신경회로망을 이용한 이동로봇의 위치결정

°이 효 진*, 곽 한 택*, 이 기 성*

홍익대학교 전기 · 제어공학과.
서울 특별시 마포구 상수동 72-1 홍익대학교

Determination the Position for Mobile Robot using a Neural Network

°Hiojin Lee, Hantaek Kwak, Keeseong Lee*

Dept. of Electrical & Control Engineering, HongIk University.
72-1, Sangsu-dong, Mapo-gu, Seoul, Korea

Abstract : During the navigation of mobile robot, one of the essential task is to determination the absolute location of mobile robot. In this paper, we proposed a method to determine the position of the camera from a landmark through the visual image of a quadrangle typed landmark using neural network. In determining the position of the camera on the world coordinate, there is difference between real value and calculated value because of uncertainty in pixels, incorrect camera calibration and lens distortion etc. This paper describes the solution of the above problem using BPN(Back Propagation Network). The experimental results show the superiority of the proposed method in comparison to conventional method in the performance of determining camera position.

1. 서론

자율주행 로봇에서는 주로 모터의 앤코더를 이용하여 현재위치를 알아내고 초음파 센서에 의해 장애물의 외부적인 환경을 인식한다. 하지만 정밀하게 모터를 제어하고 초음파 센서를 이용해 인식한다 해도 물리적인 오차가 생기고 이 오차가 누적되면 최종 목적지에서는 심각한 오차를 발생시킬 수 있다. 이런 이유에 의해서 비전 시스템에 의해 적절한 위치에서 이동로봇의 절대좌표값을 보정해 주어야 한다. CCD 카메라로 부터 얻어진 영상정보를 이용하여 카메라의 위치정보를 구하고자 하는 노력이 많은 사람들을 통해 이루어져 왔다. 여러가지 방법이 있었지만 가장 널리 쓰이는 방법은 반복기법(Iterative techniques)을 통하여 카메라 모델의 비선형 방정식을 구하는 방법이다. Haralick[1]는 사각형의 표식을 이용하여 Perspective Projection으로부터 Camera Parameter를 계산하는 방법을 개발하였고, Harwood[6]는 삼각형 표식을 이용하여 3차원상의 물체의 위치를 구하는 연구를 하였으며, 그 외에도 원형이나 줄무늬 등의 표식을 이용하여 절대좌표를 구하는 연구 등이 있어 왔다. 그 외에도 주변환경의 수직선을 사용하여 위치결정하는 연구 등이 Smeulders[10] 등이 하여 왔고, 형광등과 같은 주위환경 물체를 이용하여 절대좌표를 구하는 연구 등이 있어 왔다. 본 논문에서는 신경회로망의 오류역전파(BPN)알고리즘을 사용하여 사각형 표식의 랜드마크로부터 절대좌표를 구하는 방법을 제안하고 실험을 하여 기존의 최소자승해법을 이용한 방법의 결과와 비교하여 좋은 성능이 나타남을 보였다.

2. 세계좌표계에서의 로봇의 위치

2D 영상을 통해 주율주행 운반체의 절대위치를 찾는 것은 영상면에서의 2D점을 작업공간내의 3D점으로 변환시키는 것을 말한다. 이를 구하기 위해 투사변환 행렬의 Parameter 를 사용한다. Perspective Transform의 행렬은 보통 카메라의 Pin Hole 모델을 이용하여 Homogeneous Transform에 의해 구해진다. 월드좌표계는 기준좌표계로써 (X_w,Y_w,Z_w), 카메라 좌표계는 (X_c,Y_c,Z_c)로 표시하고, 여기서 Z_c는 카메라 시축방향과 일치하며 카메라 촛점거리를 f라 하고, 카메라좌표시스템의 원점은 카메라의 렌즈로 할때 세계좌표계와 카메라좌표계는 그림1.과 같다. 투사변환 행렬에서의 카메라 파라미터는 $[dx, dy, dz, \theta, \phi, \zeta]^T$가 된다. dx, dy, dz은 각각 월드좌표계의 원점으로부터 카메라의 렌즈까지의 x축,y축,z축 방향으로의 거리를 나타내며, θ, ϕ, ζ는 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 영상면상에

투사되어 나타나는 영상면상의 점을 $c(x_c,y_c)$라 할 때의 투사변환 행렬은 Homogeneous Transform을 사용하면

$$\begin{bmatrix} p \\ q \\ s \end{bmatrix} = [P][P_T][Rot][Trans]\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix},\ [x_c, y_c]^T = \left[\frac{p}{s}, \frac{q}{s}\right]^T \tag{1}$$

와 같이 된다.

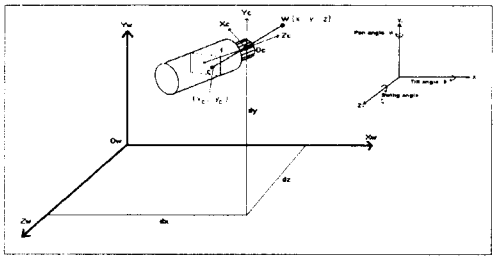

그림 1. 월드, 카메라 좌표계

식 (1)에서의 P, P_T, Trans, Rot는 각각 투사변환 행렬, f는 카메라 촛점거리를 나타내며, 이로부터 구한 구한 (x_c, y_c)는

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

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

와 같다. 영상정보를 이용하여 이동로봇의 절대위치를 찾는 문제는 3차원상의 어느 점의 위치를 알고, 그 점에 투사된 영상면상의 점의 위치를 알고 있을 때 미지의 Camera Parameter (dx,dy,dz, θ, ϕ, ζ)를 구하는 문제가 된다. 식(2)과 (3)에서 보는 바와 같이 카메라 파라미터를 구하려면 비선형 방정식을 풀어야만 한다. 만약 3차원상에서의 점들과 그에 상응하는 2차원상의 영상면상의 점들의 위치에 대한 충분한 정보가 있다면 이 문제는 비선형 최소자승법(Nonlinear least-square technique)을 이용[1]하여 풀 수 있다.

2.1. 비선형 최소자승법을 이용한 위치결정

3차원상의 N개의 점들의 좌표 $(x_n, y_n, z_n)^T$에 대한 2D에 투사된 각각의 영상면상의 좌표 N $(u_n, v_n)^T$는

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

$$\begin{pmatrix} u_n \\ v_n \end{pmatrix} = \frac{f}{s_n}\begin{pmatrix} p_n \\ q_n \end{pmatrix},\quad n=1,2,\cdots,N \tag{4}$$

일 때, 미지의 카메라 파라미터에 대해 미분하면

$$\begin{pmatrix} \triangle u_n \\ \triangle v_n \end{pmatrix} = A_n^t B_n^t\ (\triangle dx\ \triangle dy\ \triangle dz\ \triangle\phi\ \triangle\theta\ \triangle\zeta)^T \tag{5}$$

으로 되고 자코비안 행렬 G는 $A_n^t B_n^t$이다.

$$A_n^t = \frac{f}{s_n^t}\begin{pmatrix} 1 & 0 & -p_n^t/s_n^t \\ 0 & 1 & -q_n^t/s_n^t \end{pmatrix} \tag{6}$$

$$B_n^t = (-R(\phi^t,\theta^t,\zeta^t)\mid Q(\phi^t,\theta^t,\zeta^t,dx^t,dy^t,dz^t)) \tag{7}$$

$$Q(\phi^t,\theta^t,\zeta^t,dx^t,dy^t,dz^t) =$$

$$\left[\frac{\partial R}{\partial\phi}(\phi^t,\theta^t,\zeta^t)\begin{pmatrix} x_n-dx^t \\ y_n-dy^t \\ z_n-dz^t \end{pmatrix} \mid \frac{\partial R}{\partial\theta}(\phi^t,\theta^t,\zeta^t)\begin{pmatrix} x_n-dx^t \\ y_n-dy^t \\ z_n-dz^t \end{pmatrix} \mid \frac{\partial R}{\partial\zeta}(\phi^t,\theta^t,\zeta^t)\begin{pmatrix} x_n-dx^t \\ y_n-dy^t \\ z_n-dz^t \end{pmatrix}\right] \tag{8}$$

2.2 영상획득 과정에서의 오차와 렌즈왜곡에 대한 Tsai 보정

2차원 영상정보를 이용하여 3차원에서의 자율 주행 로봇의 절대위치를 찾는 문제에서의 오차는 센서 해상도에 의한 오차, Image Grabber 샘플링 오차, 렌즈에 대한 왜곡오차 등이 있다. 센서 해상도에 대한 오차는 디지탈 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 여러가지 오차 원인중 가장 큰 오차가 되며 유일한 해결방안은 결국 고해상도의 CCD 센서와 기억 소자가 개발되어 실용화 되어야만 해결될 수 있다. 그 외의 오차를 보정하여 주는 연구는 많이 있어 왔으나 가장 널리 알려진 방법이 Tsai 방법[3]이다. 실제의 영상 좌표계에서는 렌즈 왜곡에 의해

$$u_d = u_u - \delta u,\quad v_d = v_u - \delta v \tag{9}$$

로 된다. 왜곡계수 k와 p를 도입하여 δu, δv를 정의하면

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

$$\delta v = v_d(k_1 r_d^2 + k_2 r_d^2 + \cdots) + [p_2(r_d^2+2v_d^2) + 2p_1 u_d v_d]$$

$$r_d^2 = u_d^2 + v_d^2 \tag{10}$$

와 같이 정의될 수 있으며 여기서, 첫번째 항은 radial distortion을 나타내며 두번째항은 decentering distortion을 나타낸다. 실제 적용에 있어 decentering distortion은 radial distortion에 비해 무척 작은 값이기 때문에 무시할 수 있으며, radial distortion에서도 r에 대해 첫번째 항만 고려하여도 충분하다. Tsai 보정은 카메라 및 frame memory 특성치로부터 CCD센서의 element 특성값을 구한 후, 카메라 pin hole 모델의 최적화 기법을 이용하여 카메라 왜곡모델식의 parameter를 구하게 된다.

3. BPN을 이용한 위치결정

3.1 렌즈 왜곡 보정

렌즈왜곡을 보정하기 위해 먼저 3D 월드 좌표계의 (x, y, z)에 대한 영상좌표계 (u, v)및 광평면의 기준축과의 각도 θ의 관계를 neural network로 mapping하였다. 즉, u, v가 이루는 평면과 광평면의 교차에 의해 정해지는 월드좌표계의 점 (x, y, z)들을 Target 벡터로 사용하여 (u, v, θ)를 입력벡터로 하여 신경회로망에

training시켜 가중치벡터를 구했다. 3D 좌표계와 2D영상 좌표계를 바로 비선형 Mapping시킴으로써 Tsai 방식과 같이 카메라의 렌즈왜곡 등의 비선형성을 계산하기 위해 방정식을 풀지 않고, 시스템의 허용오차 이내로 training시켜 보정으로 이용할 수 있게 하였다. 신경회로망 구성은 Multi-Layer Perceptron을 사용하였고, 학습 알고리즘은 Back Propagation을 사용하였다. 입력 node는 (u, v, θ)의 3개이며 은닉층의 node는 40개, 출력층의 node는 x, y, z의 3개이다. 보정패턴을 거리정보를 얻고자 하는 작업 영역에 위치시키고 각 보정점들의 3D 월드좌표 (x, y, z)를 구하며, 각 점의 영상 평면에서의 2D 영상좌표 (u, v)와 baseline을 기준으로 광 평면이 이루는 각도 θ를 구하고 획득된 입력 data (u, v, θ)와 요구되는 출력 data (x, y, z)를 training set로 하여 Network를 학습시켰다.

3.2 입출력 데이터

본 연구는 사각형 랜드마크를 화상으로 획득하고 신경회로망을 이용한 렌즈보정을 사용하여 보정한 꼭지점 좌표들로부터 이동 로봇의 절대위치를 알아내는 문제이므로 입력패턴으로부터 어떤 출력패턴을 결정하는가 하는 문제가 절대적인 것이다. 실제 자율주행로봇이 실내에서나 평지를 주행하는 경우, 카메라의 높이와 랜드마크의 높이를 같이 설치하였을 때, 자율 주행 로봇의 위치결정 Parameter는 방향각(Pan Angle) θ와 dx, dz가 된다.

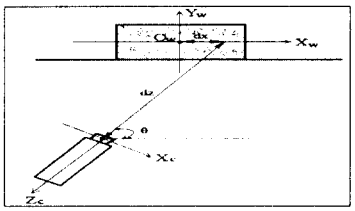

그림 2. 위치정보 Parameter θ,dx,dz

월드좌표계의 원점인 랜드마크의 중앙과 영상좌표계의 중심인 화상면상의 중앙을 일치시키면 dx를 무시할 수 있다. 실제로 dx에 대한 오차는 1mm이내이기 때문에 무시하고, 남는 Parameter인 dz, θ에 대해서 신경망을 구성하였다. 화상에 나타나는 사각형 랜드마크의 형태로부터 dz, θ와 관련된 입력패턴은 사각형의 네 변에 대한 정보와 상하변의 기울기 정보를 이용하여 신경회로망에 대한 입력패턴을 삼았고 상하변의 기울기 정보는 LSE(Least Square Estimates) 방법을 이용하여 구하였다. 출력패턴은 dz과 θ를 출력으로 삼아 오류역전파 학습알고리즘을 이용하였다. 학습데이타는 랜드마크로부터 Z축상으로 거리가 100cm 떨어진 지점부터 10cm씩 증가시키면서 300cm까지 Grid를 설정하였고, X축상으로는 좌로 30cm씩 증가시키면서 90cm까지 총 84개의 Grid에 대해 각각 20개씩 데이타를 추출하여 학습을 하였다.

3.3 입력 수정 알고리즘

BPN으로 학습을 시키는 경우, 실제의 Output과 Desired Output 사이에서의 오차가, 많은 학습이 끝난 후에도 남게되어 이것으로부터 최종 위치결정에 대한 오차가 발생하게 되므로 Desired Output을 출력으로 발생하는 최적의 Desired Input을 구하여, 실제 Input을 Desired Input으로 수정하여 결과를 출력하였다. BPN학습 알고리즘으로 학습이 끝난 후에 실제 Output과 Desried Output과의 출력층에서의 오차 δ_k는

$$\delta_k = (t_k - o_k) f'(net_k) \tag{11}$$

의 식에 의해 계산되어지고, 이로부터 중간층에서의 오차 δ_j는

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_k \delta_k w_{jk} \tag{12}$$

와 같다. 이 중간층 오차로부터 입력값을 Desired Output에 근접하는 출력을 내도록 직접 수정하면 입력값이 정규값인 (-1,1)범위를 넘어갈 수 있으므로 tanh함수를 사용하여 새로운 입력층을 만든다. 기존의 입력 I_i로부터 새로운 입력값 I_i^*은 $I_i = f(I_i^*) = \tanh(I_i^*)$의 식으로부터

$$I_i^* = f^{-1}(I_i) = atanh(I_i) \tag{13}$$

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

$$I_i^{*(t+1)} = I_i^{*(t)} + \triangle I_i^*, \ \triangle I_i^* = c \cdot \delta_j \tag{14}$$

로부터 구해진다. 이때 c는 상수로써 입력수정의 Step 수를 결정하는 학습계수이다. 몇 차례의 반복을 통해 Desired Output과 실제 Output사이의 오차가 만족스러운 수준으로 줄어들면 입력수정 알고리즘이 끝나게 되고, 이 알고리즘에 의해 새로 생성된 I_i가 최적의 입력값이 되고 각 입력패턴에 대해서 $\triangle I_i^*$의 벡터는 저장된다. 실제 출력을 구할 때 어느 입력값에 대해 최적의 입력값에 대한 패턴에 대해 실제 입력값과의 유클리디안 거리를 구하여 최소거리에 해당되는 입력패턴에 대해 $\triangle I_i^*$벡터로 입력값을 수정하여 출력을 내게 된다.

4. 실험 결과

실험은 Parasonic사의 WV-BP102 모델의 촛점거리가 9mm인 CCD 카메라를 IBM PC용 256×256의 해상도를 가진 흑백 Frame Grabber와 연결하여 영상을 획득하였으며 IBM PC/AT 486 컴퓨터에서 수행하였다. 실험방법은 Tsai방법에 의한 렌즈왜곡을 보정하고 최소자승해법을 이용하여 얻은 위치 결과(방법 I)와 신경회로망에 의한 위치결정에 대한 결과(방법 II)를 얻어 비교하여 보았다. 신경회로망 구성은 총 84개의 클래스로 각 클래스는 20개의 입력벡터를 가지고 있다. 실험결과는 그림 3-6에서 보여준다.

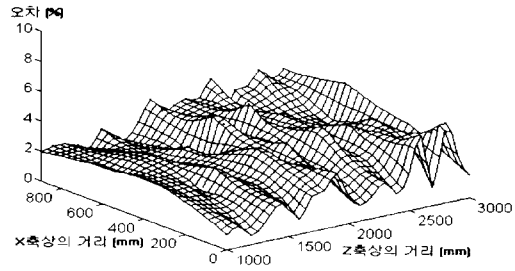

그림 3. 방법 I.에 의한 X축상의 거리오차

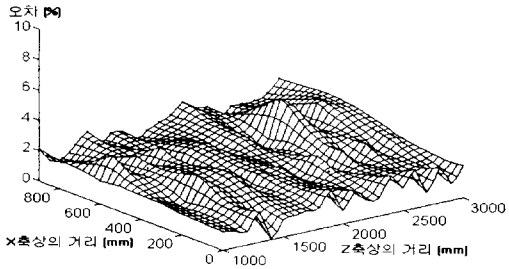

그림 4. 방법II.에 의한 X축상의 거리오차

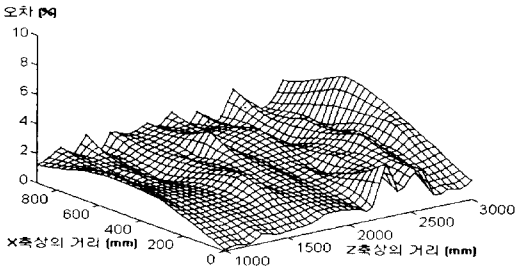

그림 5. 방법I.에 의한 Z축상의 거리오차

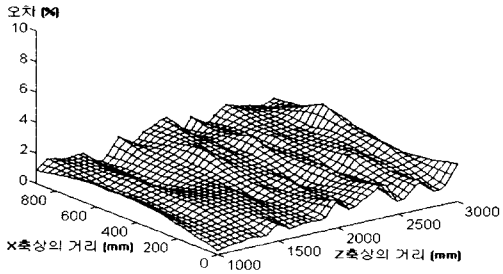

그림 6. 방법II.에 의한 Z축상의 거리오차

		평균오차 (%)	최대오차 (%)	최대절대위치 오차(mm)
방법 I	X축	2.694	5.324	47.92
	Z축	1.897	5.214	156.42
방법 II	X축	1.963	4.341	26.05
	Z축	1.454	3.452	100.1

III. 결론

본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 이동로봇의 절대위치를 찾는 문제에 대한 새로운 방법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 방법은 Image 처리 과정에서 생기는 오차와 렌즈왜곡에 의한 오차를 보정하는 기존의 방법과 카메라 절대위치를 찾는데 많이 쓰이는 비선형 최소자승해법에 비해 향상된 성능을 보임을 알 수 있었다. 본 연구의 결과로 신경회로망을 이동로봇의 절대위치를 찾는 데에 적용 가능함을 보였고, 실내를 주행하는 경우 따로 랜드마크를 부착하지 않고도 주위환경을 인식하여 그 주위환경의 특징점들로부터 자율주행 로봇의 위치를 결정하는 연구가 계속 진행되어야 하겠다.

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] Zen Chen, Din-Chang Tseng and Jenn-Yee Lin, "A Simple Vision Algorithm for 3-D Position Determination using a Single Calibration Object", *Pattern Recognition*, Vol.22 No.2, pp.173-187, 1989.

[3] Gideon P. Stein, "Internal Camera Calibration using Rotation and Geometric Shapes", *The Degree of Master of Science at the M.I.T.*, Feurary 1993.

[4] 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.

[5] Robert M. Haralick, *Computer and Robot Vision II*, Addison-Wesley Publishing Company, 1993.

[6] Xavier Lebégue "Significant Line Segments for an In door Mobile Robot", *IEEE Robotics and Automation*, Vol. 9, No. 6, pp. 801-815, 1993

[7] Dorst, Smeulders, "Discrete Straight Line Segment", *Ph.D. Thesis, Technological Univ.*, Feburary, 1994.

이 논문은 1996년도 홍익대학교 학술연구 조성비에 의하여 연구되었음.