

신경회로망을 이용한 광각렌즈의 왜곡보정

Neural Network Based Distortion Correction of Wide Angle Lens

°정 규 원*

*충북대학교 기계공학부 (Tel: 0431-61-3222; Fax: 0431-68-7621; E-mail:jeong@cucc.chungbuk.ac.kr)

Abstracts Since a standard lens has small sight angle, a fish-eye lens can be used in order to obtain wide sight angle for the robot vision system. In spite of the advantage, the image through the lens has variable resolution; the central information of the lens is of high resolution, but the peripheral information is of low resolution. Owing to this difference of resolution, the variable resolution image should be transformed to a uniform resolution image in order to determine the positions of the objects in the image. In this work, the correction method for the distorted image is presented and the performance is analyzed. Furthermore, the camera with a fish eye lens can be used to determine the real world coordinates. The performance is shown through experiments.

Keywords Fish Eye Lens, Barrel Distortion, Artificial Neural Network, Range Finder

1. 서론

산업용으로 사용하기 위하여 3 차원 거리 영상을 구하는 방법으로는, 직접적인 측정의 장점이 있기 때문에 레이저 거리측정방법이 많이 사용되고 있다. 그 방법의 기본적인 원리는 다음과 같다. 슬릿 또는 평면화된 레이저 빔을 물체에 조사한다. 이 물체로부터 일정한 거리만큼 떨어진 곳에 설치되어 있는 카메라를 사용하여 레이저 빔이 조사된 물체의 영상을 받는다. 광학적인 삼각법을 사용하여 영상을 처리하여 거리데이터를 추출한다. 이와같은 방법을 사용하는 레이저 거리영상화 장치에서는 해상도를 높이기 위하여 일반적으로 표준렌즈 또는 좁은 시각을 갖는 렌즈를 사용한다. 그러나 일반적인 작업현장은 대규모 공장의 적치장(야드)과 같이 범위가 상당히 넓은 경우가 많이 있으며, 모빌 로봇에서와 같이 넓은 시야를 필요로 하는 경우도 있다. 모빌로봇에서는 넓은 시야를 얻기 위하여 거리영상화장치를 계속 회전시키거나, 초음파센서를 전체 몸체둘레에 일정한 간격으로 설치하여 사용하고 있다. 그러나 시각이 큰 어안렌즈를 사용할 경우에는 넓은 범위에 대한 거리영상을 얻을 수 있다. 반면에 어안렌즈를 사용하여 얻은 영상은 바렐왜곡과 같이 왜곡된 영상을 만들기 때문에 이를 보정해야 한다. 지금까지 연구된 보정방법의 하나가 polynomial fish eye transform (PFET)이다[1]. 이 방법에서는 렌즈의 광학중심을 찾고, 이를 기준으로 반경방향의 왜곡을 다항식으로 표현하였다. 다항식의 계수들을 구하기 위하여 기준점들을 마킹한 캘리브레이션 판을 사용하여 대응되는 실좌표와 영상좌표를 설정하고, 이에 대하여 최소자승법을 적용하였다. 그러나 이 방법에서는 미리 광학중심을 구하여야 하며, 이를 기준으로 반경방향의 왜곡만 고려하고 있으며 접선방향의 왜곡은 고려할 수가 없다. 또한 4차이상의 고차항을 사용하기 때문에 노이즈에 민감하게 된다. 이와같은 문제점들을 해결하기 위하여 본 논문에서는 신경회로망기법을 사용하여 왜곡을 보정하는 기법을 개발하고자 한다. 또한 이를 이용하여 레인지 파인더로 사용가능성을 실험을 통하여 검토한다.

2. 광각렌즈를 이용한 영상처리 시스템

본 논문에서 사용한 광각렌즈는 초점거리 3.5mm 인 것으로서 1/2" CCD를 사용한 XC-999카메라에서는 시각이 103°36'이되는 광각렌즈이다. 일반적으로 사용하는 표준렌즈는 초점거리가 16mm인 렌즈를 사용할 경우의 시각이 22°37'인데 비하여 매우

넓다. 인간의 시각시스템은 한쪽눈의 시각이 약 140°로서 양쪽 눈을 사용하면 약 180°의 시각을 갖는다. 또한 망막이 구형인 안구의 내면에 있기 때문에 중앙부분은 해상도가 높고, 외곽부분은 해상도가 작은 시스템이다. 이와같은 특성을 비교하여 볼 때 광각렌즈를 사용한 시각시스템이 인간의 그것에 매우 가깝다. 따라서 인간의 시각시스템이 갖는 많은 장점을 가질 수 있다. 그러나 이미 언급한 것과 같이 광각렌즈를 이용하여 영상을 잡으면, 영상의 해상도가 위치에 따라 변화하기 때문에 이를 이용하기 위하여는 왜곡된 영상을 보정하는 방법이 필요하다. 그림 1에 광각렌즈를 이용하여 잡은 영상을 보였다. 이 영상은 평면에 직교하는 직선을 그어서 기준점들을 만든 캘리브레이션 판에 대한 영상으로서, 일정한 간격을 갖는 직선이 중앙부에서는 간격이 넓고, 외곽부에서는 촘촘해지는 것을 볼 수 있다. 따라서 중앙부에서는 하나의 픽셀에 해당하는 거리가 작고, 외곽부에서는 하나의 픽셀에 해당하는 거리가 크게 되는 변동해상도 시각시스템이다.

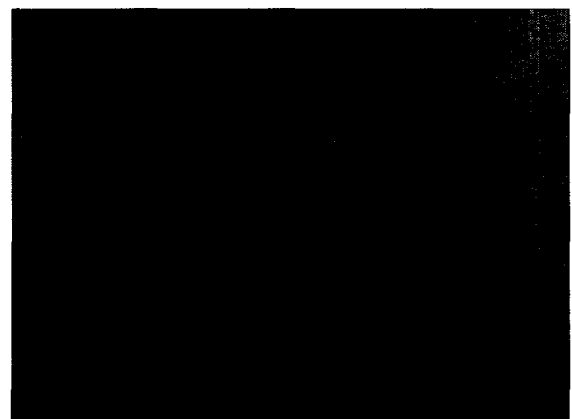


그림 1. 광각렌즈를 장착한 카메라에서 잡은 영상

Fig. 1. Image obtained through a camera with wide angle lens

3. 신경회로망을 이용한 왜곡영상 보정 방법

기준에 표준렌즈를 사용하여 구성한 레인지 파인더 시스템에

대하여는 캘리브레이션 방법들이 많이 연구되었다. 앞에서 본 것과 같은 왜곡된 영상을 주는 시스템을 이용하여 물체를 인식하거나, 거리를 측정하기 위해서도 역시 캘리브레이션을 하여야 하는데 기존의 연구결과들을 이용하기 위하여는 왜곡된 영상을 표준렌즈를 사용하여 얻은 영상과 같은 형태로 보정을 하여야 한다. 이를 위하여 본 논문에서는 신경회로망을 사용한다.

본 논문에서 사용할 신경회로망은 일반적으로 잘 알려진 다층 퍼셉트론으로 학습방법은 오차역전파방식을 사용한다. 제1은닉층은 선형, 제2은닉층 tansigmoid, 제3은닉층 tansigmoid, 출력층은 선형 활성화함수들을 사용하였다[2]. 제1은닉층의 노드는 5개, 제2은닉층은 20개, 제3은닉층은 5개의 노드를 갖고 있으며, 입력층은 왜곡된 영상의 영상좌표의 행과 열번호이며, 출력 즉 학습목표는 표준렌즈를 사용할 때와 같은 보정된 영상의 행과 열의 번호이다.

보정될 영상의 목표위치는 캘리브레이션판의 기준선이 등간격으로 되어있기 때문에 등간격을 갖도록 하였으며, 카메라의 CCD소자와 샘플링과정에서 발생하는 종횡비 (aspect ratio)를 고려하여 캘리브레이션판의 정사각형이 영상좌표에서 정사각형이 되도록 하였다.

참고문헌[3,5]에서는 영상시스템에서 발생하는 파라미터를 외적인 것들; 카메라의 강체운동에 관한 것들과 내적인 것들; 초점거리, 반경방향 왜곡계수, 행방향 스케일, 영상평면에서의 중심의 위치등으로 나누어서 4단계에 걸쳐 카메라 캘리브레이션을 수행하였다. 이와같이 합으로써 상당히 정확한 캘리브레이션을 수행하였으나, 본 논문에서는 먼저 왜곡을 보정하고, 실좌표와 보정된 가상의 영상에 대하여 전체적인 캘리브레이션을 한다.

앞에서 언급한 신경회로망 구조를 사용하며, 연결강도와 바이어스의 초기값은 제1은닉층은 랜덤수, 제2, 3 은닉층은 Nguyen-Widrow 초기화 방법, 출력층은 랜덤수를 사용하였으며, 학습방법은 모멘텀을 갖는 역전파 방법을 사용하였다. 학습을 위하여 주어진 입력데이터는 앞에서 보인 그림 1에서 기준선의 교차점들을 이용하였으며, 이들은 그림 2와 같고, 목표 데이터는 그림 3에서 보인 것을 사용하였다. 목표데이터는 앞에서 언급한 것과 같이 가상의 영상으로써 등간격을 갖는 점들이며, 그림에서 보는 바와 같이 왜곡이 심한 부분에는 목표데이터를 더 많이 선정하였으며, 특히 왜곡이 심한 4곳의 귀퉁이에는 목표점을 4개 더 선정하여 총 108개의 학습 데이터를 주었다.

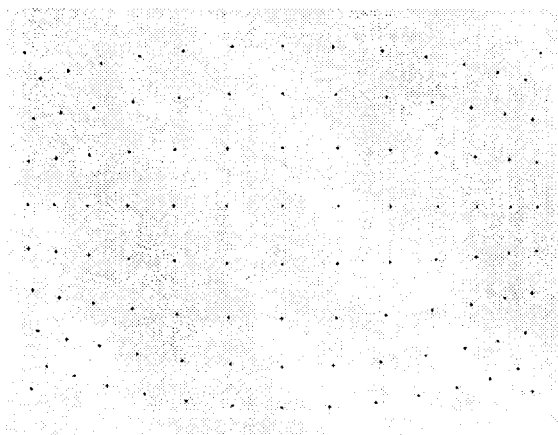


그림 2. 왜곡보정용 신경회로망의 입력데이터
Fig. 2. Input data for the neural network

이와 같이 데이터를 주고, 학습을 시켰을 때 학습횟수에 따른

전체 오차를 그림 4에 보였다. 이 그림의 전체오차는 오차의 제곱 합 (Sum Square Error) 으로 표시하였다. 초기의 전체오차는 13.378 이었는데, 60,000회 이후에 매우 작아졌으며, 100,000회에 4.413×10^{-4} 로 적어졌다. 이것은 입력데이터 1개에 대하여 평균 0.00062의 오차로써 영상의 픽셀번호가 자연수만을 갖는 것을 고려하면 매우 정밀도가 높은 것이다.

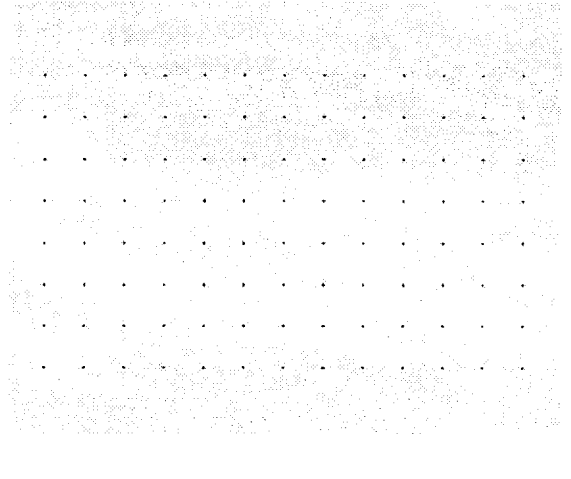


그림 3. 왜곡보정용 신경회로망의 목표데이터
Fig. 3. Target data for the neural network

이와같은 학습에 의하여 얻은 연결강도와 바이어스들을 이용하여 그림 1의 왜곡된 영상을 보정한 것이 그림 5이다. 이 그림에서 보듯이 매우 정확하게 보정이 되었음을 알 수 있다.

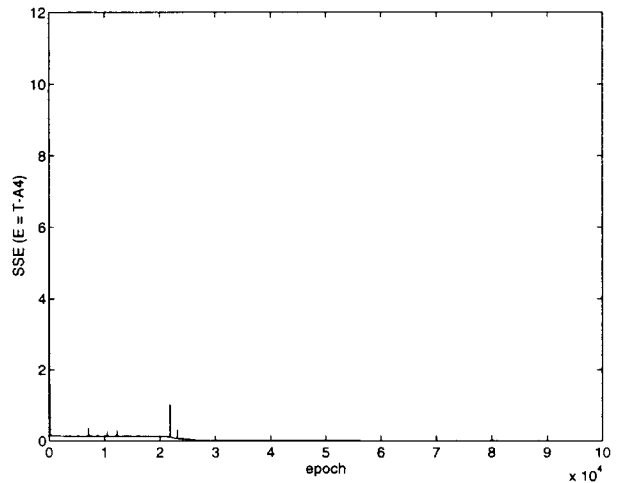


그림 4. 학습횟수에 따른 출력오차의 변화
Fig. 4. Network output error trend with learning

4. 광각렌즈 카메라를 이용한 레인지 파인더

위의 광각렌즈를 장착한 카메라와 레이저 슬릿광을 이용하여 레이저 레인지 파인더를 구성하였다. 전체적인 구성은 일반적으로 잘 알려진 슬릿광과 카메라를 사용하는 시스템과 같다[4]. 이 시스템은 앞에서 언급한 보정과정을 거쳐서 카메라 캘리브레이션과 레이저 캘리브레이션을 하고, 이를 통합하여 센서 매트릭스를 구하여 실좌표에 대한 캘리브레이션을 한다.

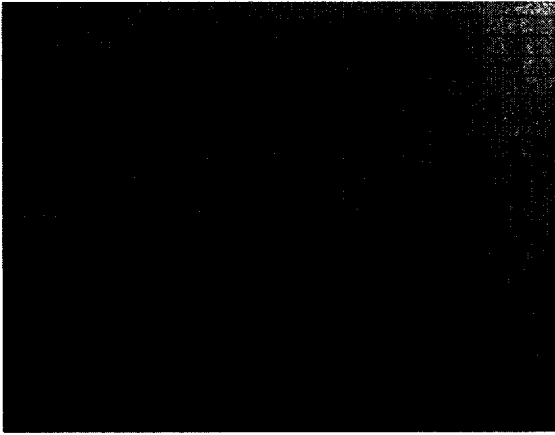


그림 5. 학습된 신경회로망을 이용하여 보정된 영상
Fig. 5. Corrected image using the trained network

그림 6이 레이저 파인더의 기준점으로부터 348mm 떨어져 설치되어 있는 캘리브레이션판에 레이저광을 주사한 것의 영상이다. 이것은 노이즈제거 등의 전처리가 완료된 것이다. 거리데이터를 구하기 위하여 이 영상을 가상의 보정된 영상으로 바꾸고, 보정된 영상에 있는 레이저 빛의 화소 좌표를 센서매트릭스에 입력하여 실좌표를 구한다. 실좌표의 z 방향이 거리데이터에 해당한다.

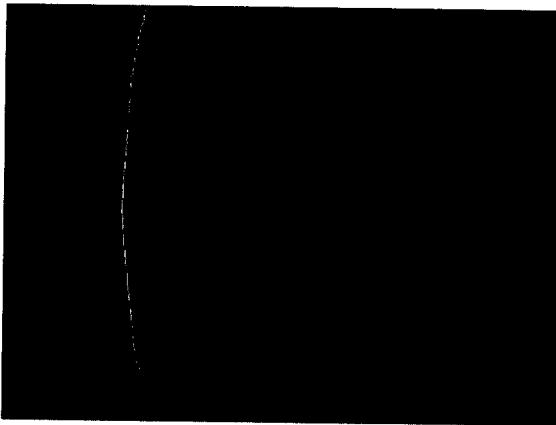


그림 6. 광각렌즈카메라를 통하여 잡은 레이저 슬릿광의 영상
Fig. 6. Image of laser slit beam obtained from the camera

이 방법을 따라서 구한 실좌표를 레이저 빛의 화소에 따라 그린 것을 그림 7에 보였다. 레이저 빛이 평면인 캘리브레이션판에 수직으로 비추고 있기 때문에 x, z 좌표는 일정한 값을 주어야 하며, y 좌표는 픽셀번호에 따라 직선을 나타내야 한다. 실험 결과를 보면 y 좌표는 중심에서 먼 상부와 하부로 갈수록 임의의 오차가 있는 것을 볼 수 있으며, y 좌표는 상부에서는 + 오차, 하부에서는 - 오차가 있으며 외곽으로 갈수록 약간 증가하고 있다. z 좌표도 전체적으로는 일정한 값을 보여주고 있으나 임의의 오차가 외곽부분에 많이 있음을 알 수 있다.

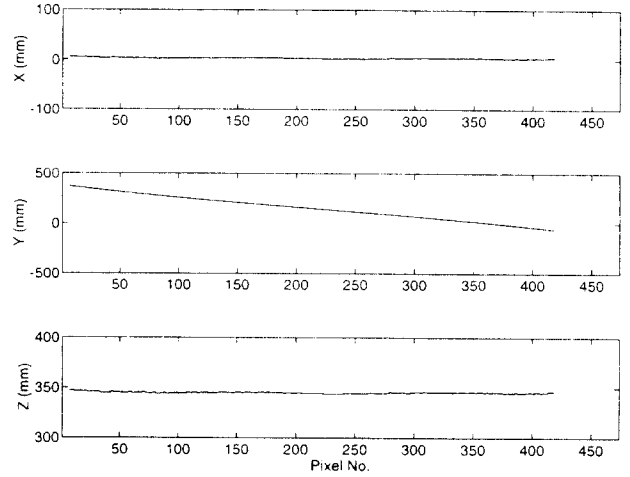


그림 7. 광각렌즈를 사용한 거리측정시스템의 측정결과
Fig. 7. Obtained range with the wide angle lens camera range finder

5. 결론

이 논문에서는 시각이 매우 넓은 광각렌즈를 이용할 때 나타나는 왜곡을 보정하기 위한 신경회로망기법에 대하여 기술하였으며, 이 방법을 이용하여 레이저/카메라를 이용한 레인지 파인더를 구성하고 측정결과를 보였다. 실험결과를 볼 때 표준렌즈를 사용하는 경우보다 매우 넓은 시각을 이용할 수 있으며, 측정정밀도는 1mm 이내의 좋은 정밀도를 얻을 수 있었다.

이후의 연구과제로는 신경회로망을 더욱 최적화하여 계산속도를 단축하고, 오차를 줄이는 연구와 본 연구에서 제안된 레인지 파인더를 사용하여 물체의 형상인식을 위한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] A. Basu and S. Licardie, "Modeling Fish-Eye Lenses", *Proc. of IEEE/RSJ IROS'93*, July 26-30, 1993, pp.1822-1828.
- [2] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox User's Guide*, The Mathworks Inc. 1993.
- [3] R. K. Lenz and R. Y. Tsai, "Techniques for Calibration of the Scale Factor and Image Center for High Accuracy 3D Machine Vision Metrology", *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, Raleigh, NC, March 31-April 3, 1987, pp.68-75.
- [4] C. W. Reu and K. W. Jeong, "Distortion Correction of Fish-Eye Lens for Wide Angle Range Finder", *Proc. of 2nd ACCV*, Dec.5-8, 1995, Concorde Hotel, Singapore, II-200 ~ II-204.
- [5] R. Y. Tsai, "A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses", *IEEE J. of Robotics and Automation*, Vol. RA-3, No.4, August 1987, pp.323-344.