

## 다층 뉴럴네트워크를 이용한 애자 스탠드에서의 볼트 구멍의 중심위치 인식

### Recognition of the Center Position of Bolt Hole in the Stand of Insulator Using Multilayer Neural Network

안경관, 표성만

(Kyoung Kwan Ahn and Sung Man Pyo)

**Abstract** : Uninterrupted power supply has become indispensable during the maintenance task of active electric power lines as a result of today's highly information-oriented society and increasing demand of electric utilities. The maintenance task has the risk of electric shock and the danger of falling from high place. Therefore it is necessary to realize an autonomous robot system. In order to realize these tasks autonomously, the three dimensional position of target object such as electric line and the stand of insulator must be recognized accurately and rapidly. The approaching of an insulator and the wrenching of a nut task is selected as the typical task of the maintenance of active electric power distribution lines in this paper. Image recognition by multilayer neural network and optimal target position calculation method are newly proposed in order to recognize the center 3 dimensional position of the bolt hole in the stand of insulator. By the proposed image recognition method, it is proved that the center 3 dimensional position of the bolt hole can be recognized rapidly and accurately without regard to the pose of the stand of insulator. Finally the approaching and wrenching task is automatically realized using 6-link electro-hydraulic manipulators.

**Keywords** : recognition, multilayer, neural network, bolt hole, robot system

#### I. 서론

최근, 컴퓨터 등의 정보기기의 사용이 급증함에 따라 전력을 안정적으로 공급하는 것이 무엇보다도 중요한 부분이 되었다. 특히 배전선의 보수공사를 수행할 때, 송전을 멈추지 않고 공사를 수행하는 활선공사가 더욱 요구되고 있다. 그런데, 상기 활선공사는 불안정한 장소에서 수행하는 작업일뿐만 아니라 감전 등의 안전사고로 인하여 전문 기능이 감소하여 현재 원격제어 또는 기계에 의한 완전자율적인 작업수행을 필요로 한다. 현재는 일본, 캐나다, 미국 등지에서 전용공구에 의한 원격조작 매니플레이터에 의하여 상기 활선공사를 반자동으로 수행하고 있으며 그 대부분은 마스터 슬레이브(Master-Slave) 방식의 원격조작 매니플레이터 시스템이다[1-4]. 그런데 마스터 슬레이브 방식의 작업은 CCD카메라 등에 전송되어 온 작업환경을 보면서 작업을 수행하므로 실제 작업자가 직접 작업하는 경우보다 작업효율이 훨씬 떨어지는 문제점을 가지고 있다.

이에 대한 대안으로서 인간이 개입하지 않고 작업을 자율적으로 수행할 수 있는 자율제어 시스템을 본 연구에서는 구축하고자 한다. 이와 같은 옥외작업에 대해서 자율제어 시스템을 구축하기 위해서는 기본행동기로서 고정도의 위치 및 힘제어기와 작업 대상물의 목표위치의 인식기 및 작업경로 판단기 등의 세부기술에 대한 연구가 필수불가결한 요소가 된다. 저자는 활선공사중에서 볼트와 너트의 장착 및 체결작업과 전선의 슬리브에의 삽입작업을 활선공사

에서의 대표작업으로 선정하여, 작업의 자율화를 목표로 현재 연구를 진행하고 있다. 애자 스탠드의 볼트구멍의 중심위치를 안다고 가정할 때, 저자에 의해 제안된 힘 제어 알고리즘에 의해 부분적인 조립작업의 자율화가 실현되어 있다[5].

본 연구에서는 배전공사의 대표적인 보수작업의 하나인 전주의 애자 스탠드에 애자를 장착, 체결하는 작업의 자동화를 위하여, 목표물, 여기서는 애자 스탠드의 3차원 위치인식을 대상으로 한다. 일반적으로 물체인식에는 목표물의 분류(object classification)의 문제와 목표물의 3차원 위치계산(localization)이라는 문제가 존재한다. 현재 본 연구의 대상인 활선공사에서는 인간 작업자가 배전보수용 차량을 작업할 전주에 주차시킨 후, 작업용 매니플레이터를 특정 작업 위치까지 상승시키므로, 본 시스템에서는 작업대상물의 분류 및 대략적인 초기 위치를 안다고 가정하면, 본 인식과정에서 요구되는 기능은 로봇의 기준점으로부터 목표물인 애자 스탠드까지의 3차원 거리를 계산하여 애자의 삽입작업을 자율적으로 수행할 수 있도록 하는 것이다. 현재까지 목표물에 대한 3차원 위치인식 알고리즘은 다수 제안되어 있다. Besi과 McKay[6]는 모델상에서의 점과 화상상에서의 점사이의 가장 가까운 대칭관계를 반복적으로 연산하는 반복 최단점(iterative closest-point (ICP))알고리즘을 제안하여 목표물의 자세의 최적해를 최소사승법으로 구하였다. 또한 Zhang[7]등은 옥외에서의 ICP알고리즘의 감도를 줄이기 위하여 ICP알고리즘의 개량을 제안하였다. 그러나, 제안한 알고리즘은 최초의 자세오차가 충분히 작은 경우에만 적용가능한 단점을 가지고 있다. 한편, Haralick[8] 등은 강건 위치추정에 M추정기의 사용을 제안하고 이에 관하여 분석하였다. 이 알고리즘은 반복적으로 조정된 하중계수를

논문접수 : 2002. 7. 22., 채택확정 : 2003. 2. 24.

안경관, 표성만 : 울산대학교 기계자동차공학부

(kkahn@mail.ulsan.ac.kr/mic9577@mail.ulsan.ac.kr)

\* 본 연구는 2002년도 한국과학재단 지정 울산대학교 기계부품 및 소재 특성 평가 연구센터의 지원에 의한 것입니다.

이용한 최소자승 추정법을 사용하고 있지만, 충분히 많은 양의 화상 정보가 주어졌을 때에만 자세 추정값을 정밀하게 얻을 수 있다. 또한, Fischler와 Bolles[9]의 랜덤 샘플 일치법(random sample consensus method)과 Mintz와 Rosenfield[10]의 최소자승평균법(least median of squares method)은 옥외에서도 적용가능하나, 연산에 있어서 많은 탐색 시간이 필요로 하는 단점을 가지고 있다.

여기서 우리는 상기 제안된 화상인식 알고리즘의 단점을 극복한 계산 부하가 적고, 강건한 화상인식 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서 상정한 작업을 자동화할 때 필요한 목표물(여기서는 애자 스탠드의 볼트구멍)의 중심위치의 인식을 위하여 다층 뉴럴네트워크에 의한 2차원 화상에서의 인식법과 이로부터 구한 결과로부터 애자스탠드의 볼트구멍의 3차원 좌표를 구하기 위해 다수의 화상을 이용한 목표물의 중심위치의 최적화 알고리즘을 수학적으로 유도한다. 마지막으로 제안한 다수의 화상을 이용한 다층 뉴럴네트워크에 의한 애자스탠드의 볼트 구멍의 중심위치의 인식법을 실제의 배전 공사중 전주의 애자 스탠드에 애자를 장착, 체결하는 작업에 응용하여 제안한 인식법의 유효성을 확인한다.

II. 실험장치

실험장치의 개략도를 그림 1에 나타낸다. CCD카메라는 PC에 의해 제어되는 전기유압식 6축 매니플레이터의 선단에 장착되어 화상을 취득한다. 얻어진 다수의 화상은 화상 처리장치에서 전선의 3차원 중심좌표가 연산되어 그 계산 결과는 호스트 PC에 보내진다. CCD카메라는 Toshiba사의 초소형 3CCD 칼라 카메라(모델명 : IK-TU40D)로 CCD  $4.1 \times 10^5$  화소, 렌즈의 초점거리는 15[mm]이다. 화상처리장치는 FAST사의 CSC902a로 CPU는 Pentium 166[MHz]상당이고, 8 bit, 256단조의 광도정보를 처리한다. 호스트PC의 CPU는 MMX Pentium 200[MHz]이다. 실험에 사용되는 매니플레이터의 절대위치는 매니플레이터의 각 축의 엔코더

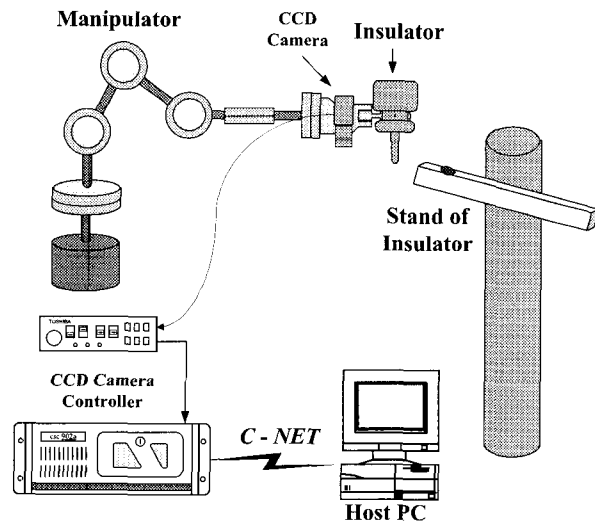


그림 1. 6축 전기유압식 매니플레이터 시스템의 개략도.  
Fig. 1. System configuration of a 6-link electro-hydraulic manipulator.

(분해능: 0.0044 [°])에 의해 연산되어 PC에 입력된다.

III. 애자스탠드의 중심인식법

본 절에서는 볼트와 너트의 장착체결작업을 실현하기 위하여 애자 스탠드의 볼트구멍의 중심을 인식할 필요가 있다. 현재 사용되고 있는 애자스탠드의 볼트구멍의 중심을 인식하기 위한 화상처리법은 아직 제안된 예는 없지만 고려할 수 있는 화상 처리법으로서 패턴비교법 등이 있다 [11]. 이 수법은 목표물의 중심점의 탐색에 필요한 연산횟수가 과대하게 소요되어 실시간 처리가 곤란한 단점을 가지고 있다. 또한, 외란광 등에 의해 그 측정정도가 영향을 받아버리는 결점을 가지고 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위하여 뉴럴네트워크를 이용한 2차화 화상상에서의 구멍중심의 인식법을 제안한다. 여기서 2차화 화상은 윤곽선 추출(Edge detection)에 의하여 얻어진 '0'과 '1'로 이루어진 화상을 의미한다. 제안하는 인식법은 목표물의 회전에 의존하지 않는, 또한 실행시의 계산량이 적어 실시간 연산이 가능한 화상 인식법이다.

1. 뉴럴네트워크를 이용한 화상인식

그림 2에 목표물의 거리와 회전에 무관계한 화상 인식법을 나타내고 있다. 이 뉴럴네트워크 (이하, N.N.이라 부름)를 이용한 목표물의 인식방법은 N.N.의 임의의 연속사상의 근사능력에 착안한 것이다[12]-[14]. 여기서는 임의의 형상을 한 목표 패턴의 위치와 크기를, 각각 위치 네트워크와 크기 네트워크로 나누어서 학습하는 것으로 한다. N.N.에의 입력층은  $1872$ 개 ( $=36[\text{pixel}] \times 52[\text{pixel}]$ )의 2차화 화상을 사용한다. 출력층은 위치 네트워크(그림 2(b))에서는 직각좌표(x, y)에 대응한 2개의 유니트를, 크기 네트워크(그림 2(c))에서는 목표패턴의 특징부의 길이 h에 대응한 하나의 유니트를 사용한다.

중간층은 임의의 연속적인 Mapping이 가능한 3개의 층을 사용했다. 본 논문에서는 출력층만 비례함수를, 그 외의 층에서는 시그모이드 함수(sigmoid function)를 사용했다. 학습 패턴은 배전공사에 사용되는 부품, 즉 여기서는 애자 스탠드를 CCD카메라로부터 취득하여 이를 기준으로 가상적인 애자 스탠드의 2차화 화상을 작성한다. 이 표준화상을 기준으로 그림 3에 표시한 것과 같이 축소/확대, 회전 및

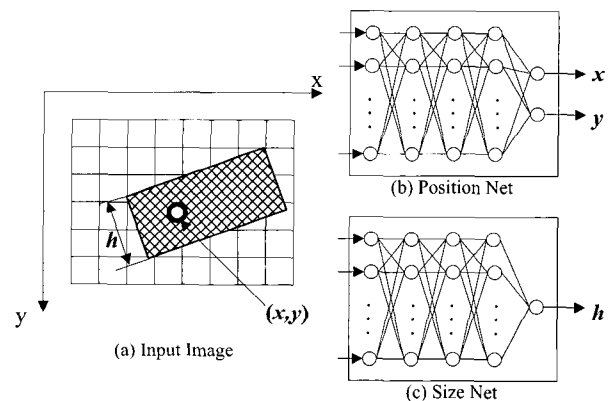


그림 2. 위치와 크기 네트워크의 구조.  
Fig. 2. Structure of position network and size network.

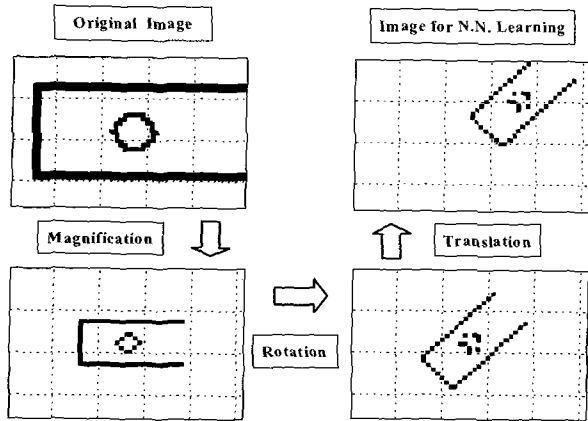


그림 3. 뉴럴네트워크의 가상 학습 이미지 생성.  
Fig. 3. Generation of virtual training images for N.N.

평행이동을 실시하여 2586패턴의 학습용 2치화 화상을 생성한다. 이 때, 2치화 화상에서의 목표물의 목표위치(x, y)와 특징부의 길이(h)를 각각 위치 네트워크와 크기 네트워크의 출력 패턴에 대한 교사신호로 사용한다.

2. 뉴럴 네트워크를 이용한 애자 스탠드의 중심인식 시뮬레이션

상기에서 제안한 N.N.의 학습을 수행하였다. 학습시 3개의 중간층을 가진 N.N.을 사용하였고, 입력 및 출력층을 포함하여 각 층의 뉴런의 갯수는 위치 네트워크의 경우 1872-23-10-2-2로, 크기 네트워크의 경우 1872-23-10-2-1로 각각 설정하여 Matlab의 trainbpx 함수를 이용하여 학습을 실시하였다. trainbpx 함수는 학습 방법으로 가변학습율을 가진 오차 역전파법(error back propagation method)을 사용한다. 학습조건으로 초기학습율은  $2.5 \times 10^{-4}$ , 학습완료시 Sum-squared error(이하 SSE)는 2로 설정하고 학습을 12000 회 실시하였다. 학습횟수에 따른 자승 오차합(Sum squared error: SSE)의 그래프를 그림4에 나타내고 있다. 제안한 다층 뉴럴 네트워크의 유효성을 검증하기 위하여, 그림 5와 같이 6개의 애자 스탠드에 대한 가상의 2치화 화상을 준비하였다. 여기서 6개의 2치화 화상은 전술한 원화상을 축소/확

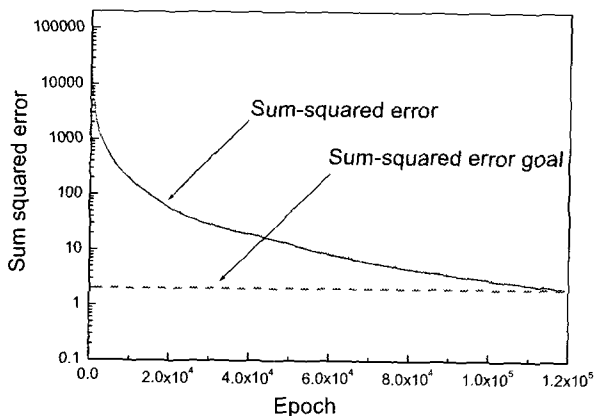


그림 4. 다층 뉴럴 네트워크의 학습 결과.  
Fig. 4. Learning errors of multilayer neural network.

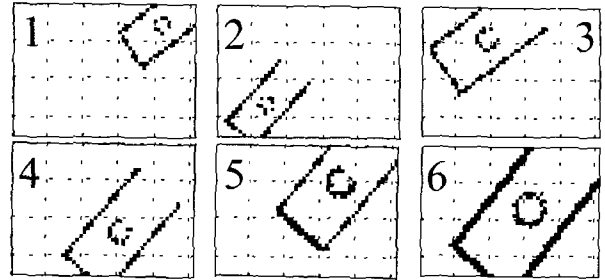


그림 5. 볼트구멍의 중심 인식을 위한 가상이미지.  
Fig. 5. Virtual images for the recognition of the center of bolt hole.

표 1. 볼트구멍인식 계산결과.

Table 1. Calculation results for the recognition of hole center.

NO.		압축률	X축 이동	Y축 이동	회전각도 [ ° ]
		[%](h)	[Pixel](x)	[Pixel](y)	
1	목표치	50	15	12	37
	계산치	52	14.9	12.5	
2	목표치	50	-12	-9	48
	계산치	49	-12.5	-9.85	
3	목표치	70	-8	9	36
	계산치	67	-8.7	8.8	
4	목표치	70	4	-6	49
	계산치	65	4.2	-5.9	
5	목표치	80	8	7	50
	계산치	86	8.5	6.9	
6	목표치	100	5	0	51
	계산치	96	4.9	0.4	

대, 회전 및 평행이동하여 구한 가상화상을 각각 나타내고 있다. 단, 준비한 2치화 화상은 N.N.의 학습시에는 사용하지 않은 2치화 화상이다. 인식 결과를 표1에 나타내고 있다. 표 1로부터 x, y축에 관해서는 최대 0.5[pixel]이내에, 압축률 h에 관해서는 최대 5[%]이내에서 인식됨을 알 수 있다. 이 결과로부터 3개의 중간층을 가진 N.N.은 2치화 화상을 입력으로 하고, 그 2치화 화상의 중심위치와 특징부의 크기를 출력으로 화상에 대하여 충분한 인식 능력이 있다고 확인할 수 있다.

3. 다수 화상을 이용한 카메라의 캘리브레이션이 불필요한 최적 목표인식법의 제안

본 절에서는 전절의 수법으로부터 다수의 화상의 각각에 대해서 구한 볼트구멍의 중심 위치 및 크기의 인식 결과를 바탕으로 카메라의 캘리브레이션이 필요 없는 최적 목표인식법에 관해서 설명한다. 여기서는 카메라 모델로서 Pin-hole 카메라 모델을 이용한다. Z축은 카메라의 눈과 같은 방향이고, X, Y축은 각각 화상의 수평, 수직방향을 나타낸다. 특징점의 좌표를  $P = [X_0, Y_0, Z_0]$ 로, 화상상에서의 특징점의 좌표를  $p = [x, y]$ 로, 1 [Pixel]당의 실제의 거리를 s, 쏠점거리를 f, 애자 스탠드의 폭을 H로, 화상상에서의 애자 스탠드의 폭을 h로 정의하면 다음과 같은 비례관계식이 성립된다.

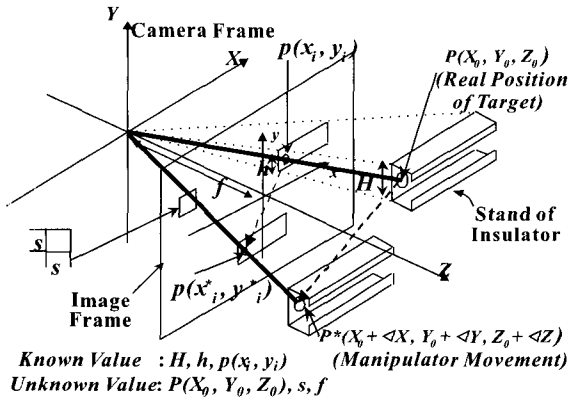


그림 6. 핀홀의 카메라 모델.

Fig. 6. Pin-hole camera model.

$$x = \frac{f X_0}{s Z_0}, \quad y = \frac{f Y_0}{s Z_0}, \quad h = \frac{f H}{s Z_0} \quad (1)$$

(1)을 이용하여 특징점의 3차원 좌표  $P = [X_0, Y_0, Z_0]$ 를 구하려면, 화상상에서의 특징점의 좌표  $p = [x, y]$ 를 높은 정도로 알아야하고, 나아가 초점거리 및 1 [Pixel]당의 실제의 거리도 정확하게 알아야 한다. 따라서 이 문제를 해결하기 위하여 다음의 (2)식을 도입한다.

$$x_i = \frac{f (X_0 + \Delta X_i)}{s (Z_0 + \Delta Z_i)}, \quad y_i = \frac{f (Y_0 + \Delta Y_i)}{s (Z_0 + \Delta Z_i)}, \quad h_i = \frac{f H}{s (Z_0 + \Delta Z_i)} \quad (2)$$

여기서,  $x_i, y_i, h_i$ 는 매니플레이터를 현재의 위치로부터  $X, Y, Z$  축 방향으로 각각  $\Delta X_i, \Delta Y_i, \Delta Z_i$  움직인 후 취득한 화상에 대하여 전절에서의 위치 및 크기 네트워크에 의한 화상처리를 실시하여 구한 값이다. (2)식으로부터 목표물의 중심을 계산하기 위하여 (3)과 같은 평가함수  $J_n$ 을 정의한다.

$$J_n = \sum_{i=1}^n \left[ \begin{aligned} &\{(Z_0 + \Delta Z_i) \cdot x_i - r(X_0 + \Delta X_i)\}^2 \\ &+ \{(Z_0 + \Delta Z_i) \cdot y_i - r(Y_0 + \Delta Y_i)\}^2 \\ &+ \{(Z_0 + \Delta Z_i) \cdot h_i - r \cdot H\}^2 \end{aligned} \right] \quad (3)$$

$$r = f/s$$

즉, 평가함수  $J_n$ 을 최소화하는  $X_0, Y_0, Z_0$ 가 목표물의 중심위치가 된다.  $J_n$ 을 최소화하는  $X_0, Y_0, Z_0$ 를 구하기 위해, (4)와 같은 편미분방정식을 이용한다.

$$\frac{\partial J_n}{\partial X_0} = 0, \quad \frac{\partial J_n}{\partial Y_0} = 0, \quad \frac{\partial J_n}{\partial Z_0} = 0, \quad \frac{\partial J_n}{\partial r} = 0 \quad (4)$$

그리고 편미분 방정식 (4)를 전개하면 (5)~(8)이 유도된다.

$$\frac{\partial J_n}{\partial X_0} = 2 \sum_{i=1}^n [\{(X_0 + \Delta X_i) \cdot r - (Z_0 + \Delta Z_i) \cdot x_i\} \cdot r] = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial J_n}{\partial Y_0} = 2 \sum_{i=1}^n [\{(Y_0 + \Delta Y_i) \cdot r - (Z_0 + \Delta Z_i) \cdot y_i\} \cdot r] = 0 \quad (6)$$

$$\frac{\partial J_n}{\partial Z_0} = 2 \sum_{i=1}^n \left[ \begin{aligned} &\{(Z_0 + \Delta Z_i) \cdot h_i - r \cdot H\} \cdot h_i \\ &+ \{(X_0 + \Delta X_i) \cdot r - (Z_0 + \Delta Z_i) \cdot x_i\} \cdot (-x_i) \\ &+ \{(Y_0 + \Delta Y_i) \cdot r - (Z_0 + \Delta Z_i) \cdot y_i\} \cdot (-y_i) \end{aligned} \right] = 0 \quad (7)$$

$$\frac{\partial J_n}{\partial r} = 2 \sum_{i=1}^n \left[ \begin{aligned} &\{(Z_0 + \Delta Z_i) \cdot h_i - r \cdot H\} \cdot (-H) + \\ &\{(X_0 + \Delta X_i) \cdot r - (Z_0 + \Delta Z_i) \cdot x_i\} \cdot (X_0 + \Delta X_i) \\ &+ \{(Y_0 + \Delta Y_i) \cdot r - (Z_0 + \Delta Z_i) \cdot y_i\} \cdot (Y_0 + \Delta Y_i) \end{aligned} \right] = 0 \quad (8)$$

또한, (5)과 (6)식으로부터 다음식이 유도된다.

$$r \cdot X_0 = \sum_{i=1}^n [-\Delta X_i \cdot r + x_i \cdot Z_0 + x_i \cdot \Delta Z_i] \quad (9)$$

$$r \cdot Y_0 = \sum_{i=1}^n [-\Delta Y_i \cdot r + y_i \cdot Z_0 + y_i \cdot \Delta Z_i] \quad (10)$$

그리고 (9) 및 (10)을 (7)에 대입하면 (11)식과 같이  $r$ 을  $Z_0$ 에 대하여 나타낼 수 있다.

$$r = \alpha \cdot Z_0 + \beta$$

$$\text{여기서, } \alpha = \frac{\{(sx)^2 + (sy)^2 - sxyh\}}{\text{divr}} + \frac{\{(sx \cdot sxz + sy \cdot syz) - sdxxyh\}}{\text{divr}}$$

$$sx = \sum_{i=1}^n x_i, \quad sy = \sum_{i=1}^n y_i$$

$$sxyh = \sum_{i=1}^n (x_i^2 + y_i^2 + h_i^2) \quad sxz = \sum_{i=1}^n x_i \cdot \Delta Z_i$$

$$syz = \sum_{i=1}^n y_i \cdot \Delta Z_i \quad sdxxyh = \sum_{i=1}^n \Delta Z_i \cdot (x_i^2 + y_i^2 + h_i^2) \quad (11)$$

$$\text{divr} = [(sx \cdot sdx + sy \cdot sdy) - (sh \cdot H + sxx + syy)]$$

$$sdx = \sum_{i=1}^n \Delta X_i, \quad sdy = \sum_{i=1}^n \Delta Y_i, \quad sh = \sum_{i=1}^n h_i$$

$$sxx = \sum_{i=1}^n x_i \cdot \Delta X_i, \quad syy = \sum_{i=1}^n y_i \cdot \Delta Y_i$$

또, (9), (10) 및 (11)식으로부터 다음 식이 구해진다.

$$(9) \rightarrow r \cdot X_0 = \alpha_x \cdot Z_0 + \beta_x \quad (12)$$

$$(10) \rightarrow r \cdot Y_0 = \alpha_y \cdot Z_0 + \beta_y \quad (13)$$

여기서,

$$\alpha_x = \frac{(sx - sdx \cdot \alpha)}{n}, \quad \beta_x = \frac{(sxz - sdx \cdot \beta)}{n}$$

$$\alpha_y = \frac{(sy - sdy \cdot \alpha)}{n}, \quad \beta_y = \frac{(syz - sdy \cdot \beta)}{n}$$

$$(12) \rightarrow r^2 X_0 = r \cdot (\alpha_x \cdot Z_0 + \beta_x)$$

$$= c_1 \cdot Z_0^2 + c_2 \cdot Z_0 + c_3 \quad (14)$$

$$(13) \rightarrow r^2 Y_0 = r \cdot (\alpha_y \cdot Z_0 + \beta_y)$$

$$= d_1 \cdot Z_0^2 + d_2 \cdot Z_0 + d_3 \quad (15)$$

여기서,

$$c_1 = \alpha \cdot \alpha_x, c_2 = (\alpha \cdot \beta_x + \beta \cdot \alpha_x), c_3 = \beta \cdot \beta_x$$

$$d_1 = \alpha \cdot \alpha_y, d_2 = (\alpha \cdot \beta_y + \beta \cdot \alpha_y), d_3 = \beta \cdot \beta_y$$

(8)의 양변에  $r$ 을 곱하고, 상기 (11)-(15)에 대입한 후,  $Z_0$ 에 관해서 정리하면 (16)의 2차 방정식이 유도된다. (16)으로부터  $Z_0$ 를 구한 뒤, (7)을 이용하여  $r$ 을 구한다. 마지막으로 (12), (13)으로부터  $X_0, Y_0$ 가 유도된다. 여기서 구한  $X_0, Y_0, Z_0$ 가 카메라의 중심으로부터 실제 목표물의 위치가 된다. 여기서 제안한 화상 인식 수법은 목표물의 특징부의 치수(여기서는  $H$ )만 안다면 카메라의 캐리브레이션이 불필요한 신속, 간단한 목표물의 인식수법이다.

$$a_1 \cdot Z_0^2 + a_2 \cdot Z_0 + a_3 = 0 \quad (16)$$

여기서,

$$a_1 = \sum_{i=1}^n \left\{ \begin{array}{l} (\alpha_x^2 + \alpha_y^2) + 2 \cdot c_1 \cdot \Delta X_i + 2 \cdot d_1 \cdot \Delta Y_i - \alpha_x \cdot x_i - \alpha_y \cdot y_i \\ -(x_i \cdot \Delta X_i + y_i \cdot \Delta Y_i + H \cdot h_i) \cdot \alpha \\ +(H^2 + \Delta X_i \cdot \Delta X_i + \Delta Y_i \cdot \Delta Y_i) \cdot \alpha^2 \end{array} \right\}$$

$$a_2 = \sum_{i=1}^n \left\{ \begin{array}{l} 2 \cdot (\alpha_x \cdot \beta_x + \alpha_y \cdot \beta_y) + 2 \cdot c_2 \cdot \Delta X_i + 2 \cdot d_2 \cdot \Delta Y_i \\ -\beta_x \cdot x_i - \beta_y \cdot y_i - \alpha_x \cdot \Delta Z_i \cdot x_i - \alpha_y \cdot \Delta Z_i \cdot y_i \\ -(x_i \cdot \Delta X_i + y_i \cdot \Delta Y_i + \Delta X_i \cdot \Delta X_i + H \cdot h_i) \cdot \beta \\ + 2 \cdot \alpha \cdot \beta \cdot (H^2 + \Delta X_i \cdot \Delta X_i + \Delta Y_i \cdot \Delta Y_i) \\ -\alpha \cdot (H \cdot h_i \cdot \Delta Z_i + x_i \cdot \Delta X_i \cdot \Delta Z_i + y_i \cdot \Delta Y_i \cdot \Delta Z_i) \end{array} \right\}$$

$$a_3 = \sum_{i=1}^n \left\{ \begin{array}{l} \beta_x^2 + \beta_y^2 + 2 \cdot c_3 \cdot \Delta X_i + 2 \cdot d_3 \cdot \Delta Y_i - \beta_x \cdot \Delta Z_i \cdot x_i \\ -\beta_y \cdot \Delta Z_i \cdot y_i + \beta^2 \cdot (H^2 + \Delta X_i \cdot \Delta X_i + \Delta Y_i \cdot \Delta Y_i) \\ -\beta \cdot (H \cdot h_i \cdot \Delta Z_i + x_i \cdot \Delta X_i \cdot \Delta Z_i + y_i \cdot \Delta Y_i \cdot \Delta Z_i) \end{array} \right\}$$

**IV. 애자 스탠드의 중심위치 인식 실험**

상기에 제안한 이론의 타당성을 검증하기 위한 화상인식 실험을 실시하였다. 실험은 그림 7에 나타낸 것과 같이 매니플레이터를 각각의 위치에 이동시킨 뒤, CCD카메라로 화상을 취득한다. 본 실험에서 목표물은 최초의 카메라의 원점으로부터  $[X_0, Y_0, Z_0] = (16, -7, 135)[\text{mm}]$ 의 거리에 있었다. 상기 9개의 화상 각각에 대하여 3절에서 구한 위치 및 크기 네트워크를 이용하여 목표물의 위치(x, y)와 크기를 구하고, 이를 전절에 유도한 최적 목표물의 위치 인식을 위한 식에 대입하여 계산한 결과,  $[X_{cal}, Y_{cal}, Z_{cal}] = (16.3, -9.9, 114.3)[\text{mm}]$ 의 결과를 얻었다. 이 결과는 목표물의 중심위치에 관해서는 3 [mm], z축에 관해서는 20[mm]의 오차를 가지고 있다. 이는 본 알고리즘이 최소자승법을 이용하여 최적해를 유도하는 과정에서 생긴 결과로, 이 오차를 줄이기 위해서는 더 높은 해상도의 화상정보를 바탕으로 한다면 해상도에 비례하여 더 높은 인식 결과를 얻을 수 있다. z축에 관한 오차는 본 논문에서 대상으로 하는 작업을 수행하는 데에는 충분한 정도의 인식 결과이다. 한쌍의 매니플레이터를 이용하여 애자를 애자스탠드의 볼트구멍에 삽입한 후 너트를 체결하는 작업에 상기 제안한 알고리즘을 적용하여 실험한 결과를 그림 8에 나타내고 있다. 이

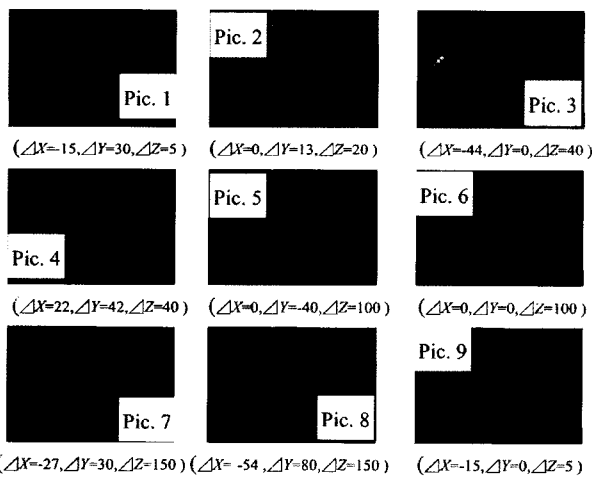


그림 7. 볼트구멍의 중심인식 실험.

Fig. 7. Experiment of the recognition of the center of bolt hole.

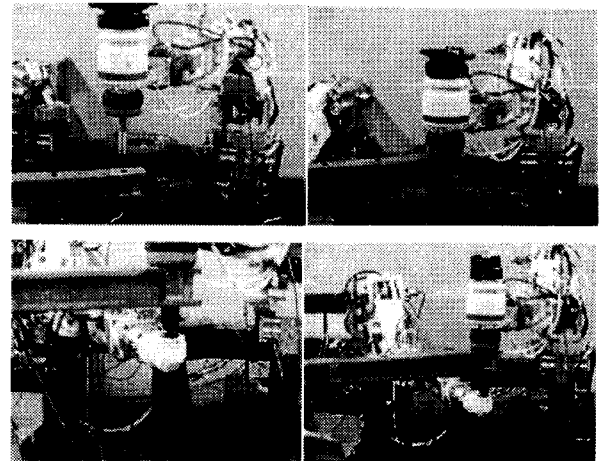


그림 8. 볼트에의 접근과 너트작업 수행 장면.

Fig. 8. Photographs of the approaching and wrenching task.

로부터 제안한 알고리즘의 유효성을 검증할 수 있다

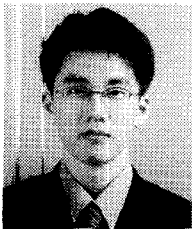
**V. 결론**

본장에서는 배전공사의 보수작업의 대표적인 작업예의 하나인 전주의 애자 스탠드에 애자를 장착, 체결하는 작업을 상정한 작업의 자동화를 위해 필요한 인식판단에 관해서 검토하였다. 우선, 본작업을 실현하기 위해서 필요한 목표물까지의 거리와 목표물의 회전에 의존하지 않는 뉴럴네트워크의 학습에 의한 목표위치의 계산 수법을 새롭게 제안, 나아가 이 2치화 화상상에서 목표물의 목표위치 (중심좌표 및 특징부의 크기)의 계산결과로부터 3차원의 목표 위치를 구하기 위하여, 다수의 화상을 이용한 최적목표위치의 인식법을 수학적으로 유도했다. 또한 매니플레이터를 이용한 실험을 통하여 목표물의 중심위치에 관해서는 3[mm], z축에 관해서는 20[mm]정도의 오차내에 목표물을 인식할 수 있었다.

**참고문헌**

- [1] M. Nakashima, H. Yano, Y. Maruyama, K. Yano, K. Morita and H. Nakagaki, "Application of Semi-Automatic Robot Technology on Hot-Line Maintenance Task", *Proc. of the 1995 IEEE Int. Conf. on R&A*, pp. 843-850, 1995.
- [2] M. Nakashima, Y. Maruyama, K. Yano and H. Yano, "The Hot-Line Work Robot System" Phase II and Its Human-Robot Interface "MOS", *Proc. of the 1995 IEEE Int. Conf. on R&A*, pp. 116-123, 1995.
- [3] M. Boyer, "System Integration in Telerobotics: (Case Study: Maintenance of Electric Power Lines)", *Proc. of the 1996 IEEE Int. Conf. on R&A*, pp. 1042-1047, 1996.
- [4] M. Mukaida, Y. Yamura, T. Yoshimi, Y. Asari and H. Sato, "Task Planning Experiment toward an Autonomous Robot System for the construction of Overhead Distribution Line", *Proc. of the 1995 IEEE Int. Conf. on R&A*, pp. 448-455, 1995.

- [5] 안경관, 양순용, "Force Control of one Pair of 6-Link Electro-Hydraulic Manipulators", 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제 8 권, 제 1 호, pp. 1-6, 2002.
- [6] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes", *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 2, pp. 239-256, 1992.
- [7] Z. Zhang, "Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces", *International Journal of Computer Vision*, vol. 13, no. 2, pp. 119-152, 1994.
- [8] R. M. Haralick, H. Joo, C.-N. Lee, X. Zhuang, V. G. Vaidya, and M. B. Kim, "Pose estimation from corresponding point data", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 19, no. 6, pp. 1426-1446, 1992.
- [9] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography", *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, 1981.
- [10] P. Meer, D. Mintz and A. Rosenfeld, "Robust regression methods for computer vision: a review", *International Journal of Computer Vision*, vol. 6, no.1, pp. 59-70, 1991.
- [11] 金出,木材: "ビデオレト・ステレオマシン", 日本ロボット学会誌, vol. 13, no. 3, pp. 322-326, 1995.
- [12] 船田,金子,田中: "2進符号を教師信号にもつ階層型ニューラルネットワークの学習", 電子情報通信学会論文集D-II, vol. J73-D-II, no. 9, pp. 1574-1577, 1990.
- [13] 安久, 佐藤: "相関法による特徴抽出を前処理にもつニューラルハタ-ン認識システムの提案", 電子情報通信学会論文集 D-II, vol. J74-D-II, no. 4, pp. 575-579, 1991.
- [14] 易, 黒木, 松岡: "誤差逆伝播法による位置ずれハタ-ンの学習," 電子情報通信学会論文集 D-II, vol. J74-D-II, no. 1, pp. 27-35, 1991.



#### 표성만

1977년 1월 9일생. 울산대학교 기계공학부 졸업(2002). 현재 울산대학교 기계·자동차공학부 석사과정. 관심 분야는 유공압제어, 지능제어, 임베디드 시스템.

#### 안경관

제어·자동화·시스템공학 논문지 제 9 권 제 3 호 참조.