

# 레이저 슬릿빔과 신경망을 이용한 3차원 영상인식

## 3-D Image Processing Using Laser Slit Beam and Neural Networks

김병갑(충남대 대학원), 강이석(충남대 공대), 윤지섭(한국원자력연구소), 최경현(한국원자력연구소)  
Byeong-Gab Kim(Graduate School, Chungnam Natl. Univ.), E-Sok Kang(Chungnam Natl. Univ.)  
Ji Sup Yoon(KAERI), Kyung-Hyun Choi(KAERI)

### ABSTRACT

This paper presents a 3D image processing which uses neural networks to combine a 2D vision camera and a laser slit beam. A laser slit beam from laser source is slitted by a set of cylindrical lenses and the line image of the slit beam on the object is used to estimate the object parameters. The neural networks allow to get the 3D image parameters such as the size, the position and the orientation from the line image without knowing the camera intrinsic parameters.

**Key Words** : image processing(영상처리), neural networks(신경망), object recognition(물체인식), feature(특징), laser slit beam(레이저 슬릿빔)

### 1. 서 론

레이저 슬릿빔과 카메라를 이용하여 3차원 물체를 인식하는 연구들의 대부분은 물체의 표면에 투사된 슬릿빔 영상을 삼각법을 적용하여 물체의 위치정보를 파악하였다<sup>(1, 2)</sup>. 이러한 방법들은 물체인식에 필요한 점들에 대한 위치정보를 구하는 알고리즘을 사용하여 계산량이 많기 때문에 장애물검출과 같은 비교적 계산량이 적은 시스템에 대하여 사용되어져 왔다.

보다 실질적인 3차원 물체를 인식하기 위하여 면의 개념을 도입하여 3차원 물체를 표현하는 연구가 진행되었으며, 2차곡면의 모델에 대하여 2차방정식으로 표현하고 방정식의 계수들을 구하였다<sup>(3, 4)</sup>. K. Sato<sup>(5)</sup> 등은 공간상의 곡면을 2차방정식으로 표현하고 계수의 특성에 따른 2차곡면의 분류를 수행하였다. 그리고 A. Busboom<sup>(4)</sup> 등은 원주곡면의 인식을 위하여 슬릿빔을 투사하고 CCD 카메라에서 얻은 영상에서 2차방정식의 계수들을 추정하여 원형 드럼의 위치 및 지름을 계산하였다. 또한 3차원 물체의 인식속도를 개선하기 위하여, 일련의 점들에 대한 계산을 하지 않고, 3차원 물체가 가지고 있는 특징을 이용하여 3차원 물체를 인식할 수

있는 방법들이 연구되었다<sup>(5, 6)</sup>.

본 논문에서는 레이저 슬릿빔의 영상을 이용하여 원주형과 박스형의 모델에 대하여 3차원 특징들을 정하고, 이 특징들로부터 모델의 위치와 크기를 신경망을 이용하여 구하는 방법을 제안한다.

### 2. 3차원 영상인식 알고리즘

카메라를 이용하여 3차원 위치를 측정하는 알고리즘은 이상적인 핀홀(pin-hole) 모델로 가정하고 렌즈 왜곡(distortion)이 없으며 scale factor가 변하지 않는다는 가정 아래 원근 투영법(perspective project method)에 의해 구하였으나, 실제의 카메라는 two-plane model이며, 렌즈 왜곡이 존재하고, 수직과 수평방향의 scale factor가 상이하다. 따라서 이와 같은 것을 고려하여 좀더 실제에 가까운 위치정보를 구하려면 보정이 요구되는데 이는 상당히 어렵고 복잡한 수식을 요구하는 등의 어려움이 있으므로, 본 연구에서는 카메라의 보정없이 물체 표면의 슬릿빔의 영상의 특징(feature)과 물체의 크기, 위치 및 물체가 놓인 방향(orientation)과의 관계를 신경망으로 학습하여 별도의 카메라 보정과 좌표계의 변환과정없이 물체의 단면의 형상, 크기, 및 방향을 구하

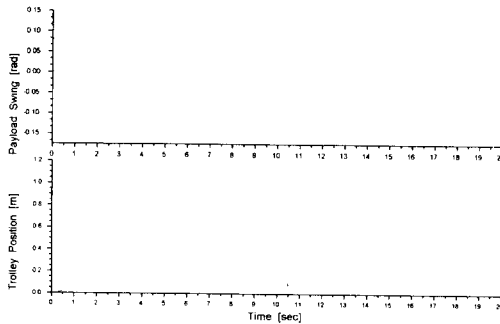


Fig. 10 비선형 모델시 최저 흔들림 위치이동 제어.

## 6. 결론.

본 연구에서는 천정크레인에서 화물의 흔들림을 효과적으로 감소시키며 천정크레인 트롤리를 원하는 위치로 신속하게 이동시키는 최적제어기를 유전자 알고리즘을 이용하여 설계하였다. 설계한 유전자-최적제어기는 화물의 초기 흔들림과 질량변화에 의한 외란에도 불구하고 화물의 흔들림을 효과적으로 감소시키고 트롤리가 정상 편차 없이 목표위치를 정확히 추종하는 강인한 제어기임을 시뮬레이션을 통해 보여 주었다. 또 전역적이고 비선형성에 강인한 유전자 알고리즘을 사용해 설계된 제어기는 기존의 리카치방정식의 해를 구하지 않고 유전자알고리즘을 이용하여 강인한 제어를 할 수 있음을 보여준다.

제안된 제어기를 실시스템에 적용하기 위해서는 로프 길이 변화를 갖는 3차원 크레인시스템의 흔들림 제어에 대한 연구 및 제어기의 온라인 적용을 위한 하드웨어 구현에 대한 연구가 실시되어야 할 것이다.

## 참고문헌

- (1) T.Mita, T.Kanai, "optimal control of the Crane System Using the Maximum speed of the Trolley" 計測自動制御學會論文集, pp.125-130, 1979.
- (2) A.J. Ridout, "New Feedback Control System for OverheadCrans", Electric Energy conference, Adelaide, pp.135-140, 6-9 Oct. 1987.
- (3) J.W.Auernig and H. Troger, "Time Optimal Control of Overhead Cranes with Hoisting of

- load"Automatica, vol 23.no. 4, pp 37-447, 1987.
- (4) E. ohnishi, I. Tsuboi, T. Egusa, and M. Uesugi, "Automatic Control of an Overhead Crane", IFAC 8th Triennial World Congress, Japan, pp.1885-1890, 1981.
- (5) J.C. Doyle, B.A. Francies, & A.R. Tannenbaum, Feedback Control Theory, Macmillan Publishing Company, 1992.
- (6) Shinichi SAGARA, Fujio OHKAWA "Adaptive Control for Crane", 日本機械學會論集(C편) No.89-0593 B. pp. 150-154. 1990.
- (7) 홍형주, 이신섭, "크레인 진자계의 最適制御." 大韓機械學會. pp. 832-837. 1995.
- (8) Y.G.Cho, Y.M.Yoo, "Dynamic Analysis and Optimal Control of a Container Crane," NATO ASI conference, Vol.3, pp.115-135. 1986.
- (9) Y. Sakawa and Y.Sindo, Y. Hashimoto, "Optimal Control of a Rotary Crane" J. optimization Theory and Applications, 12 Vol.35. No4 pp.535-557, 1981.
- (10) Y. Sakawa and Y.Sindo, "Optimal Control of Container Cranes", Automatica, Vol. 18, no. 3, pp.257-266, 1982.
- (11) T.Burg, D. Dawson, C. Rahn, and W. Rhodes "Nonlinear Control of an Overhead Crane via the Saturating control Approach of Teel" Proceedings of the IEEE, Int. Conf. Robotics and Automation, 1996.
- (12) 이호훈, 조성근, 조재성, 정연우, "2축 천정크레인의 無振動制御", 韓國自動制御 學術會議 論文集II, Oct.24-26, 1996.
- (13) 정승현, 권관조, 박정일, 이달해, "크레인의 Anti-Swing 및 위치 제어기의 개발" 韓國自動制御學術會議 論文集I, Oct.24-26, 1996.
- (14) S. Yasunobu, 1986, "Automatic Container Crane Operation Based on a Predictive Fuzzy control", 計測自動制御學會論文集. Vol. 22, No.10, pp.1066-1073. 1986.
- (15) David E. "Genetic algorithms in search optimization & machine learning", Addison-Wesley press. pp. 6-106. 1989.
- (16) William L. Bragan "Modern control theory", Prentice Hall. pp 501-559. 1991.

는 방법을 제시한다.

## 2.1 특징(Feature) 파라미터

Fig. 1은 원주형과 박스형의 2가지 모델에 대하여 CCD 카메라의 영상으로 획득한 레이저 슬릿빔의 궤적에 대하여 각각의 모델에 대하여 정의한 특징들을 입력으로 하고, 출력으로는 원주형인 경우에는 공간상의 중심위치  $O(X_c, Y_c, Z_c)$ 와 지름( $d$ )을 박스형인 경우에는 꼭지점의 위치  $B(X_b, Y_b, Z_b)$ , 두 변의 길이( $l_a, l_b$ )와 물체가 놓인 방향( $\theta$ )를 출력으로 하는 신경망을 설계한다. Fig. 1(a)는 원주형 모델에 대한 특징 파라미터를 보여준다. 물체표면에 형성된 레이저 슬릿빔의 영상은 레이저 슬릿빔과 카메라와의 각도가 클수록 변수  $l_2$ 가 커지고 원주형 모델의 반경의 변화와 떨어진 거리에 따라 변수  $U_A$ 와  $l_1$ 이 변한다. 따라서, 원주형 모델의 위치 및 반경을 구하기 위한 입력변수로 위의 4개의 특징들을 선택하였다. 이와 마찬가지로 Fig. 1(b)는 박스형 모델에 대한 특징 파라미터를 보여준다. 위의 경우와 마찬가지로 레이저 슬릿빔의 영상에 대한 특징으로 6개의 특징변수 ( $U_A, V_A, l_1, l_2, \alpha_1, \alpha_2$ )를 선택하였다.

Fig. 2는 3차원 물체를 인식하기 위한 순서의 흐름도이다. 먼저 CCD 카메라에서 얻은 영상을 필터링 및 2진영상으로 변환 등의 전처리를 한 후에 윤곽선검출(edge extraction), 세션화 및 물체인식(object recognition)을 수행하여 검출된 레이저 슬릿빔의 영상점들에 대한 데이터를 구한다. 그리고 카메라 영상의 꼭지점 A와 슬릿빔의 끝점사이의 선의 직선성을 판단하여 원주형과 박스형 모델을 구분하기 위하여, 최소자승법(least square method)을 적용하여 양끝점을 잇는 직선과의 오차의 제곱의 합을 데이터 수로 나눈 값을 기준으로 원주형과 박스형을 구분하였다. 구분된 두 가지의 모델에 대한 특징 파라미터를 구하고, 구해진 특징변수들을 신경망의 입력값으로 하여 3차원 형상의 위치와 크기를 계산하여 인식하는 순서로 진행된다.

## 2.2 신경망(Neural Networks)

신경망은 수치 유니트(unit)들로 구성되어 있으며, 이들 유니트들은 보다 많은 망(net)으로 상호 연결되어 있다. 본질적으로 신경망은 학습결과가 보다 바람직한 방향으로 진행될 때까지 나름대로의 적용 방법에 의하여 점진적으로 그것의 내부 작업을 바꾸는 자기-적응 구조(self-adaptive structure)를 갖고

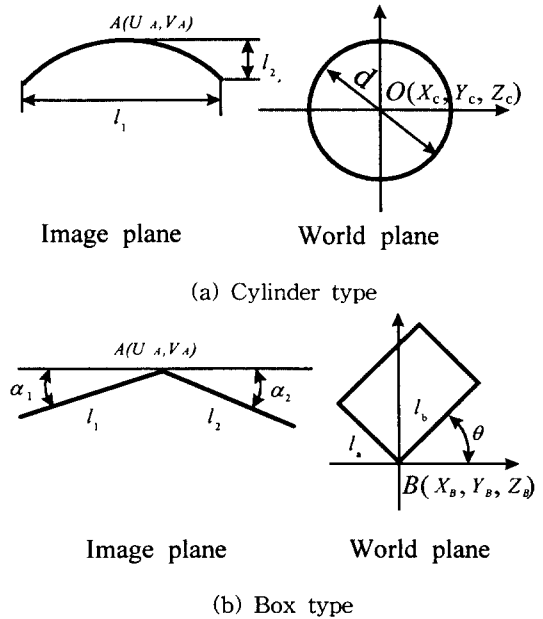


Fig. 1 The parameters of the cylinder type and the box type models.

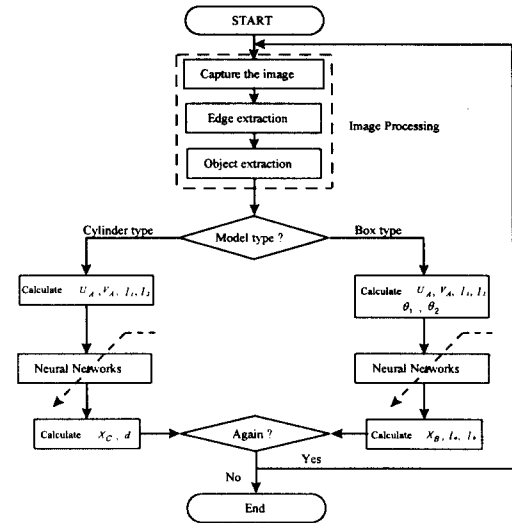


Fig. 2 Flow chart of the object recognition system

있다. 본 연구에서는 입력정보에 대한 출력 정보의 사상 특성을 학습하고 실제의 3차원 위치 정보를 평가하기 위하여, 오차역전파법(error backpropagation method)을 가지는 일반화된 차분 규칙(generalized delta rule)을 이용하였다.

입력층(input layer)에 입력값이 주어질 때 다음

층의  $j$ 번째 교점(node)에의 망입력(net input)은 다음과 같이 계산된다.

$$net_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} \quad (1)$$

여기서 아래첨자  $p$ 는 개개의 학습정보 집합을 의미하고,  $w_{ji}$ 는 첫 은닉층(first hidden layer)의  $j$ 번째 교점(node)과 입력층의  $i$ 번째 교점(node)을 연결하는 가중치(weighting value)를 나타내며,  $o_{pi}$ 는 입력층의  $i$ 번째 교점의 출력을 나타낸다. 노드의 출력으로서 시그모이달 활성화 함수(sigmoidal activation function)를 사용하면  $o_{pj}$ 는 다음과 같이 된다.

$$o_{pj} = \frac{1}{1 + e^{-net_{pj} + \theta_j}} \quad (2)$$

여기서  $\theta_j$ 는 교점  $j$ 의 바이어스(bias) 또는 임계값(threshold value)이다. 일반적으로 실제값( $t_{pj}$ )과 추정값( $o_{pj}$ )에 대한 평균 추정오차는 다음과 같다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (t_{pk} - o_{pk})^2 \quad (3)$$

신경망 학습에서 올바른 가중치와 바이어스 값은 평균오차를 가능한 빨리 감소시키기 위해 그것들을 변화시킴에 의해서 학습되어질 수 있다. 학습과정은

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta_j o_i + \alpha \Delta w_{ji}(n) \quad (4)$$

에서처럼 반복적으로 달성된다. 여기서  $\eta$ 는 학습비(learning rate)이고,  $\alpha$ 는 진동 현상을 피하기 위한 모멘텀 비(momentum rate)이다. 모든 학습정보들이 새로이 학습된 후에 새로운 가중치가 얻어지고 새로운 위치 오차가 다시 평가되어진다. 이 과정은 전체 추정치가 허용값 이내로 수렴하거나 반복횟수가 최대 허용 반복횟수를 초과할 때까지만 반복된다. 신경망은 위치의 추정과정에서 가중치를 기억하고, 새로이 추정된 값으로 추정치를 재평가한다.

### 3. 실험

Fig. 3은 시각센서 시스템의 구성도이다. 시각센서 시스템은 센싱위치를 결정하는 pan/tilt device와 이에 장착되는 센서모듈로 나뉘어지며, CCD 카메라에 의해 획득된 정보는 DSP board에 의하여 아날로그 영상데이터를 디지털 영상으로 변환하여 PC에 영상데이터를 제공한다.

원주형과 박스형에 대한 모델에 대한 인식과정은 카메라 영상을 전처리를 한 후에 물체추출, 물체인식등의 영상처리를 하고 원주형과 박스형으로 분리된 신경망의 입력변수를 구하여 이를 미리 학습된 신경망의 출력(output generation)을 구한 후에 카메라 좌표계에서의 특징변수들을 구한다.

원주형 모델에 대한 은닉층(hidden layer)의 설계는 15 종류의 신경망 구조에 대하여 정규화된 오차값을 비교하여 하나의 은닉층에 6개의 노드(node)를 갖는 구조를 채택하였다. 학습에 사용된 데이터는 2개의 모델에 대하여  $X_C$ 의 위치를 900 mm에서 1300 mm사이에서 11가지의 위치에서 측정하여 16개의 데이터로 학습을 수행하였고, 학습결과를 평가하기 위한 데이터로 6개의 데이터를 사용하였다.

박스형 모델에 대한 hidden layer의 설계는 원주형 모델에서의 선정방법과 유사한 방법으로 2개의 은닉층(hidden layer)을 갖는  $6 \times 6$ 의 노드수를 갖는 구조를 채택하였다. 학습에 사용된 2개의 모델에 대하여,  $X_B$ 의 위치를 1150mm에서 1350mm까지 5가지의 위치에서 B점을 중심으로 회전한 각( $\theta$ )을 각각  $15^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ, 70^\circ$ 의 조건에서 40개의 레이저 빔의 영상을 획득하여 학습하였으며, 학습결과를 평가하기 위하여 9개의 데이터를 사용하였다. 그리고 각

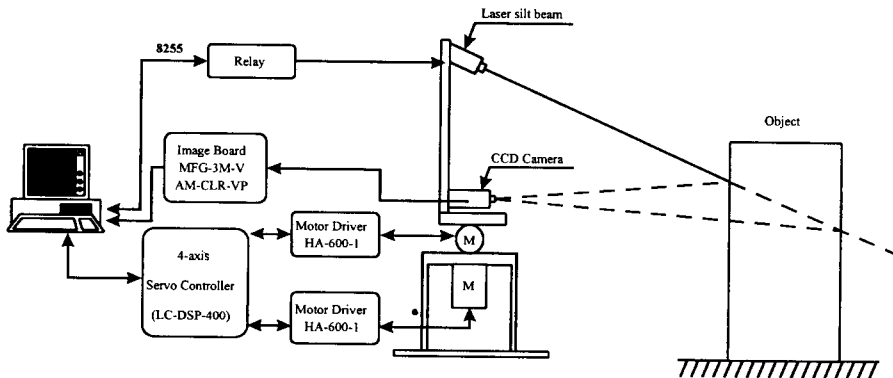


Fig. 3 Schematic diagram of the object recognition system.

각의 경우에 대한 신경망의 학습비  $\eta$ 는 0.9와 모멘텀비  $\alpha$ 는 0.7을 선정하였다.

#### 4. 실험 결과

Table 1은 원주형 모델에 대하여 학습된 신경망의 추정값과 실제로 측정된 위치( $X_C$ ,  $Z_C$ )와 지름( $d$ )을 비교하였다. Table 2와 Table 3은 박스형 모델에 대하여 학습된 신경망의 추정값과 실제의 위치( $X_B$ ,  $Z_B$ ), 회전각( $\theta$ )과 각변의 길이( $l_a$ ,  $l_b$ )를 비교하였다. 편차(deviation)는 다음과 같이 계산하였다.

$$deviation = \frac{|actual\ value - estimated\ value|}{training\ range\ of\ value} \quad (5)$$

본 실험에서 원주형은 1%이내의 편차를 보이고 있으며, 박스형의 경우에는 위치( $X_B$ ,  $Z_B$ )는 4%이내, 회전각( $\theta$ )은 10%이내 그리고 각변의 길이( $l_a$ ,  $l_b$ )는 2%이내의 편차를 보이고 있다. 따라서, 신경망을 학습하기 위한 입력변수와 신경망구조의 선정이 적절하다고 판단되어진다.

#### 5. 결 론

본 연구에서 레이저 슬릿빔 영상의 특징변수를 추출하고, 오차역전파법의 신경망을 이용하여 원주형과 박스형 물체에 대한 3차원 영상인식을 수행하였다. 적용한 영상처리의 알고리즘은 물체표면의 투사된 슬릿빔의 영상을 영상축소, 윤곽선추출, 물체추출, 세선화등의 영상처리를 수행하고 특징변수를 구한후 신경망을 통하여 물체의 위치 및 크기를 구하였으며, 처리시간은 기존의 물체인식방법에 비해 현저히 줄일 수가 있었다. 제안된 방법은 복잡한 카메라의 보정 절차 없이 형상에 대한 위치 및 크기를 구하기 위하여 신경망을 도입하였으며 효과적으로 위치 및 모델의 크기를 구할 수가 있었다. 따라서 3차원 모델에 대한 카메라 영상의 특징변수를 적절히 선정하고, 특징변수와 물체의 크기와 놓인 위치와의 관계를 신경망을 통하여 학습하여 보다 효율적인 3차원 영상인식이 가능하였다.

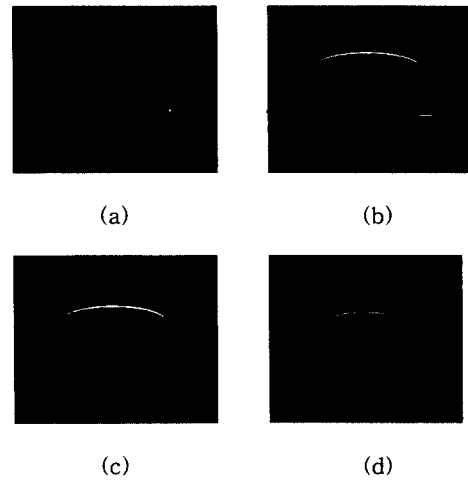


Fig. 4 Procedures of the image processing to calculate input values for the neural network(cylinder type): (a) scaled image by  $256 \times 240$ , (b) edge extraction, (c) object extraction, (d) thinning.

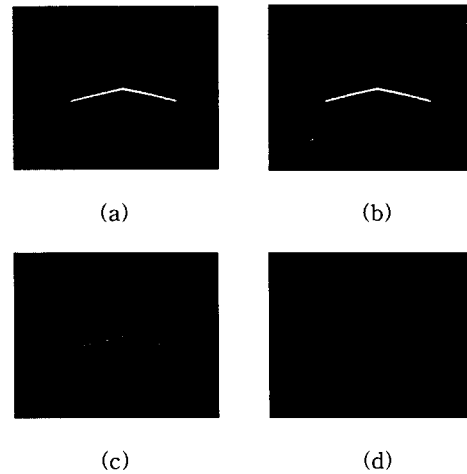


Fig. 5 Procedures of the image processing to calculate input values for the neural network(box type): (a) scaled image by  $256 \times 240$ , (b) edge extraction, (c) object extraction, (d) thinning.

Table 1 Evaluations of the neural network for cylinder type models.

Data No.	Actual value			Estimated Value			Error		
	X <sub>C</sub>	Z <sub>C</sub>	d	X <sub>CE</sub>	Z <sub>CE</sub>	d <sub>E</sub>	X <sub>C</sub> -X <sub>CE</sub>	Z <sub>C</sub> -Z <sub>CE</sub>	d-d <sub>E</sub>
1	1100	1145	290	1104.7	1145.2	290.7	-4.7	-0.2	-0.7
2	1100	1129	146	1101.8	1130.4	145.8	-1.8	-1.4	0.2
3	920	1185	290	919.2	1184.1	290.6	0.8	0.9	-0.6
4	1120	1126	146	1122.8	1125.7	144.6	-2.8	0.3	1.4
5	920	1172	146	920.3	1172.8	145.1	-0.3	-0.8	0.9
6	1020	1162	290	1021.8	1163.4	289.6	-1.8	-1.4	0.4

Table 2 Evaluations of the neural network for box type models.

Data No.	Actual value					Estimated value				
	X <sub>B</sub>	Z <sub>B</sub>	θ	l <sub>a</sub>	l <sub>b</sub>	X <sub>BE</sub>	Z <sub>BE</sub>	θ <sub>E</sub>	l <sub>aE</sub>	l <sub>bE</sub>
1	1150	1095	45	230	245	1165.8	1093.4	40.6	229.9	244.8
2	1200	1083	60	230	245	1176.5	1089.7	58.8	230.0	245.0
3	1250	1073	60	230	245	1199.9	1082.8	59.0	230.0	245.1
4	1300	1058	75	230	245	1309.7	1058.0	75.3	227.9	240.0
5	1150	1105	30	205	185	1143.4	1106.1	31.8	204.9	184.8
6	1200	1095	30	205	185	1199.4	1092.8	34.7	204.9	184.8
7	1250	1081	60	205	185	1258.7	1079.8	61.4	205.0	185.0
8	1300	1070	15	205	185	1304.3	1067.9	14.1	205.3	185.8
9	1350	1055	45	205	185	1349.4	1054.5	39.9	204.9	184.7

Table 3 Errors of the neural network output for box type models.

Data No.	Error				
	X <sub>B</sub> -X <sub>BE</sub>	Z <sub>B</sub> -Z <sub>BE</sub>	θ-θ <sub>E</sub>	l <sub>a</sub> -l <sub>aE</sub>	l <sub>b</sub> -l <sub>bE</sub>
1	-15.8	1.6	4.4	0.1	0.2
2	23.5	-6.7	1.2	-0.0	-0.0
3	50.1	-9.8	1.0	-0.0	-0.1
4	-9.7	0.0	-0.3	2.1	5.0
5	6.6	-1.1	-1.8	0.1	0.2
6	0.6	2.2	-4.7	0.1	0.2
7	-8.7	1.2	-1.4	0.0	0.0
8	-4.3	2.1	0.9	-0.3	-0.8
9	0.6	0.5	5.1	0.1	0.3

참 고 문 헌

1. K. H. Kim, H. R. Beom and H. S. Cho, "An Obstacle Detection Method for Mobile Robots Using Structured Light", Proc. ISMCR, pp. 435-440, 1995.
2. 차영엽, 권대갑, "레이저 슬릿을 사용하는 능동거리 센서의 정확한 3D 데이터 추출 알고리즘", 한국정밀공학회지, 제12권, 제8호, pp. 73-85, 1995.
3. Kosuke Sato and Seiji Inokuchi, "Three-Dimensional Surface Measurement by space Encoding Range Imaging", Journal of Robotic Systems, Vol. 2, No. 1, pp. 27-39, 1985.

4. Axel Busboom and Robert J. Schalkoff, "Direct surface parameter estimation using structured light: a predictor-corrector base approach", Image and Vision Computing, Vol. 14, pp. 311-321, 1996.
5. Paul J. Besl and Ramesh C. Jain, "Invariant Characteristics for 3D Object Recognition in Range Images", Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol. 33, pp. 33-80, 1986.
6. Paul J. Besl and Ramesh C. Jain, "Segmentation Through Variable-Order Surface Fitting", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 10, No. 2, 1988.
7. Y. H. Pao, "Adaptive pattern recognition and neural networks", Addison-Wesley Publishing Company, pp. 113-139, 1989.