동식, 이만희, 부창완, "Line Scan Camera를 이용한 검사 시스템에서의 새로운 영상 처리 알고리즘," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제3권, 제4호, pp. 406-414, 1997.
- [4] 차영엽, 권대갑, "레이저 슬릿을 사용하는 능동거리 센서의 정확한 3D 데이터 추출 알고리즘," 한국정밀공학회지, 제12권, 제8호, pp. 73-85, 1995.
- [5] Lindsay Kleeman and Roman Kuc, "Mobile robot sonar for target localization and classification," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 14, no. 4, pp. 295-318, 1995.
- [6] Ren C. Luo, Min-Hsiung Lin, and Ralph S. Scherp, "Dynamic multi-sensor data fusion system for intelligent robots," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. 4, no. 4, pp. 386-396, 1988.
- [7] L. F. Pau, "Behavioral knowledge in Sensor/Data fusion systems," *Journal of Robotic Systems*, vol. 7, no. 3, pp. 295-308, 1990.
- [8] Ren C. Luo and Michael G. Kay, "Multisensor integration and fusion in intelligent systems," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 19, no. 5, pp. 901-931, 1989.
- [9] M. A. Abidi and R. C. Gonzalez, "The use of multisensor data for robotic application," *IEEE Trans., Robotics and Automation*, vol. 6, no. 2, pp. 159-177, 1990.
- [10] Roger Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using Off-the-Shelf TV cameras and lenses," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 4, pp. 323-344, 1987.



김 동 기

1990년 충남대학교 기계설계공학과 졸업. 1995년 동대학원 석사. 2001년 동대학원 박사. 관심분야는 생산 자동화 및 제어기술, 센서융합, 인공지능.



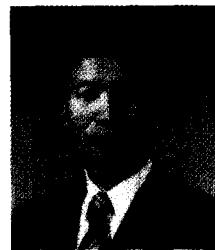
윤 광 의

1992년 충남대학교 기계설계공학과 졸업. 1998년 동대학원 석사. 1998년~현재 한국 DNS 근무. 관심분야는 센서융합, 로보틱스.



윤 지 섭

1980년 서울대학교 기계공학과 졸업. 1982년 한국과학기술원 기계공학과 석사. 1987년 한국과학기술원 기계공학과 박사. 1987~현재 한국 원자력연구소 핵연료주기단 원격취급장치개발실 책임연구원/실장. 관심 분야는 원자력 시설 검사/보수/해체 기술, 로봇 및 센서 기술, 생산자동화 및 계측제어.



강 이 석

1974년 서울대학교 기계공학과 졸업. 1983년 아주대학교 기계공학과 석사. 1994년 한국과학기술원 기계공학과 박사. 1991~1992년 MIT대학 방문 연구원. 1981~현재 충남대학교 교수. 주 관심분야는 제어이론의 응용, 로보틱스, 인공지능, 유압공학, 공장자동화.