

자율 주행 용접 로봇을 위한 시각 센서 개발과 환경 모델링

Visual Sensor Design and Environment Modeling for Autonomous Mobile Welding Robots

김민영, 조형석, 김재훈

(Min Young Kim, Hyung Suck Cho and Jae Hoon Kim)

Abstract : Automation of welding process in shipyards is ultimately necessary, since the welding site is spatially enclosed by floors and girders, and therefore welding operators are exposed to hostile working conditions. To solve this problem, a welding mobile robot that can navigate autonomously within the enclosure has been developed. To achieve the welding task in the closed space, the robotic welding system needs a sensor system for the working environment recognition and the weld seam tracking, and a specially designed environment recognition strategy. In this paper, a three-dimensional laser vision system is developed based on the optical triangulation technology in order to provide robots with 3D work environmental map. Using this sensor system, a spatial filter based on neural network technology is designed for extracting the center of laser stripe, and evaluated in various situations. An environment modeling algorithm structure is proposed and tested, which is composed of the laser scanning module for 3D voxel modeling and the plane reconstruction module for mobile robot localization. Finally, an environmental recognition strategy for welding mobile robot is developed in order to recognize the work environments efficiently. The design of the sensor system, the algorithm for sensing the partially structured environment with plane segments, and the recognition strategy and tactics for sensing the work environment are described and discussed with a series of experiments in detail.

Keywords : autonomous welding robot, laser visual sensor, environment modeling, ship building process

I. 서론

로봇 응용 기술과 공정 제어 기술의 발달은 선박 건조 공정에서의 자동화를 급속도로 진행시키고 있다. 높은 인건비와 작업자가 겪게 되는 열악한 작업 환경 문제를 해결하고, 생산량 증대와 품질 향상을 위해, 선박 건조 공정에서의 용접 공정의 자동화는 필수적이다. 선박 건조에 있어서, 용접 공정 자동화의 역할은 로봇 기술을 이용한 생산 자동화 라인에서, 선박 구조물의 중간 조립체를 제작하는 것이다. 중간 조립체 제작 공정은 항후에 선박의 외벽을 구성하게 되는, 철판재로 이루어진 구조물의 용접 공정으로서, 첫번째 단계인 개방 블록 용접(open block welding)과 두번째 단계인 폐쇄 블록 용접(closed block welding)으로 구분된다. 용접 자동화에 대한 필요성의 증대와 함께, 다수의 연구자들이 이 분야의 로봇 용접에 대해 연구를 수행해 오고 있다. 개방 블록 용접의 경우, 대형 XYZ위치 결정기구와 다축 로봇으로 구성되는 갠트리형(Gantry type) 용접 로봇 시스템[1]-[3]과, 소형 이동 로봇으로 다축 용접 로봇을 이송시키는 형태의 이동 용접 로봇 시스템[4]이 현재 개발되어 실제 현장에 적용되고 있다. 개방 블록의 용접은 용접 구조물의 상판이 없기 때문에, 갠트리형 로봇의 접근이나, 소형이동로봇의 투입이 상대적으로 쉽다. 하지만, 상기한 로봇 시스템은 자율성이 없어, CAD정

모에 반하는 실제 환경의 변화에 전혀 적응하지 못하며, 잘 정리되고 단순한 작업에 한하여 적용 되고 있다. 그리고, 이러한 개방 블록 용접의 자동화 현황에 비하여, 폐쇄블록 용접에 대한 연구와 개발은 상대적으로 부족한 상황이다. 폐쇄블록 용접의 경우, 작업 환경이 협소한 밀폐 공간이므로, 해로운 용접 가스와 어두운 작업환경 때문에 작업자가 작업을 수행하기에 많은 어려움을 겪고 있다. 최근 이러한 요구에 부응하여, 폐쇄형 블록 용접 공정의 자동화에 대한 연구가 선박 선진국인 덴마크, 스페인, 일본 등을 중심으로 진행되고 있다[5]. 중간 조립 공정에서의 폐쇄 블록 내부 모습은 그림1과 같으며, 하나의 폐쇄블록은 Floor와 Girder로 불리는 대형 철판재가 양쪽 벽면, 그리고 Base panel이 바닥과 천정을 구성하는 공간이다. 내부는 Longi라 불리는 가로막들에 의해 다시 길고 폭이 좁은 사각 공간으로 나뉘어져 있고, 여러 목적을 위한 Pipe Line들이 설치되어 있다. 이러한 블록은 Floor Hole이나, Girder Hole로 서로 연결 되어 있으며, 수동 용접 작업동안 작업자는 이 구멍을 통하여 작업 공간을 드나들게 된다. 작업 환경이 Floor와 Girder로써 막혀있는 공간이므로, 용접 작업동안 발생하는 용접 연기를 배출하는 것이 쉽지 않으며, 작업자의 원활한 작업이 가능하도록, 환풍기가 별도 설치된다. 폐쇄 블록 내에서의 수작업 용접이 로봇 용접으로 자동화 될 때, 가능한 이동 로봇의 작업 경로 예가 그림에도 시 되어 있다. 로봇은 주행 경로상에 있는 Longi를 건너갈 수 있는 기능이 필수적이다. 한 블록 내에서 작업을 마치고 난후, 로봇은 Floor hole을 통해, 다음 블록으로 이동하게 된다. 로봇이 주행하는 폐쇄 블록의 환경은 대부분 판재 구조물로 이루어진 평면 조합 환경이다. 이러한 환경 하에서, 로

논문접수 : 2001. 7. 30., 채택확정 : 2002. 6. 17.

김민영 : 한국과학기술원 기계공학과(mykim@lca.kaist.ac.kr)

조형석 : 한국과학기술원 기계공학과(hscho@lca.kaist.ac.kr)

김재훈 : 삼성중공업 메카트로 연구팀(kjhcmr@samsung.co.kr)

※ 본 논문은 삼성중공업의 지원으로 수행되고 있는 과제 "산업용 이동 로봇의 자율 주행 및 환경인식 기술"의 일환으로 한국과학기술원에서 수행되었습니다.

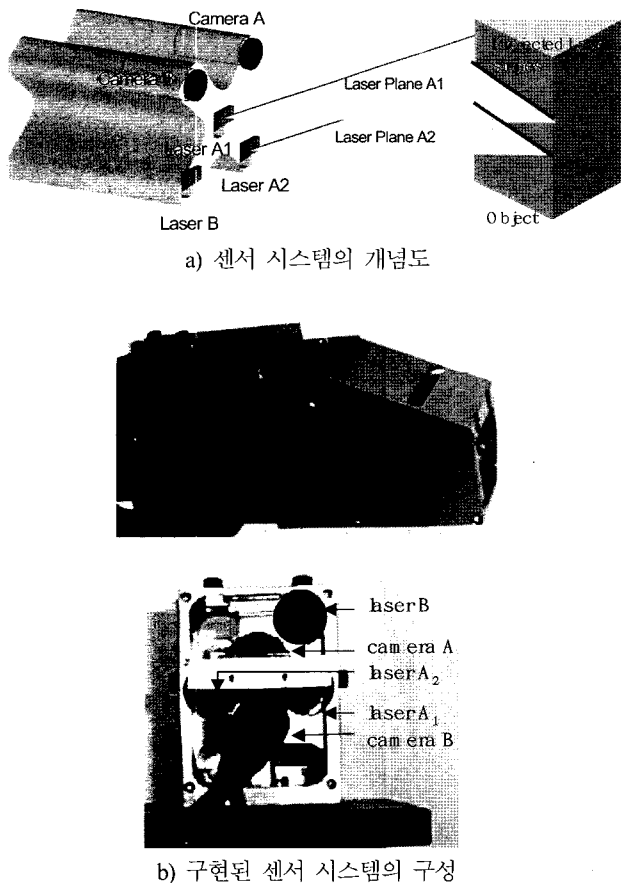


그림 3. 레이저 카메라 센서 시스템.
Fig. 3. The visual laser sensor system.

III. 용접 환경 인식과 용접선 추적을 위한 센서 시스템

환경 인식 작업과 용접 작업을 수행하기 위해, 이동형 용접로봇은 용접선을 추적할 수 있고, 작업하게 되는 환경을 인식할 수 있는 센서 시스템을 장착하고 있어야만 한다. 용접선 추적의 경우에 사용되는 센서로는 슬릿광과 CCD 카메라를 이용한 광 삼각법 기반 비전 센서가 주로 사용된다[8]-[10]. 이 방법은 광학식 거리 측정 방법 중에서, 널리 알려진 방법이므로 자세한 내용은 이 논문에서 다루지 않기로 한다.

1. 환경 조건

일반적으로, 폐쇄 블록 내부의 환경 조건은 낮은 실내 온도, 용접 연기, 예상할 수 없는 장애물, 판재로 이루어진 공간 구조로 특징 지을 수 있다. 작업 블록은 다른 블록과 단지 Floor hole 과 Girder hole 로 연결 되어 있기 때문에, 외부 조명 시스템이 별도로 설치되지 않는다면 내부가 캄캄하다. 계속되는 환기에도 불구하고, 용접 작업이 다량의 용접 연기를 내뿜기 때문에, 대기는 열은 안개가 낀 것 같은 환경이다. 또한 선박 건조 공정 중 중간 조립공정은 여러 가지 다른 형상을 가지는 평판들의 조각을 용접하는 공정이고, 대부분의 공정이 용접 조립 환경이 CAD 도면으로 잘 모델링이 되어 있으므로, 로봇이 주행하게 되는 작업 환경은 부분적인 구조화된 환경(partially structured environment)으로 분류된다. 앞서 언급된 이러한 이유때문에, 개발되는 센서 시스템은 평면들

의 조합으로 이루어진, 부분 구조화 폐쇄 환경에서 정확한 3차원 환경 인식을 위해 낮은 조명 조건과 연기가 있는 환경에 강인해야 한다.

2. 센서 개념

구조화 광과 같은 조명 제어 기법, 스테레오 비전, Photometric 스테레오, Shape-from-shading, 모아레 등과 같은 여러 비전 응용 측정 기술들이 2차원 이미지로부터 3차원 환경의 기하학적 정보를 추출하기 위해 개발되어져 오고 있다[11]. 용접선 추종에 있어서, 예측하기 힘든 생산 공정 환경의 변화, 연기와 섬광이 발생하는 용접 환경의 특성, 그리고 작업에 따라 변화하는 관심 부재의 형상 정보와 측정 영상 정보와의 관계 때문에, 여러 관련 연구자들이 레이저 슬릿광을 이용한 3차원 측정 기법을 적절한 방안으로 생각하여 왔으며, 용접 현장 외에도 여러 산업 현장의 측정 시스템에 성공적으로 적용되어져 왔다. 이 논문에서는 앞서 언급된 레이저 슬릿광을 이용한 3차원 거리 측정 기법을 기존의 용접선 인식 뿐만 아니라, 환경 인식을 위해 적용한다. 전체 센서 시스템은 슬릿광을 발생시키는 세 개의 다이오드 레이저와 영상을 획득하는 두개의 소형 카메라로 구성된다. 그림 3은 이동 용접로봇이 목표지점으로 주행할 때, 로봇이 주행하는 환경을 인식하고, 용접 작업을 할 때, 용접선을 인식하기 위해 개발된 센서 시스템의 개념과 실제 구현을 보여준다. 카메라 A와 레이저 A₁과 A₂는 환경인식을 위해 사용되어 지고, 카메라 B와 레이저 B는 용접선 추적을 위해 사용되어 진다. 두개의 레이저 슬릿광은 평면으로 구성된 구조화 환경을 보다 쉽게 인식하기 위해 적용된다. 이에 대한 자세한 설명은 참고 문헌[6]에 나타나 있다. 구현된 센서 시스템의 자세한 사양은 표 1에 정리하였다. 영상획득 및 처리 시스템은 Dual Pentium-II (400MHz) PC와 Meteor II 비전 보드(Matrox Co.)를 사용하였고, 제작된 센서 모듈의 자체 크기는 42x120x 60mm (너비x길이x높이)이다.

표 1. 구현된 센서 시스템의 사양.

Table 1. Specifications of the implemented sensor system.

ITEM	SPECIFICATION
Diode Laser	680nm, 30mW
CCD Camera	Toshiba Lipstick Camera: IK-M41MA CCD Cell size: 1/2"
Lens	Toshiba Lipstick Lens: JK-L15M2 Focal length : 15mm
Filter	Coherent band pass filter (680nm)
Frame Grabber	Matrox : Meteor-II

3. 영상처리 알고리즘

슬릿광을 이용한 3차원 측정 시스템에서 영상처리 알고리즘의 역할은 획득된 영상으로부터 레이저 슬릿광이 가지고 있는 환경에 대한 정보를 정확히 추출하는 것이다. 획득된 영상에는, 레이저가 물체 표면에서 반사되는 광의 난반사

성분 이외에, 다른 광 외란이 존재한다. 예를 들어, 주사된 레이저가 동일 물체의 경면 성질때문에 관측되는 잡광이나 용접시 발생하는 섬광 등이 있다. 보다 강인한 측정 시스템을 위해, 이러한 광 외란으로부터 명확하게 물체의 난반사 성분인 레이저 띠를 명확하게 분리하는 것은 영상처리 알고리즘의 기초가 된다. 입력 영상에서 레이저 띠를 추출하기 위한 가장 신뢰성 있는 특징치는 레이저 띠의 두께이다. 보편적으로 사용되는 레이저 띠의 추출 기법에서, 기본 아이디어는 획득된 영상에서, 추정된 두께를 가지고 있는 레이저 띠의 중심선을 찾아내는 것이다[8]. 이를 위해, 레이저 띠의 중심선에서 가장 큰 반응을 일으키는 맥시칸 모자 형태의 공간 필터(spatial filter)를 설계하여, 영상 데이터와 함께 Convolution하는 방법은 널리 사용되는 방법이다[9]. 반면에, 이 논문에서와 같이 레이저 슬릿광을 이용하여 대영역의 3차원 측정을 수행하는 경우, 레이저 띠의 두께는 목표 물체로부터 레이저 광원까지의 거리, 그리고 측정하고자 하는 물체의 표면 상태에 따라 변화하는 특징을 갖는다. 이 때문에 획득 영상의 전 영역에 걸쳐 동일한 공간 필터를 적용할 경우 적절한 레이저 중심선을 찾기 어려운 단점이 있다. 개발된 센서 시스템을 이용하여 기본 실험을 수행한 결과, 레이저 소스가 목표 물체로부터 각각 최소 측정 거리인 0.5m와 최대 측정 거리인 1.8m에 위치할 때, 영상에서 발생하는 레이저 띠의 차이는 약 13픽셀이다. 영상 시스템에서 카메라와 렌즈가 만드는 초점 심도가 센서와 물체간의 전체 측정 가능 거리 구간만큼 깊지 못하는 한계 때문에, 측정 거리에 따라 영상의 번짐 현상(blurring effect)이 발생하고, 레이저 띠의 두께 변화가 발생한다. 이러한 이유로, 하나의 고정된 공간 필터를 이용하여, 영상에서 여러 가지 두께를 가지는 레이저 띠의 중심을 추출하는 것은 매우 어렵다[9]. 앞서 언급된 문제점을 해결하기 위해, 이 연구에서는 신경회로망에 의한 레이저 띠 두께 추정을 기반으로 하는 공간 필터를 제안하고자 한다.

신경 회로망을 이용한 필터 설계의 기본 개념은 신경회로망이 여러 두께를 가지는 레이저 띠의 분포와 중심을 학습할 수 있다는 것이다. 제안된 신경회로망의 구조가 그림 4에 나타나 있다. 사용된 신경회로망은 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)이며, 입력층, 2개의 은닉층, 그리고 출력층으로 구성되어 있다. 입력층은 35개의 퍼셉트론으로 구성되며, 내부층은 각각 20개와 10개의 퍼셉트론, 그리고 출력층은 1개의 퍼셉트론을 가진다. 신경 회로망의 입력은 수직방향 탐색 창 A의 중심위치인 영상좌표(u,v)와 수직방향 탐색 창 내의 영상 밝기 값들이 사용된다. 신경망의 출력은 탐색 창 내에 있는 레이저 띠의 분포도(P_{line_center})이다. 신경 회로망 마스크의 중심위치가 레이저 띠의 중심에 놓여 있을 때, 이 분포도는 1에 가까운 최대치를 나타낸다. 신경망의 학습과정 동안, 영상에서의 레이저 띠의 수직방향 광 분포와 레이저 띠의 중심에 일치하는 탐색 창의 중심 영상 좌표가 레이저의 두께 학습을 위해 주어진다. 학습 과정 후에, 신경 회로망을 이용한 신호 필터는 띠의 분포도를 추정하여 레이저 띠의 중심점을 계산할 수 있으며, 이를 영상의 행방향으로 각각 수행하면, 영상에서 레이저 띠의 중심선을 추출할 수 있다. 레이저 띠

가 영상의 열방향과 거의 평행하기 때문에 신경망 필터는 영상의 행방향으로 작동한다. 다층 신경 회로망의 가중치(weight)학습을 위해, Modified back propagation방법의 하나인 delta-bar-delta 학습방법이 사용되었다[12]. $w_{ji}(n)$ 을 학습 순서 n 번째에서 신경노드 i와 노드 j를 연결하는 가중치라 하자. 그리고, 이때, $\eta_{ji}(n)$ 를 해당하는 가중치의 학습률이라 하면, 가변하는 학습률 계수의 갱신 법칙은 다음의 식으로 정의된다.

$$\Delta \eta_{ji}(n+1) = \begin{cases} \kappa & \text{if } S_{ji}(n-1)D_{ji}(n) > 0 \\ -\beta \eta_{ji}(n) & \text{if } S_{ji}(n-1)D_{ji}(n) < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서, $D_{ji}(n)$ 과 $S_{ji}(n)$ 은 다음으로 각각 정의된다.

$$D_{ji}(n) = \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (2)$$

$$S_{ji}(n) = (1 - \xi)D_{ji}(n-1) + \xi S_{ji}(n-1) \quad (3)$$

여기서, ξ 는 양의 값인 상수이고, κ 와 β 는 학습률의 제어 변수이다. 그리고, $E(n)$ 은 오차의 합으로 정의되는 가격함수이다.

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_j [d_j(n) - y_j(n)]^2 \quad (4)$$

여기서, $y_j(n)$ 는 신경 노드 j의 출력이며, 그리고 $d_j(n)$ 는 이때의 희망 출력치이다. 신경노드 ji 의 가중치를 갱신시키는 법칙은 다음과 같다.

$$w_{ji}(n) = w_{ji}(n-1) - \eta_{ji}(n) \frac{\partial E(n-1)}{\partial w_{ji}(n-1)} \quad (5)$$

이러한 신경회로망에 기초한 공간 필터를 이용하여, 그림 5는 레이저의 두께가 변화하는 입력 영상에서 레이저의 중심을 추출한 결과 영상을 보여준다. 그림 5(a)는 작업 공간에 주사된 레이저 띠의 카메라 획득 영상을 부분 확대한 것이다. 그림 5(b)는 하나의 입력 영상에 대해 레이저가 일정한 두께를 가진다고 가정하는 일반적인 방법[9]에 의해 추출한 레이저 중심을 나타내며, 그림 5(c)는 제안된 신경회로망에 의해 적용적으로 레이저 띠를 추정하는 기법을 이용한 레이저 중심 추출 결과를 보여준다.

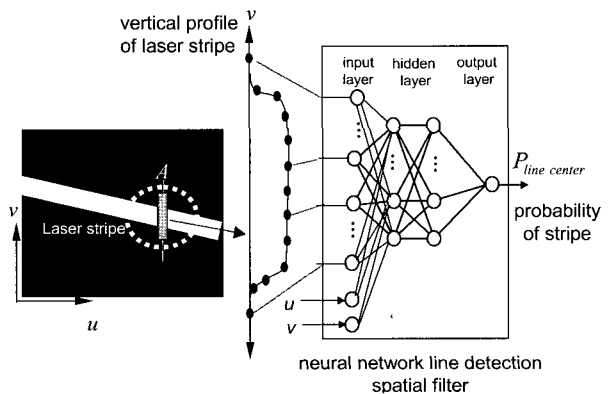


그림 4. 선분 중심 추출을 위한 신경망 구조. Fig. 4. Neural network structure for line center extraction.

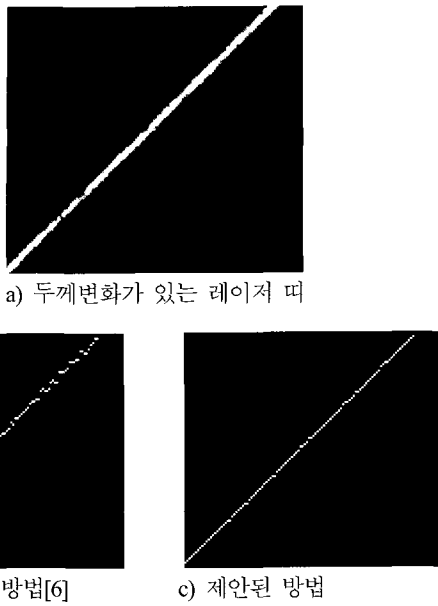


그림 5. 선분 중심 추출 실험.
Fig. 5. An experiment on the line center extraction.

알 수 있다. 그림 6은 제작된 센서 시스템의 연기에 대한 강인성을 보여주는 실험이다. 영상은 삼각뿔 형상의 물체에 레이저를 주사하여 얻어졌으며, 인공연기를 발생시켜 제안한 기법의 한계를 알아보았다. 공기의 투과도가 낮아 질수록 레이저의 중심 추출이 어려워지는 것을 볼 수 있다. 여러 번의 실험 결과 45%미만의 투과도에 대해서는 추출결과에 연기의 유동에 의한 노이즈가 많이 발생하는 것을 관찰할 수 있었다. 반면에 45%이상의 투과도에 대해서는 중심 추출 결과가 ± 1 픽셀이내로 수렴한다.

4. 센서 시스템의 보정과 해상도 해석

3차원 거리 추출을 위한, 레이저 슬릿광의 보정 기법은 널리 알려진 방법이므로, 단지 방법의 개괄만 여기서 간략히 소개한다. 센서 보정의 개념을 보여주는 그림 7(a)에서 고정 좌표계인 $OXYZ$ 는 전체 좌표계를 나타내고, 2차원 좌표계인 uv 는 영상평면에서의 영상 픽셀 좌표계를 나타낸다. 그리고, $X'Y'$ 은 영상 중심 좌표계이다. 영상에서 레이저 띠의 2차원 좌표 값인 (u,v) 로부터, 레이저 띠가 주사되는 3차원 공간의 좌표값 (x,y,z) 를 계산하기 위해서는 전체 좌표계와 영상 픽셀 좌표계를 연관시키는 변환 행렬 $M(4 \times 3$ 행렬)이 필요하다.

$$s[x, y, z, 1]^T = M[u, v, 1]^T \tag{6}$$

여기서, s 는 동차 변환(homogeneous transform)의 비례 축소 인자(scaling factor)이고, M 은 역 원근 변환(inverse perspective transform)행렬이다. 그림 7에 나타난 바와 같이, 이 변환 행렬은 알고 있는 치수를 가지는 정교하게 가공된 블록 게이지에 투사되는 레이저 띠의 위치 정보와 획득된 영상 상에서의 특징점을 관찰함으로써, 카메라와 레이저 스트립 투사기의 보정 과정 동안에 획득할 수 있다.

3차원 거리 측정 시스템의 구현에 있어서, 가장 크게 고려해야 될 부분은 측정 시스템의 해상도이다. 레이저 띠를 이용한 비전 측정 시스템에서, 해상도는 X 와 Y , 그리고 Z 방향의 해상도로 정의된다. 그림 8과 9에는 분해능 해석을 위해, 센서 시스템의 구성을 XZ , YZ 그리고 XY 평면에 투사한 도형이 나타나 있다. 여기서, L_x 와 L_y 는 각각 최대 측정 거리 T 에서의 수평방향, 수직방향 최대 FOV(field of view)를 나타낸다. T 는 Z 방향으로의 최대 측정 거리를 의미한다. 분리각 θ 는 카메라와 레이저 띠가 이루는 면에 대해 띠의 기울어진 정도를 나타내며, f 는 카메라 렌즈의 초점 거리이다. 이때, 전체 좌표계의 Z 축은 카메라의 광축과 일치한다고 가정한다. D 는 카메라와 다이오드 레이저 사이의 Base line의 길이이다. α 와 β 는 각각 XZ 와 YZ 투사 평면에 대한 카메라의 화각을 의미한다. 거리 z 에서, a 와 b 는 각각 영상 평면에서 한 픽셀이 차지하는 수평방향과 수직방향의 길이이다. 3차원 공간 상에서 점 $P(x, y, z)$ 의 영상평면으로의 투사 점을 $P'(x', y')$ 이라 하고, 선분 OP' 과 z 축 사이의 각도를 XY 와 YZ 투사평면에서 각각 ϕ 와 ψ 로 정의한다. M_{x2} 는 광축으로부터 X 방향으로의 최대 측정 거리이고, M_{y1} 는 최소 측정 거리이다. 그림 8과 9에서 보여지는 기하학적 관계로부터, 광 삼각법에 근거한 센서 시스템의 각 축에 대한 센서 해상도는 다음과 같다.

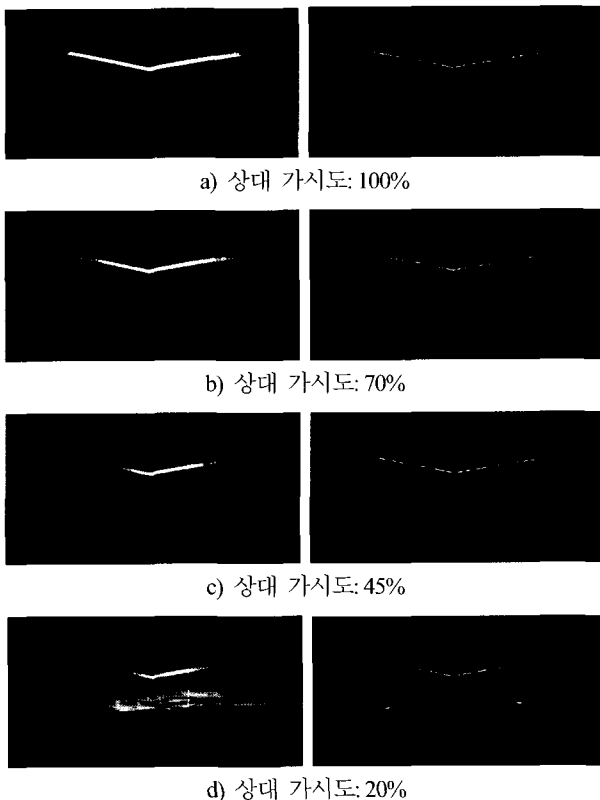


그림 6. 제안된 선분 중심 추출 기법의 강인성 실험.
Fig. 6. Robustness of sensor system against smoke: left image and right image are input image and extracted laser stripe center image, respectively.

획득영상에서 레이저 두께 변화에 대해 제안된 방법이 일반적으로 사용되는 방법보다 강인한 결과를 보인다는 것을

$$R_x = \frac{2p_x \cdot f(2T - L_x \tan \theta)}{[2f - 2(x' + p_x) \tan \theta](2f - 2x' \tan \theta)} \quad (7)$$

$$R_z = \frac{2p_x \cdot f \tan \theta(2T - L_x \tan \theta)}{[2f - 2(x' + p_x) \tan \theta](2f - 2x' \tan \theta)} \quad (8)$$

$$R_y = \frac{L_{y1} \cdot f(2T - L_x \tan \theta)}{l_v T \cdot (2f - 2x' \tan \theta)} \quad (9)$$

여기서, l_u 와 l_v 는 각각 CCD 소자의 수평, 그리고 수직방향 픽셀 수이다. 그리고, L_{y1} 과 L_{y2} 는 X 방향으로의 최대 측정 거리인 M_{x2} 와 최소 측정 거리인 M_{x1} 에서 Y 방향으로의 측정 범위를 나타낸다. 이미지 소자의 픽셀당 실제 치수를 나타내는 유효 픽셀 크기는 다음과 같이 표현되어 진다.

$$p_{x'} = l_{x'} / l_u, \quad p_{y'} = l_{y'} / l_v \quad (10)$$

여기서, l_x 과 l_y 은 이미지 소자의 수평 수직 방향 실제 길이를 각각 나타낸다. 적절한 센서 시스템의 설계를 위해, 각 축에서의 해상도 변화가 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 관찰되어 졌다. 해상도에 관한 식의 유도과 시뮬레이션 결과는 참고 문헌[6]에 자세히 기술되어 있다. 구현된 센서 시스템의 경우에, 환경인식을 위한 센서 부분의 카메라 A 와 레이저 A₁ 사이의

분리각은 76°이며, A₂ 분리각은 79°이다. 그리고, 용접선 추적을 위한 센서인 카메라 B 와 레이저 B 사이의 분리각은 30°이다. 카메라 영상의 분해능은 픽셀 단위이므로, 이에 기인하는 센서의 분해능을 살펴 보았고, 표 2 는 환경인식 센서의 분해능 해석 결과를 보여준다.

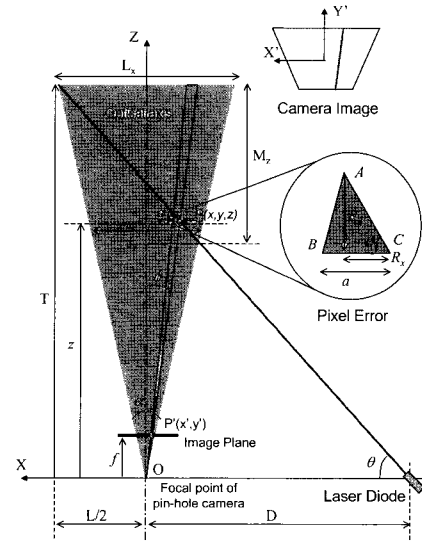
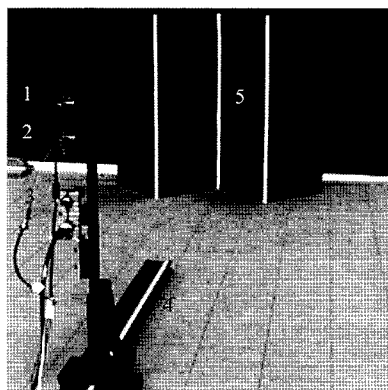
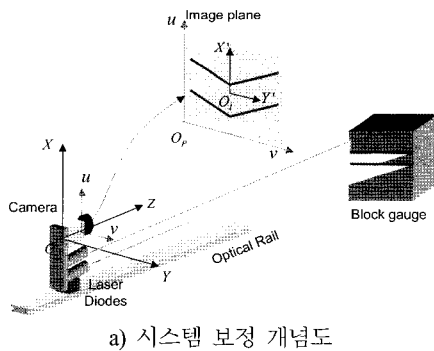


그림 8. XZ 평면 상에서의 해상도 해석.
Fig. 8. Resolution Analysis on XZ plane.



- 1. laser diode 1
- 2. laser diode 2
- 3. CCD camera
- 4. optical rail
- 5. block gauge

b) 실험장치 구성

그림 7. 센서 시스템의 보정.
Fig. 7. Sensor system calibration.

표 2. 환경인식 센서 시스템의 해상도 분석.
Table 2. Resolution analysis for the environmental recognition sensor system.

(Unit:mm)			
Sensor part 1 (Camera A and Laser A ₁)			
Distance	R _Z	R _X	R _Y
300	0.6	0.2	0.2
500	1.7	0.4	0.3
700	3.4	0.8	0.5
900	5.6	1.4	0.6
1100	8.4	2.1	0.8
Sensor part 2 (Camera A and Laser A ₂)			
Distance	R _Z	R _X	R _Y
300	0.6	0.1	0.2
500	1.7	0.3	0.3
700	3.4	0.7	0.5
900	5.6	1.1	0.6
1100	8.4	1.6	0.8
1300	11.7	2.3	0.9
1500	15.8	3.1	1.0
1700	20.2	3.9	1.2
1900	25.5	4.9	1.3

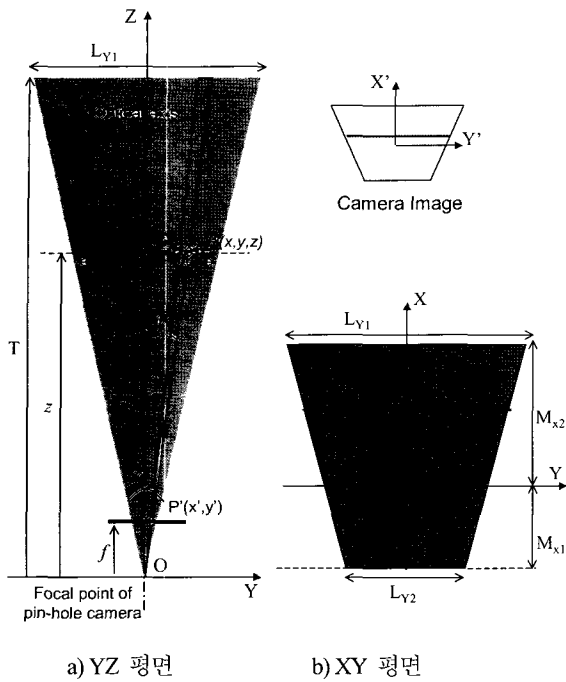


그림 9. YZ 평면 상에서의 해상도 해석.
Fig. 9. Resolution Analysis on YZ plane.

IV. 환경 모델링 알고리즘 구조

환경모델링을 위해 개발되는 알고리즘은 효율성을 위해 두개의 모듈로 구성된다. 그림 10의 알고리즘 구조에 도시된 바와 같이, 첫번째는 하나의 레이저 띠를 이용하는 일반적인 3 차원 레이저 스캐닝 모듈이며, 둘째는 두개의 레이저 띠를 사용하는 3 차원 Hough 변환을 기반의 평면인식 모듈이다. 평면 환경의 재구성 기법은 로봇이 Longi 사이의 작업 공간에서 로봇의 위치를 결정하기 위해 사용된다. 즉, 환경을 이루는 주요한 4 평면을 두개의 레이저 스트립을 이용하여 측정하고, 평면을 재구성함으로써, 로봇 좌표계를 중심으로 주요평면이 위치하고 있는 정보를 얻게 되고, 이를 최종적으로 CAD 좌표계를 중심으로 이 평면들이 위치하고 있는 정보와 비교함으로써, CAD 좌표계와 로봇 좌표계간의 좌표 변환관계를 유도할 수 있다. 이 변환관계가 유도 되면, 이때부터 사용하게 되는 레이저 스캐닝 기법을 통한 환경 구성은 동일한 좌표계인 전체 좌표계에서 표현이 가능하게 된다.

1. 스캐닝 기법

하나의 레이저를 이용한 레이저의 스캐닝 기법은 3 차원 형상의 추출 및 모델링을 위해 널리 사용되는 방법이다. 이 방식은 센서를 고정된 좌표축을 따라 일정한 거리로 연속 이송시키거나, 고정된 회전 축을 중심으로 센서를 일정 각도로 연속 회전시키면서 측정을 수행함으로써, 환경에 대한 세밀한 정보를 추출하는 기법이다. 현재의 센서 시스템이 센서 좌표계에서 Y 축으로 주사가 되므로, 센서의 스캐닝 방향은 센서 좌표계의 X 축을 따라서 이송하거나, Y 축에 대한 pitch 회전을 이용하여 스캐닝 하는 것이 적합하다. 환경에 대한 거리 정보의 밀도는 스캐닝의 간격과 환경에 대한 센서의 상대 거리에 의존한다.

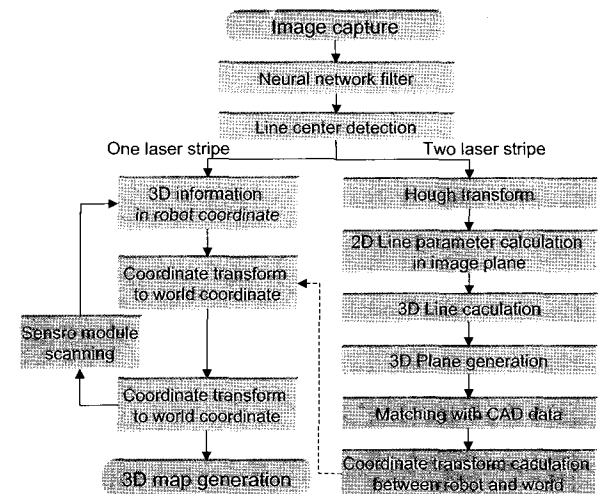


그림 10. 환경 모델링 알고리즘 구조.
Fig. 10. Environment modeling algorithm structure.

2. 평면 인식 기법

폐쇄 블록의 내부는 본질적으로 여러 가지 모양을 가지는 다수의 평면으로 구성되어 있는 환경이다. 두개의 레이저 스트립이 하나의 평면에 투사될 때, 영상 평면에서 두 직선은 그림 11과 같이 나타난다. 일반적으로 3차원 공간상에서의 직선은 다음의 식으로 표현된다.

$$\vec{x} = \vec{a} + t \cdot \vec{b} \tag{11}$$

여기서, \vec{a} 는 직선의 위치 벡터이고, \vec{b} 는 직선의 방향 벡터이다. 입력 영상에서, 레이저 띠가 만드는 직선 성분들은 Hough 변환 방법에 의해 쉽게 추출될 수 있다[13]. 이를 이용하여 획득된 2 차원의 영상 평면에서의 직선 방정식을 기반으로, 영상 좌표계와 전체 좌표계의 변환 관계를 나타내는 식 (6)을 이용하면, 영상 좌표계에서의 한 직선이 3 차원 공간상의 한 직선으로 상호 변환이 가능하다. 이를 통해, 각 레이저 스트립이 평면에 주사되어 얻어진 3 차원 직선을 각각 L_1 과 L_2 라 하면, 식(11)로부터 이 직선들은 다음의 벡터 형식으로 나타낼 수 있다.

$$L_1: \vec{x} = \vec{g}_1 + t \cdot \vec{h}_1, \quad L_2: \vec{x} = \vec{g}_2 + t \cdot \vec{h}_2 \tag{12}$$

여기서, \vec{h}_1 과 \vec{h}_2 는 각각 직선 L_1 과 L_2 의 방향 벡터를 나타내며, \vec{g}_1 과 \vec{g}_2 는 각 직선의 위치 벡터이다. 일반적으로, 3 차원 공간상에서의 평면의 방정식은 다음의 벡터 형식으로 표현된다.

$$\vec{x} \cdot \vec{k} - d = 0 \tag{13}$$

여기서, \vec{k} 는 해당 평면의 수직 벡터이고, d 는 원점으로부터 평면까지의 수직거리를 나타낸다. 직선 L_1 과 L_2 가 평면 P_1 에 놓여 있는 경우에, 두 직선의 방향 벡터들인 \vec{h}_1 과 \vec{h}_2 의 cross product 는 평면 P_1 의 수직 벡터 \vec{k} 를 만든다.

$$\vec{k} = \vec{h}_1 \times \vec{h}_2 \quad (14)$$

식 (14)로 얻어진 수직 벡터를 식(13)에 대입하면, 수직거리 d 는 어려움 없이 얻어질 수 있다.

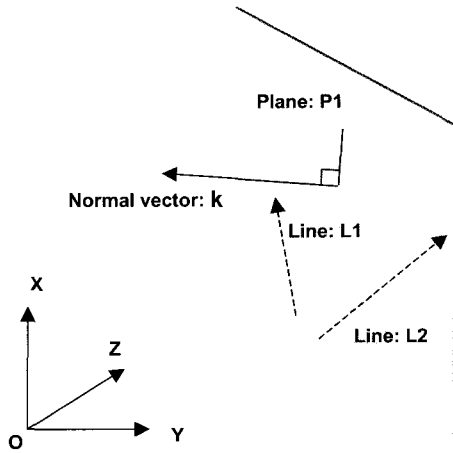


그림 11. 평면상에 투사된 두 레이저의 직선 성분으로부터 평면의 재구성.

Fig. 11. Plane constructed from the two lines.

3. 평면 환경 재구성 실험결과

앞 절에서 설명된 평면 인식 기법의 유용성을 알아 보기 위한 실험이 수행 되었다. 그림 12는 실험에 사용된 표적 물체를 보여주며, 평면의 굽힘각도 θ 를 변화시켜 가면서, 두개의 레이저 스트립을 이용한 평면 생성 기법이 테스트되어 졌다. 중간 평면은 센서로부터 거리가 1000mm에 위치되어졌다. 표 3과 그림 13은 제안된 방법으로 추정된 평면 방정식에서의 4개 변수와 실제 값의 비교치를 보여 준다. 실험결과는 각 변수에 대한 최대 오차율이 $\pm 2\%$ 내에 머문다는 것을 보여준다. 해당 오차는 크게 카메라의 영상 왜곡 오차, 레이저 센서의 보정 오차 등에 기인한다. θ 가 45° 인 경우에, YZ 평면 상에서 추정된 데이터와 실제 값의 비교가 그림 13에 나타나있다. 추정치와 실제치와의 최대 거리 오차는 약 7mm이다. 획득된 평면 방정식의 변수를 기초로 가상공간에서 재구성된 표적 물체가 그림 14에 나타나 있다.

표 3. 평면 재구성 실험 결과.
Table 3. Experimental results for the plane generation.

θ		k_1	k_2	k_3	$d(m)$
22.5°	Real	0.000	-0.923	-0.382	0.382
	Measure	0.003	-0.921	-0.395	0.375
45°	Real	0.000	-0.707	-0.707	0.707
	Measure	-0.002	-0.713	-0.705	0.709
67.5°	Real	0.000	-0.382	-0.923	0.923
	Measure	0.002	-0.368	-0.921	0.928

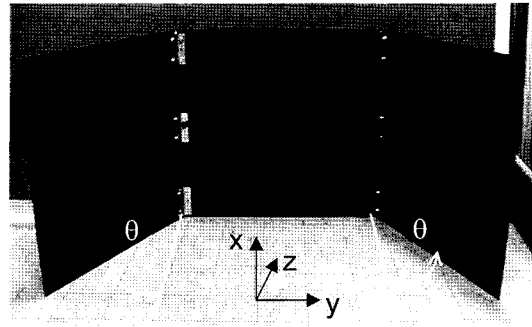


그림 12. 실험을 위해 사용된 구부림 판.
Fig. 12. Folded plate for experimental tests.

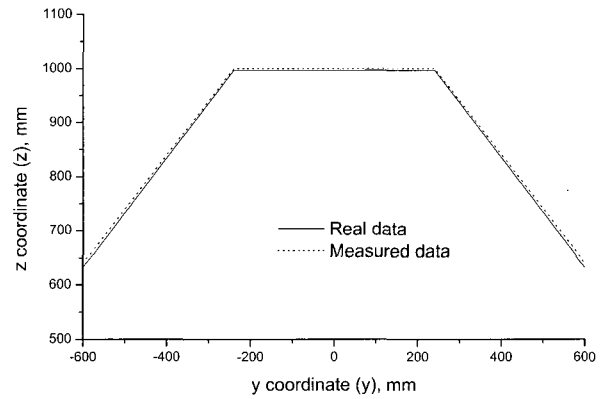


그림 13. $\theta=45^\circ$ 일때, 실험결과 (YZ 평면상).
Fig. 13. Experimental result in case of $\theta=45^\circ$ (YZ Plane).

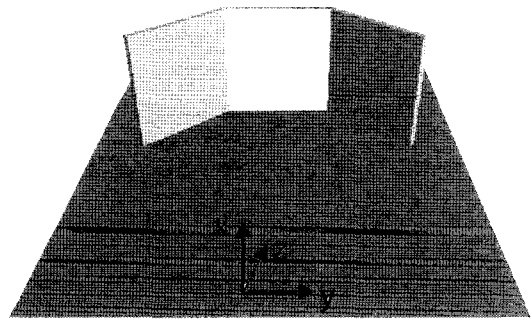


그림 14. 가상환경에서 재구성된 실험환경.
Fig. 14. Reconstructed Test Plate in Virtual Space.

V. 환경 인식 전략

1. 환경 인식 공간 정의와 환경 모델링

효율적인 환경인식을 위해, 두 개의 Longi사이에서 형성되는 작업 공간이 크게 세 개의 세부 공간으로 세분화된다. 그림 15에 나타나 있는 바와 같이, 작업 공간은 로봇과 용접 목표 환경의 거리에 따라 원거리 지역(Far field), 중거리 지역(Middle field), 근거리 지역(Near field)으로 나뉘고, 각 구간에서의 용접 환경 인식을 위한 측정 전략이 그림에 간략히 나

타나 있다 이때, 환경 모델링을 위한 알고리즘 구조는 앞서 4장에서 언급한 바와 같이 하나의 레이저 띠를 이용한 일반적인 3 차원 스캐닝 기법과 두 개의 레이저 띠를 이용한 Hough 변환 평면 인식 기법으로 나뉘며, 이 두 모듈은 각 지역에서 정의되는 작업에 맞게 적절히 선택되어진다. 각 영역에서의 작업에 관한 세부사항은 다음 장에 기술되어 있다.

획득된 3 차원 데이터를 표현하는 방법은 센서 데이터의 처리와 저장을 위해 매우 중요하다. 데이터 획득 후 수행되는 작업의 종료와 사용되는 센서에 따라 여러 형태의 환경 표현 기법들이 사용되어 질 수 있다. 환경 표현 방법 중에서 가장 많이 사용되는 것은 Cell decomposition model과 Geometrical model, 그리고 Topological model이 있다[14]. 이 연구에서는 획득된 환경 데이터의 표현 방법으로, Cell decomposition 방법을 사용한다. 이 기법은 관심 영역의 공간을 격자 형태로 구분하여, 공간 내에 물체의 유무를 표시한 것이다. 모델링 하고자 하는 물체를 정확하게 표현 할 수는 없지만, 어떠한 형태의 물체도 수식의 복잡함 없이 간단한 방식으로 표현할 수 있다는 장점이 있다. 그림 16은 3차원 환경의 표현을 위해, 전체 공간을 100x100x100크기의 Cubic cell로 나눈 것을 보여주고 있다. 이 연구에서 하나의 Cubic cell (voxel)은 10x10x10mm 의 부피를 가지도록 정의되며, 전체 3차원 환경은 1x1x1m의 공간에 구성되어 진다. 일반적으로 선박 폐쇄 블록 조립공정에서 Longi와 Longi사이의 폭은 650~1000mm로 한정된다. 그리고, 이러한 Cubic cell을 이용한 환경 표현은 구분한 지역중 중거리와 근거리 영역의 환경 스캐닝 결과를 표현하는데 사용되므로, 로봇암의 길이를 고려할 때 1x1x1m의 공간은 환경 스캐닝 데이터의 표현에 적합하다..

2. 장거리 지역

장거리 지역에서 이동 로봇의 작업은 크게 다음의 세가지 세부 작업으로 구성되어 진다.

- 작업1: 용접 지역으로의 진입을 위해 바닥면에 부착된 장애물의 유무 확인 및 정보 추출
- 작업2: 평면 인식 센서와 3차원 Hough 변환을 이용한 평면 추출
- 작업3: CAD 가 정의된 전체 좌표계와 로봇 좌표계의 좌표 정합을 통한 로봇 위치 파악

작업 1에서는, 바닥면에 부착된 장애물의 정보를 추출하기 위해, 하나의 레이저 띠를 이용한 3차원 스캐닝 기법이 적용 되어 진다. 이를 이용하여, 로봇이 진입할 수 있는 공간이라 판단되면, 작업 2에서, 환경을 구성하는 두개의 Longi와 Floor, 그리고 바닥면을 두개의 레이저 스트립에 의한 평면 인식 기법을 사용하여 인식한다. 로봇이 두개의 Longi 사이의 새로운 작업 공간에 안착될 때, 전체 좌표계 상에서 로봇의 위치를 파악하는 것은 매우 중요하다. 이 목적을 위해서, 인식된 평면 정보를 이용하여 전체 좌표계에 대한 로봇의 위치를 알아내는 작업을 작업 3에서 수행한다. 그림 17은 4장에서 기술되어진 두개의 레이저 띠를 이용한 작업 공간 내부에서의 평면 인식 개념을 보여준다. 두개의 레이저 띠가 평

면에 투사되었을 때, 영상에서 관측된 스트립의 3차원 직선 방정식으로 부터 평면에 대한 정보를 얻을 수 있다. 작업 3에서는 CAD좌표계와 로봇 좌표계간의 정합 작업이 로봇 위치 인식을 위해 이루어진다. 인식된 평면을 CAD에서 주어지는 평면 정보와 정합을 수 행함으로써 얻어진다. 이 연구에서 사용된 방법은 최소 자승 오차 기법이다[15]. 그림 18은 로봇 좌표계와 전체 좌표계의 변환 관계를 위해, 평면을 정합하는 개념도를 보여준다. 정합 알고리즘은 표 3에 간략히 기술하였다. 이로써 획득된 로봇 좌표계와 전체 좌표계의 좌표 변환 행렬을 이용하여, 로봇 좌표계를 중심으로 측정된 환경 데이터가 전체 좌표계로 모두 변환 될 수 있으며, 여러 지역에서 측정된 데이터가 전체 좌표계에서 동시에 표현이 가능하게 된다.

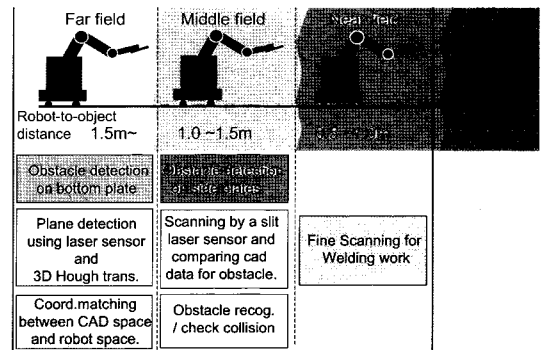


그림 15. 측정 영역 정의와 각 영역에서의 작업.
Fig. 15. Measuring field definition and tasks at each field.

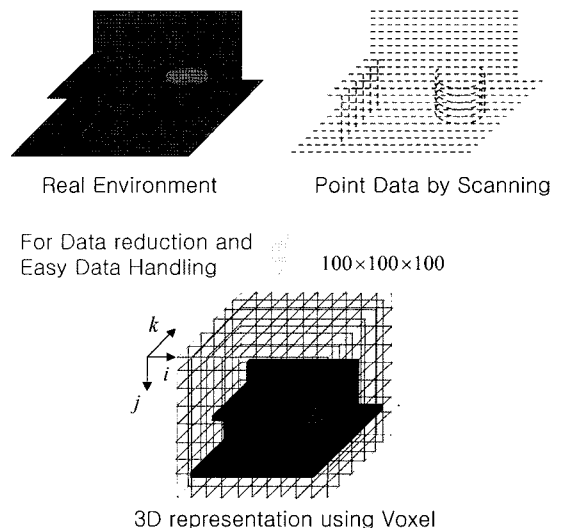
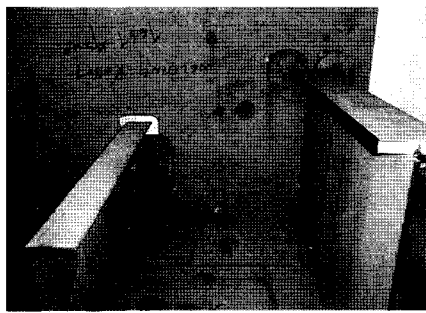


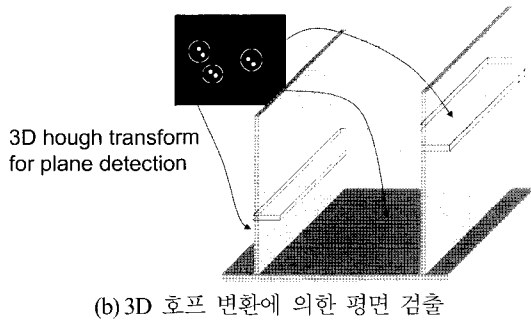
그림 16. 3 차원 환경 모델을 위한 육면체 셀.
Fig. 16. Cubic cells for a 3D environment model.

3. 중거리와 근거리 영역

중거리 영역에서 수행되는 작업은 네 개의 세부 작업으로 구분될 수 있다.

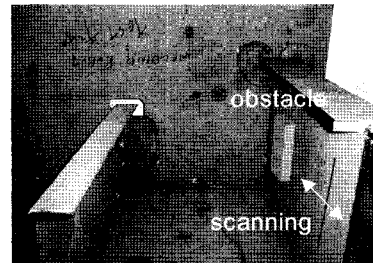


(a) 실제 환경에 투사된 두 레이저 띠

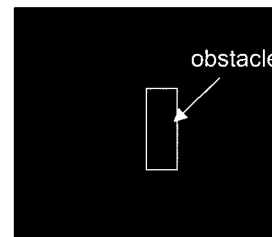


(b) 3D 호프 변환에 의한 평면 검출

그림 17. 두 레이저 띠를 이용한 평면인식.
Fig. 17. Plane recognition using two laser stripes.

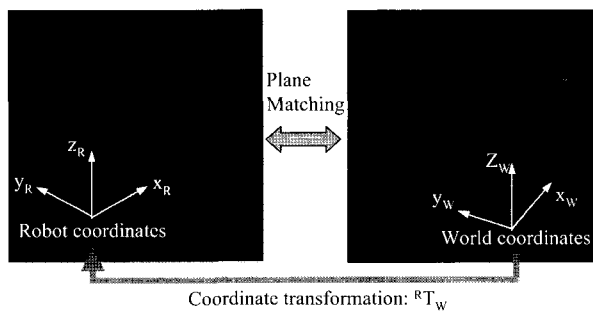


(a) 실제 환경에 주사된 레이저 띠



(b) 스캐닝에 의해 검출된 장애물

그림 19. 측면에 부착된 장애물의 검출.
Fig. 19. The detection of an obstacle on side plate.



(a) 검출된 평면 (b) CAD 데이터

그림 18. 두 레이저 띠를 이용한 평면인식.
Fig. 18. Plane matching for transformation of robot coordinates and world coordinates.

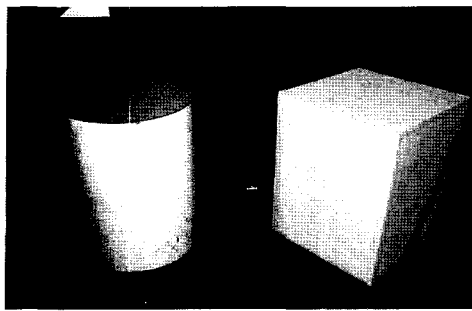
- 작업 1: 이동 로봇의 진입을 위한 양 벽면(Longi)에 부착된 장애물의 인식
- 작업 2: 레이저 띠를 이용한 작업 영역 스캐닝
- 작업 3: 획득된 데이터의 CAD 데이터와의 비교
- 작업 4: 장애물 인식과 로봇암의 충돌 검증

근거리 영역에서 수행되는 작업은 중거리 영역에서 정의된 대략적인 장애물의 존재 영역에 대한 상세 스캐닝이다. 로봇이 원거리 영역에서 중거리 영역으로 접근하기 위해, 첫째로 로봇이 진입하는 옆 벽면에 장애물의 유무가 판단되어야 한다. 중거리와 근거리 영역과 연관된 작업을 수행하기 위해, 알고리즘 모듈 중 스캐닝 모듈이 사용되어 진다. 그림 19는 옆 벽면에 있는 장애물을 검출하는 개념과 실험결과를

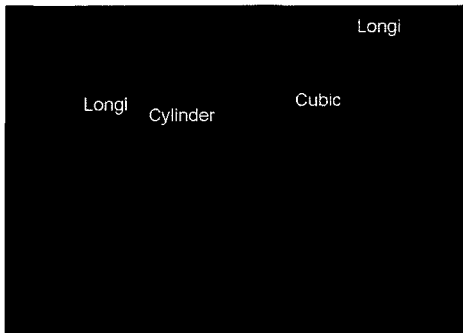
보여준다. 벽면에 30x50x120mm의 장애물이 부착되었으며, 실험결과로 장애물의 검출이 쉽게 이루어지고, 스캐닝 결과와 CAD 데이터를 비교함으로써, 존재하는 장애물의 크기를 알아 낼 수 있다.

그림 20의 (b)와 (c)는 각각 중거리 영역과 근거리 영역에서. 그림 20 (a)의 원기둥과 정육면체로 구성된 환경으로부터 얻어진 측정치를 voxel 공간에서 표현한 결과를 보여준다. 중거리 영역의 측정 결과에 비해 근거리 영역에서의 측정 결과가 보다 세밀하게 측정된 것을 볼 수 있다. 정육면체의 경우, 실제 길이는 210mm이며, voxel모델링 결과로 직선 근사화를 시킨 결과는 한번이 210±7mm로 얻어졌다. 원기둥의 경우, 실제 반지름은 100mm이며, voxel모델링 결과로 원 근사화[15]를 시킨 결과 반지름이 100±4mm로 얻어졌다. 이 오차는 voxel모델의 분해능을 10mm로 제한한 것과, 센서 측정오차 및 로봇 매니플레이터의 위치 오차에 의해 기인한다. 획득된 측정 결과를 이용하여 장애물 추출과 장애물의 모델링을 수행하면 보다 정확한 장애물의 위치와 크기 및 모양을 파악할 수 있을 것이다.

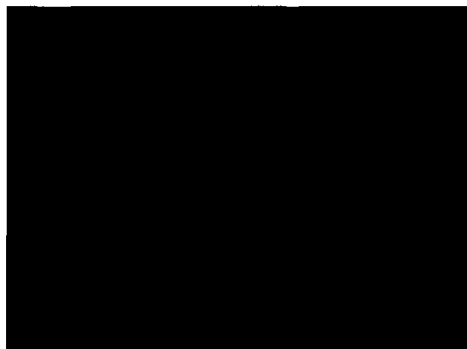
이러한 측정에서 발생하는 오차는 앞서 언급한 여러가지 요인 중에서 voxel모델의 분해능에 가장 큰 영향을 받는다. 로봇의 오차나, 센서의 오차가 이보다 훨씬 정밀하기 때문이다. 이러한 voxel모델링을 바탕으로 얻어지는 환경 정보는 작업영역에 도달하기 위한 로봇의 경로 계획에 사용된다. 일단 로봇이 작업 영역에 도달하게 되면 용접선 추적은 용접선 추적 센서를 통해 수행되게 된다. 작업영역 도달을 위한 로봇의 공간 경로는 물체가 가지는 최소 크기 및 해상도인 10mm의 불확실성을 기반으로 구현된다. 즉, 환경인식에서 발생하는 결과 오차는 사전 분석을 통하여 로봇 경로 생성에 있어서 안전영역으로 고려대상이 되어야 한다.



(a) 실험 환경



(b) 복셀로 표현된 스캐닝 데이터



(c) 근거리 영역에서의 상세 스캐닝 결과

그림 20. 실제 작업 환경에 대한 환경 모델링 결과.
Fig. 20. The scanning results for the real environment.

VI. 결론 및 향후과제

이 논문에서는, 선박 건조 공정 중에서 폐쇄 블록으로 정의된 실내 환경에서 주행 할 수 있는 자율 이동 로봇을 대상으로 로봇의 환경 인식 문제를 다루었다. 논문의 내용은 다음으로 요약된다. 첫째, 자율 이동 용접 로봇을 위해, 용접환경의 3차원 형상을 인식하고, 용접 지점을 검출할 수 있는 세 개의 레이저 띠와 두개의 CCD카메라로 구성된 센서 시스템을 개발하였다. 개발된 센서 시스템은 센서 해상도 분석을 통하여, 환경인식을 위해, 1m물체 거리에서 최대 7mm정도의 깊이 방향 분해능을 가지도록 설계되었다. 둘째, 센서의 측정 영상을 바탕으로, 주사된 레이저의 중심선을 추출하기 위한 공간 필터를 신경망을 이용하여 설계하였고, 실험을 통하여 레이저 두께의 변화와 45%이상의 투과도를 나타내는 연기 외란에 대해 강인한 중심선 추출 성능을 보이는 것을 확인하였다. 셋째, 이러한 측정 능력을 기반으로, 이동 로봇이 선박 건조 공정의 폐쇄 블록 용접에 적용 될 수 있도록,

로봇의 환경 모델링을 위한 알고리즘 구조를 제안하였다. 용접환경의 효율적인 인식을 위해, 개발된 알고리즘 구조는 일반적인 3차원 스캐닝 모듈과 3차원 Hough 변환을 이용한 평면 인식 모듈로 구성된다. 제안된 평면 인식 기법이 실험을 통하여 평가되었으며, 평가 결과는 2% 이내의 평면 변수 추정 오차를 보인다. 마지막으로, 용접 환경 인식을 위한 전략이 장거리 영역, 중거리 영역, 근거리 영역에 대해 각각 제안되었으며, 실험결과와 함께 제안된 전략의 기본적인 평가가 수행되어졌다.

현재, 로봇 시스템의 개발이 계속 진행 중에 있으며, 복잡한 환경 구성과 여러 가지 물체의 형태에 대해 인식 테스트가 수행되고 있다. 향후 과제는 다음으로 요약될 수 있다.

- 3차원 환경 측정 데이터로부터 장애물의 기하학적 정보의 추출
- 추출된 장애물의 분류와 기하학적 모델링
- 장애물의 정밀한 측정을 위한 관측 지점 자동 변경

참고문헌

- [1] D. M. Wihsbeck, "Application update: Robotized welding in shipbuilding-Installation, Off-line Prog-ramming, Experiences," *Proceedings ICARCV*, pp. 10-14, 1998.
- [2] P. Sorenti, "Efficient robotic welding for shipyards-virtual reality simulation holds the key." *Industrial Robot*, Vol. 24, No. 4, pp. 278-281, 1997.
- [3] B. Rooks, "Robot welding in shipbuilding," *Industrial Robot*, Vol. 24, No.6, pp. 413-417, 1997.
- [4] Hitachi, HIROBO manual, Hitachi, 1993.
- [5] P. G. Santos, M. A. Armada, and M. A. Jimenez, "Ship building with rower," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, Vol. 7, No. 4, 2000.
- [6] M. Y. Kim, K. W. Ko, H. S. Cho and J. H. Kim, "Visual sensing and recognition of welding environment for intelligent shipyard welding robots," *Proceeding of IEEE/RSJ IROS 2000*, pp. 2159-2165, 2000.
- [7] 박영준, 전인택, 안승욱, 장애물 승월 이송장치, 대한민국 특허 0283921, 2000.
- [8] B. Bahr, J. T. Hqung, and K. F. Ehmman, "Sensory guidance of seam tracking robots." *Journal of Robotic Systems*, Vol. 11, No. 1, pp. 67-76, 1994.
- [9] J. S. Kim and H. S.Cho, "A robust visual seam tracking system for robotic are welding", *Mechatronics*, Vol. 6, No. 2, pp. 141-163, 1996.
- [10] J. E. Agapakis, "Approaches for recognition and interpretation of workpiece surface features using structured lighting," *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 9, No. 5, 1990.
- [11] B. Jahne, H. Haubecker, and P. Geibler, *Handbook of Computer Vision and Applications*, Vol. 1, Academic Press, 1999.
- [12] S. Haykim, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Macmillan, 1994.
- [13] D. H. Ballard, C. M. Brown, *Computer vision*, Prentice Hall, 1982.
- [14] M. A. Salichs and L. Moremo, "Navigation of mobile robots; open questions," *Robotica*, Vol. 18, No. 3, pp. 227-234, 2000.
- [15] Z. Zhang, "parameter estimation techniques; a tutorial with application to conic fitting," *INRIA Technical Report*, No. 2676, 1995.



김민영

1975년 2월 15일생. 1996년 한국과학기술원 기계공학과(공학사). 동대학원 석사(1998). 1998년~현재 한국과학기술원 기계공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 3차원 머신 비전, 로봇 센서 시스템, 신경망을 이용한 로봇 환경 인식, 자율

이동 로봇

조형석

제어·자동화·시스템공학 논문지 제5권 제4호 참조.



김재훈

1959년 9월 13일생. 1980년 서울대학교 기계공학과(공학사). 1985년 Wright State University 시스템 공학과(공학석사). 1991년 Purdue University 항공우주공학과(공학박사). 1979년~1987년 국방과학

연구소 연구원. 1984년~1985년 Wright Patterson Air Force Base 의 USAF Flight Dynamics Laboratory 교환 연구원. 1992년~현재 삼성 중공업 메카트로 연구파트 수석 연구원. 관심 분야는 structure/control interaction, sensor/actuator, autonomous mobile robot, robot application and welding automation.