

## 신경회로망을 이용한 이동 로봇의 위치 보상

# Position Compensation of a Mobile Robot Using Neural Networks

이기성 · 조현철\*

Keeseong Lee and Hyun-Chul Cho\*

홍익대학교 전자전기공학부, \*경북전문대학 전자과

### 요 약

이동 로봇의 운행을 위해서 이동 로봇의 절대 위치를 결정하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 신경 회로망을 이용하여 랜드마크의 영상을 통해 이동 로봇의 위치를 결정하는 방법을 제안한다. 픽셀의 불확실한 값, 부정확한 카메라 조정과 렌즈의 왜곡으로 인해 이동 로봇의 위치를 결정에 있어서 위치 오차가 생기게 된다. 이러한 오차를 줄이기 위해서 BPNN(Back Propagation Neural Network)를 사용하는 방법을 제안한다. 기존의 방법과 비교하여 우수성을 보여주기 위해서 실험결과를 보여준다.

### ABSTRACT

Determining the absolute location of a mobile robot is essential in the navigation of a mobile robot. In this paper, a method to determine the position of a mobile robot through the visual image of a landmark using neural networks is proposed. In determining the position of a mobile robot on the world coordinate, there is a position error because of uncertainty in pixels, incorrect camera calibration and lens distortion. To reduce the errors, a method using a BPNN(Back Propagation Neural Network) is proposed. The experimental results are presented to illustrate the superiority of the proposed method when comparing with the conventional methods.

## 1. 서 론

이동 로봇의 경우 모터의 엔코더를 이용하여 현재 위치를 알아내고 초음파센서에 의해 장애물의 외부적인 환경을 인식한다. 하지만 정밀하게 모터를 제어한다고 해도 물리적인 오차가 생기게 되고 이 오차가 누적되면 최종 목적지에서는 심각한 오차를 발생시킬 수 있다. 이런 이유 때문에 비전 시스템에 의하여 이동 로봇의 절대 좌표 값을 보정해 주어야 한다. CCD 카메라로부터 얻어진 영상 정보를 이용하여 카메라의 위치 정보를 구하고자 하는 노력이 많은 사람들을 통해 이루어져 왔다. 가장 널리 쓰이는 방법은 반복 기법을 통하여 카메라 모델의 비선형 방정식을 구하는 방법이다. Haralick[1]은 사각형의 표식을 이용하여 Perspective Projection으로부터 카메라 파라미터를 계산하는 방법을 개발하였고, Stein[3]은 정육면체 표식을 이용하여 3차원 상의 물체의 위치를 구하는 연구를 하였으며, 그 외에도 원형이나 줄무늬 등의 표식을 이용하여 절대 좌표를 구하는 연구 등이 있다. 그 외에도 주변 환경의 수직선을 사용하여 위치 결정하는 연구를 Smeulders[5] 등이 하였고, 형광등과 같

은 주위환경 물체를 이용하여 절대 좌표를 구하는 연구[4] 등이 있었다. 본 논문에서는 신경회로망의 오류 역전파(BPN)알고리즘을 사용하여 사각형 표식의 랜드마크로부터 절대 좌표를 구하는 방법을 제안하고 실험을 통하여 기존 방법들의 결과와 비교하여 좋은 성능이 나타남을 보여준다.

## 2. World 좌표계에서의 로봇의 위치

2D 영상을 통해 이동 로봇의 절대 위치를 찾는 것은 영상 면에서의 2D점을 작업 공간 내의 3D점으로 변환시키는 것을 말한다. 이를 구하기 위해 사용되는 Perspective Transform의 행렬은 보통 카메라의 Pin Hole 모델을 이용하여 Homogeneous Transform에 의해 구해진다[1]. 월드 좌표계는 기준 좌표계로서  $(X_w, Y_w, Z_w)$ , 카메라 좌표계는  $(X_c, Y_c, Z_c)$ 로 표시하고, 여기서  $Z_c$ 는 카메라 시축 방향과 일치하며 카메라 초점 거리를  $f$ 라고, 카메라 좌표 시스템의 원점은 카메라의 렌즈로 할 때 World 좌표계와 카메라 좌표계는 그림 1과 같다. 투사 변환 행렬에서의 카메라 파라미터는  $[dx, dy, dz, \theta, \phi, \zeta]^T$ 가 된다.  $dx, dy, dz$ 는 각각 월드

좌표계의 원점으로부터 카메라의 렌즈까지의 x축, y축, z축 방향으로의 거리를 나타내며,  $\theta, \phi, \zeta$ 는 각각 카메라 좌표계와 월드 좌표계간의 x축, y축, z축의 회전각 성분을 나타낸다. 월드 좌표계에 대한 3차원 공간상의 한 점  $w(x, y, z)$ 가 카메라 좌표계의 영상 면상에 투사되어 나타나는 영상 면상의 점을  $c(x_c, y_c)$ 라 할 때의 투사 변환 행렬은 Homogeneous Transform 을 사용하면

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p \\ q \\ s \end{bmatrix} \text{ 여기서 } \begin{bmatrix} p \\ q \\ s \end{bmatrix} = [P][P_T][Rot][Trans] \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (1)$$

와 같이 된다.

식 (1)에서의 P, P<sub>T</sub>, Trans, Rot는 각각 투사 변환 행렬, f는 카메라 초점거리를 나타내며, 이로부터 구한  $(x_c, y_c)$ 는

$$x_c = f \frac{-C \zeta C \theta(x-dx) + (C \zeta S \theta S \phi + S \zeta C \phi)(y-dy) + (-C \zeta S \theta C \phi + S \zeta S \phi)(z-dz)}{-S \theta(x-dx) - C \theta S \phi(y-dy) + C \theta C \phi(z-dz)} \quad (2)$$

$$y_c = f \frac{-S \zeta C \theta(x-dx) + (-S \zeta S \theta S \phi + C \zeta C \phi)(y-dy) + (S \zeta S \theta C \phi + C \zeta S \phi)(z-dz)}{-S \theta(x-dx) - C \theta S \phi(y-dy) + C \theta C \phi(z-dz)} \quad (3)$$

와 같다. 영상 정보를 이용하여 이동 로봇의 절대 위치를 찾는 문제는 3차원 상의 어느 점의 위치를 알고, 그 점에 투사된 영상 면상의 점의 위치를 알고 있을 때 미지의 카메라 파라미터 ( $dx, dy, dz, \theta, \phi, \zeta$ )를 구하는 문제가 된다. 식 (2)와 (3)에서 보는 바와 같이 카메라 파라미터를 구하려면 비선형 방정식을 풀어야만 한다. 만약 3차원 상에서의 점들과 그에 상응하는 2차원 상의 영상 면상의 점들의 위치에 대한 충분

한 정보가 있다면 이 문제는 비선형 최소자승법 (Nonlinear Least-Square Technique)[1]을 이용하여 풀 수 있다.

### 2.1 비선형 최소자승법을 이용한 위치 결정

3차원 상의 N개의 점들의 좌표  $(x_n, y_n, z_n)^T$ 에 대한 2D에 투사된 각각의 영상 면상의 좌표  $N(u_n, v_n)^T$ 는

$$\begin{bmatrix} p_n \\ q_n \\ s_n \end{bmatrix} = R(\phi, \theta, \zeta) \begin{bmatrix} x_n - dx \\ y_n - dy \\ z_n - dz \end{bmatrix}, \quad n = 1, 2, \dots, N$$

$$\begin{bmatrix} u_n \\ v_n \end{bmatrix} = \frac{f}{s_n} \begin{bmatrix} p_n \\ q_n \end{bmatrix}, \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

일 때, 미지의 카메라 파라미터에 대해 미분하면

$$\begin{bmatrix} \Delta u_n \\ \Delta v_n \end{bmatrix} = A_n^t B_n^t (\Delta dx \ \Delta dy \ \Delta dz \ \Delta \phi \ \Delta \theta \ \Delta \zeta)^T \quad (5)$$

으로 되고 자코비안 행렬 G는  $A_n^t B_n^t$  이다.

$$A_n^t = \frac{f}{s_n} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -p_n^t/s_n^t \\ 0 & 1 & -q_n^t/s_n^t \end{bmatrix}$$

$$B_n^t = (-R(\phi', \theta', \zeta') | Q(\phi', \theta', \zeta', dx', dy', dz')) \quad (6)$$

$$Q(\phi', \theta', \zeta', dx', dy', dz') = \begin{bmatrix} \frac{\partial R}{\partial \phi}(\phi', \theta', \zeta') \begin{pmatrix} x_n - dx' \\ y_n - dy' \\ z_n - dz' \end{pmatrix} \\ \left| \frac{\partial R}{\partial \theta}(\phi', \theta', \zeta') \begin{pmatrix} x_n - dx' \\ y_n - dy' \\ z_n - dz' \end{pmatrix} \right| \frac{\partial R}{\partial \zeta}(\phi', \theta', \zeta') \begin{pmatrix} x_n - dx' \\ y_n - dy' \\ z_n - dz' \end{pmatrix} \end{bmatrix} \quad (7)$$

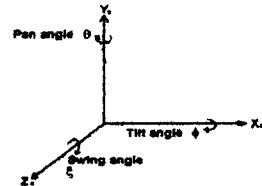
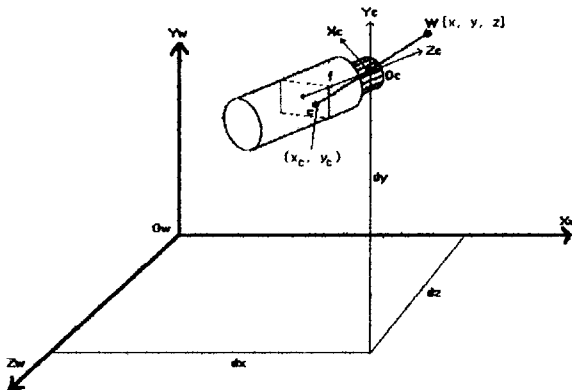


그림 1. 월드, 카메라 좌표 계.

### 2.2 Vanishing Point에 의한 방법

3차원 상의 두 평행한 직선과 카메라의 시축 방향이 직각을 이루지 않는다면 3차원 상의 평행한 두 직선을 2차원 상에 투사했을 때 2차원 상에 나타나는 직선의 기울기는 0이 아닌 형태로 나타나게 되어 두 직선은 유한한 어느 한 점에서 만나게 되고 이 만나는 점을 소실점(Vanishing Point)이라 한다.

3차원 공간상의 어느 한 선 L은 어느 한 점 $[a_1 \ a_2 \ a_3]^T$ 을 지나고, Cosine의 방향 벡터 $[b_1 \ b_2 \ b_3]^T$ 을 가진 직선이라 할 때 다음 식과 같이 직선 L은 3차원 상의 어느 점들의 집합으로 생각할 수 있다.

$$L = \left[ \begin{array}{c} x \\ y \\ z \end{array} \right] \mid \text{for some } \lambda, \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{pmatrix} + \lambda \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix} \quad (8)$$

이때 Cosine 방향 벡터는 단위 길이를 가지기 때문에  $b_1^2 + b_2^2 + b_3^2 = 1$ 이 되고 3차원 상에서 평행한 두 직선은 같은 방향 벡터를 갖게 된다. 직선 L에 대한 어느 한 점이 2차원의 영상 면상에 투영되었을 때 영상 좌표  $[u \ v]^T$ 는

$$u = f \frac{a_1 + \lambda b_1 - dx}{a_3 + \lambda b_3 - dz}, \quad v = f \frac{a_2 + \lambda b_2 - dy}{a_3 + \lambda b_3 - dz} \quad (9)$$

와 같이 된다.

직선 L상에서 무한히 먼 거리에 있는 어느 점이 2차원 상에 투사되었을 때 시축의 방향 벡터 즉,  $b_3$ 가 0이 아니라면 어느 유한한 값인

$$u_\infty = \lim_{\lambda \rightarrow \infty} f \frac{a_1 + \lambda b_1 - x_0}{a_3 + \lambda b_3 - z_0} = f \frac{b_1}{b_3},$$

$$v_\infty = \lim_{\lambda \rightarrow \infty} f \frac{a_2 + \lambda b_2 - x_0}{a_3 + \lambda b_3 - z_0} = f \frac{b_2}{b_3} \quad (10)$$

의 값을 갖게 된다. 위의 식(10)과  $b_1^2 + b_2^2 + b_3^2 = 1$ 의 식을 이용하여  $b_1, b_2, b_3$ 를 구하면

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{u_\infty^2 + v_\infty^2 + f^2}} \begin{bmatrix} u_\infty \\ v_\infty \\ f \end{bmatrix} \quad (11)$$

와 같다.

3차원 상의 어느 직선의 길이를 L이라 가정하였을 때 직선의 시작점을  $[a_1 \ a_2 \ a_3]^T$ 이라 하면 직선의 끝점은  $[a_1 \ a_2 \ a_3]^T + L[b_1 \ b_2 \ b_3]^T$ 와 같이 되고, 직선의 시작점과 끝점을 각각 영상 면상에 투사 변환하였을 때

$$\begin{cases} u_1 = f \frac{a_1}{a_3} \\ v_1 = f \frac{a_2}{a_3} \end{cases} \quad \begin{cases} u_2 = f \frac{a_1 + Lb_1}{a_3 + Lb_3} \\ v_2 = f \frac{a_2 + Lb_2}{a_3 + Lb_3} \end{cases} \quad (12)$$

가 되며 식 (12)로부터  $[a_1, a_2, a_3]^T$ 는

$$a_3 = \frac{L[(u_2 - u_1)(fb_1 - u_2b_3) + (v_2 - v_1)(fb_2 - v_2b_3)]}{(u_2 - u_1)^2 + (v_1 + v_2)^2}$$

$$a_1 = \frac{u_1}{f} a_3, \quad a_2 = \frac{v_1}{f} a_3 \quad (13)$$

가 된다.

Least Square Estimates 방법에 의해 구해진 직사각형 표식의 두 변의 직선의 방정식으로부터 두 직선이 만나는 소실점을 구하고 식 (13)을 이용하여 직사각형 표식의 한 꼭지점의 좌표가 되는  $[a_1, a_2, a_3]^T$ 를 구하면 카메라의 절대 위치를 알 수 있다. 이때  $[a_1, a_2, a_3]^T$ 는 카메라 렌즈로부터 직사각형 표식의 한 꼭지점의  $x, y, z$  축상의 상대적인 위치가 된다.

### 2.3 영상 획득 과정에서의 오차와 렌즈 왜곡에 대한 Tsai 보정

2차원 영상 정보를 이용하여 3차원에서의 이동 로봇의 절대 위치를 찾는 문제에서의 오차는 센서 해상도에 의한 오차, Image Grabber 샘플링 오차, 렌즈에 대한 왜곡 오차 등이 있다. 센서 해상도에 대한 오차는 디지털 카메라에 맺힌 영상이 결국 픽셀 단위의 이산 정보로 메모리 프레임에 저장되면서 연속된 대상 물체의 모습이 잘게 나누어짐으로 인하여 경계선의 수치에 오차를 남기게 되는데 이 오차는 여러 가지 오차 원인 중 가장 큰 오차가 되며 유일한 해결 방안은 고해상도의 CCD 센서와 기억 소자가 개발되어야만 해결될 수 있다. 그 외의 오차를 보정하여 주는 연구는 많이 있어 왔으나 가장 널리 알려진 방법이 Tsai 방법[2]이다. 실제의 영상 좌표계에서는 렌즈 왜곡에 의해

$$u_d = u_n - \delta u, \quad v_d = v_n - \delta v \quad (14)$$

로 된다. 왜곡 계수 k와 p를 도입하여  $\delta u$ 와  $\delta v$ 를 구하면

$$\delta u = u_d(k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4 + \dots) + [p_1(r_d^2 + 2r_f^2) + 2p_2 u_d v_d]$$

$$\delta v = v_d(k_1 r_d^2 + k_2 r_d^4 + \dots) + [p_2(r_d^2 + 2v_f^2) + 2p_1 u_d v_d] \quad (15)$$

이고 여기서  $r_d^2 = u_d^2 + v_d^2$ 이다. 첫 번째 항은 Radial Distortion을 나타내며 두 번째 항은 Decentering Distortion을 나타낸다. 실제 적용에 있어 Decentering Distortion은 Radial Distortion에 비해 무척 작은 값이기 때문에 무시할 수 있으며, Radial Distortion에서도  $r$ 에 대해 첫 번째 항만 고려하여도 충분하다. Tsai 보정은 카메라 및 Frame Memory 특성 값으로부터 CCD센서의 소자 특성 값을 구한 후, 카메라 Pin Hole 모델의 최적화 기법을 이용하여 카메라 왜곡 모델식의 파라미터를 구하게 된다.

### 3. Back Propagation Neural Networks (BPNN)을 이용한 위치 결정

#### 3.1 렌즈 왜곡 보정

렌즈 왜곡을 보정하기 위해 먼저 3D 월드 좌표계의  $(x, y, z)$ 에 대한 영상 좌표계  $(u, v)$  및 광 평면의 기준 축과의 각도  $\theta$ 의 관계를 신경회로망으로 Mapping하였다. 즉,  $u, v$ 가 이루는 평면과 광 평면의 교차에 의해 정해지는 월드 좌표계의 점  $(x, y, z)$ 들을 Target 벡터로 사용하여  $(u, v, \theta)$ 를 입력 벡터로 하여 신경회로망에 학습시켜 가중치 벡터를 구했다. 3D 좌표계와 2D 영상 좌표계를 바로 비선형 Mapping시킴으로써 Tsai 방식과 같이 카메라의 렌즈 왜곡 등의 비선형성을 계산하기 위해 방정식을 풀지 않고, 시스템의 허용 오차 이내로 학습시켜 보정으로 이용할 수 있게 하였다. 신경회로망 구성은 Multi-Layer Perceptron을 사용하였고, 학습 알고리즘은 Back Propagation을 사용하였다. 입력 노드는  $(u, v, \theta)$ 의 3개이며 은닉 층의 노드는 40개, 출력층의 노드는  $x, y, z$ 의 3개이다. 보정 패턴을 거리 정보를 얻고자 하는 작업 영역에 위치시키고 각 보정점들의 3D 월드 좌표  $(x, y, z)$ 를 구하며, 각 점의 영상 평면에서의 2D 영상 좌표  $(u, v)$ 와 Baseline을 기준으로 광 평면이 이루는 각도  $\theta$ 를 구하고 획득된 입력 Data  $(u, v, \theta)$ 와 요구되는 출력 data  $(x, y, z)$ 를 학습 데이터로 하여 학습시켰다.

#### 3.2 입출력 데이터

본 연구는 사각형 랜드 마크를 화상으로 획득하고 신경회로망을 이용한 렌즈 보정을 하며 보정한 꼭지점 좌표들로부터 이동 로봇의 절대 위치를 알아내는 문제이므로 입력 정보로부터 어떤 출력 패턴을 결정하는가 하는 문제가 절대적인 것이다. 실제로 이동 로봇이 실내에서나 평지를 주행하는 경우, 카메라의 높이와 랜드 마크의 높이를 같이 설치하였을 때, 이동 로봇의 위치 결정 파라미터는 방향각  $\theta, dx$ 와  $dz$ 가

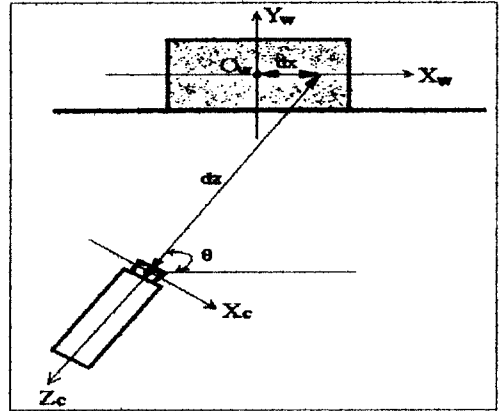


그림 2. 위치 정보 파라미터  $\theta, dx, dz$ .

된다.

월드 좌표계의 원점인 랜드 마크 중앙과 영상 좌표계의 중심인 화상 면상의 중앙을 일치시키면  $dx$ 를 무시할 수 있다. 실제로  $dx$ 에 대한 오차는 1 mm 이내이기 때문에 무시하고, 남은 파라미터인  $dz, \theta$ 에 대해서 신경회로망을 구성하였다. 화상에 나타나는 사각형 랜드 마크 형태로부터  $dz, \theta$ 와 관련된 입력 패턴은 사각형의 네 변에 대한 정보와 상하변의 기울기 정보를 이용하여 신경회로망에 대한 입력 패턴을 삼았고 상하변의 기울기 정보는 LSE(Least Square Estimates) 방법을 이용하여 구하였다. 출력 패턴은  $dz$ 와  $\theta$ 를 출력으로 삼아 오류역전파 학습 알고리즘을 이용하였다. 학습 데이터는 랜드 마크로부터 Z축상으로 거리가 100 cm 떨어진 지점부터 10 cm씩 증가시키면서 300 cm까지 Grid를 설정하였고, X축상으로는 좌로 30 cm씩 증가시키면서 90 cm까지 총 84개의 Grid에 대해 각각 20개씩 데이터를 추출하여 학습을 수행하였다.

#### 3.3 입력 수정 알고리즘

BPNN으로 학습을 시키는 경우, 실제의 출력과 원하는 출력 사이에서의 오차가, 많은 학습이 끝난 후에도 남게 되어 이것으로부터 최종 위치 결정에 대한 오차가 발생하게 되므로 원하는 출력을 출력으로 발생하는 최적의 원하는 입력을 구하여, 실제 입력을 원하는 입력으로 수정하여 결과를 출력하였다. BPNN 학습 알고리즘으로 학습이 끝난 후에 실제 출력과 원하는 출력과의 출력층에서의 오차  $\delta_k$ 는

$$\delta_k = (t_k - o_k) f'(net_k) \tag{16}$$

의 식에 의해 계산되어지고, 이로부터 중간층에서의

오차  $\delta_j$ 는

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (17)$$

와 같다. 이 중간층 오차로부터 입력 값을 원하는 출력에 근접하는 출력을 내도록 직접 수정하면 입력 값이 정규 값인 (-1, 1) 범위를 넘어갈 수 있으므로 tanh 함수를 사용하여 새로운 입력층을 만든다. 기존의 입력  $I_i$ 로부터 새로운 입력 값  $I_i^*$ 은  $I_i^* = f(I_i) = \tanh(I_i)$ 의 식으로부터

$$I_i^* = f^{-1}(I_i) = \operatorname{atanh}(I_i) \quad (18)$$

으로 구할 수 있다. 중간층 오차  $\delta_j$ 로부터 새로 수정된  $I_i^{*(t+1)}$ 은

$$I_i^{*(t+1)} = I_i^*(t) + \Delta I_i^* \quad \text{여기서 } \Delta I_i^* = c \cdot \delta_j \quad (19)$$

로부터 구해진다. 이때  $c$ 는 상수이며 입력 수정의 Step 수를 결정하는 학습 계수이다. 몇 차례의 반복을 통해 원하는 출력과 실제 출력 사이의 오차가 만족스러운 수준으로 줄어들면 입력 수정 알고리즘이 끝나게 되고, 이 알고리즘에 의해 새로 생성된  $I_i$ 가 최적의 입력 값이 되고 각 입력 패턴에 대해서  $\Delta I_i^*$ 의 벡터는 저장된다. 실제 출력을 구할 때 어느 입력 값에 대해

최적의 입력 값에 대한 패턴에 대해 실제 입력 값과의 유클리디안 거리를 구하여 최소 거리에 해당되는 입력 패턴에 대해  $\Delta I_i^*$  벡터로 입력 값을 수정하여 출력을 내게 된다.

### 4. 실험 결과

실험은 초점거리가 9 mm인 파나소닉의 WV-BP102 CCD 카메라를 256×256의 해상도를 가진 흑백 Frame Grabber에 연결하여 영상을 획득하였으며 펜티엄 PC에서 수행되었다. 실험 방법은 Tsai방법에 의

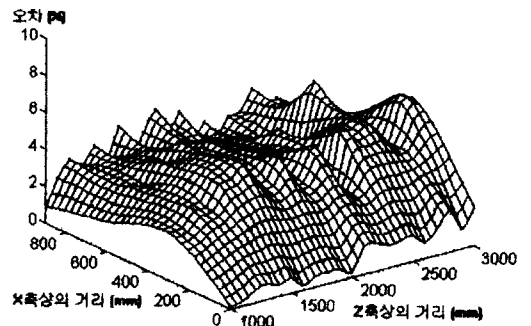


그림 5. Vanishing Point에 의한 Z축상의 거리 오차.

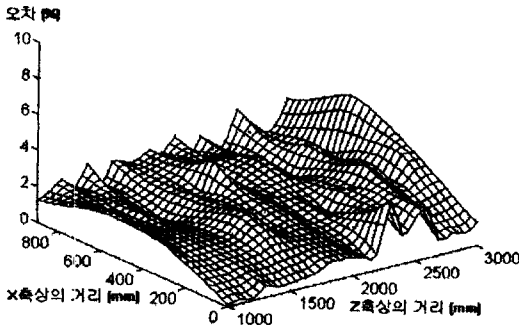


그림 3. 비선형 최소자승법에 의한 Z축상의 거리 오차.

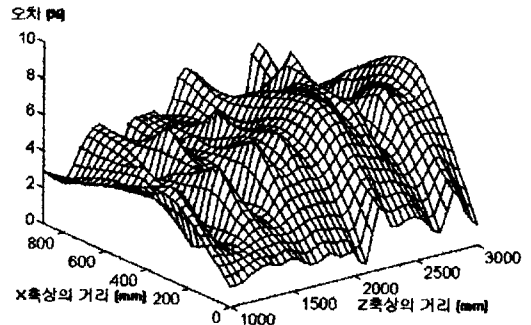


그림 6. Vanishing Point에 의한 X축상의 거리 오차.

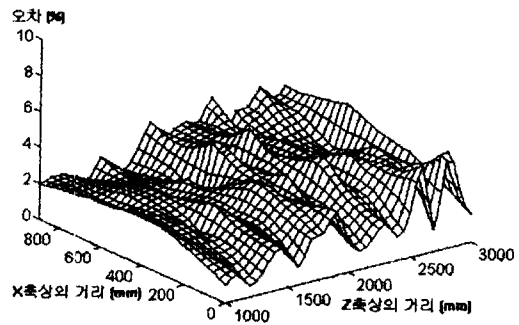


그림 4. 비선형 최소자승법에 의한 X축상의 거리 오차.

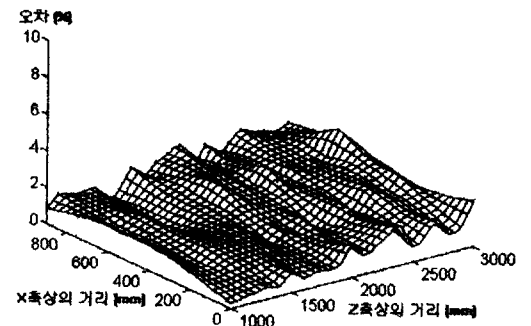


그림 7. 신경회로망에 의한 Z축상의 거리 오차.

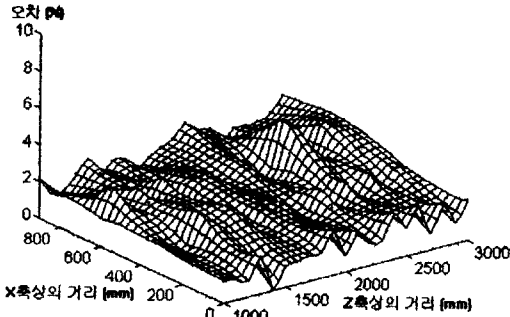


그림 8. 신경회로망에 의한 X축상의 거리 오차.

표 1. 신경회로망을 이용한 보정과 기존방법과의 비교

		평균 오차 (%)	최대 오차 (%)	최대 절대 위치 오차 (mm)
비선형 최소자승법을 이용한 보정	X축	2.694	5.324	47.92
	Z축	1.897	5.214	156.42
Vanishing Point을 이용한 보정	X축	4.103	8.415	235.41
	Z축	3.037	6.415	192.45
신경회로망을 이용한 보정	X축	1.963	4.341	26.05
	Z축	1.454	3.452	100.10

해서 렌즈 왜곡을 보정하고 최소자승법을 이용하여 얻은 결과, 소실점을 이용하여 얻은 결과와 신경회로망에 의한 결과를 얻어 비교하여 보았다. 신경회로망 구성은 총 84개의 클래스로 각 클래스는 20개의 입력 벡터를 가지고 있다. 신경회로망을 이용한 보정과 기존 방법에 의한 실험 결과는 각각의 Grid에 대하여 평균오차로 표현을 하였고, 결과는 그림 3에서 그림 8에서 보여준다. 표 1에서는 각 방법에 대하여 모든 Grid의 X좌표, Z좌표의 오차 평균과 최대오차, 최대 절대 위치 오차를 나타냈다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 이동 로봇의 절대 위치를 찾는 문제에 대한 새로운 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 화상 처리 과정에서 생기는 오차 및 렌즈 왜곡에 의한 오차를 보정

하는 기존의 Tsai방법과 카메라 절대 위치를 찾는 데 많이 쓰이는 비선형 최소자승법이나 소실점을 이용한 방법에 비해 향상된 성능을 보임을 알 수 있었고 신경회로망에 의해 렌즈 왜곡까지 보정됨을 알 수 있었다. 본 연구의 결과로 신경회로망을 이동 로봇의 절대 위치를 찾는 데에 적용 가능함을 보여 주었다.

## 참고문헌

- [1] Robert M. Haralick, "Determining Camera Parameters from the Perspective Projection of a Rectangle," *Pattern Recognition*, Vol. 22 No. 3, pp. 225-230, 1989.
- [2] Reimar K. Lenz, Roger Y. Tsai, "Techniques for Calibration of the Scale Factor and Image Center for High Accuracy 3D machine Vision Metrology," *IEEE Robotics and Automation*, pp. 68-75, 1987.
- [3] Gideon P. Stein, "Internal Camera Calibration using Rotation and Geometric Shapes," *The Degree of Master of Science at the M.I.T.*, February 1993.
- [4] Xavier Leb gue, "Significant Line Segments for an Indoor Mobile Robot," *IEEE Robotics and Automation*, Vol. 9, No. 6, pp. 801-815, 1993.
- [5] Arnold W. M. Smeulders, "Discrete Straight Line Segment," *Ph.D. Dissertation, Amsterdam University*, February 1994.



이기성(Keeseong Lee)

한국퍼지 및 지능시스템학회논문지 제 8 권 제 4 호 참조



조현철(Hyun-Chul Cho)

한국퍼지 및 지능시스템학회논문지 제 8 권 제 4 호 참조