

다층퍼셉트론의 정합 근사화에 의한 2차원 영상의 카메라 오차보정

A 2-D Image Camera Calibration using a Mapping Approximation of Multi-Layer Perceptrons

이 문 규, 이 정 화
(Moon-Kyu Lee, Jung-Hwa Lee)

Abstract : Camera calibration is the process of determining the coordinate relationship between a camera image and its real world space. Accurate calibration of a camera is necessary for the applications that involve quantitative measurement of camera images. However, if the camera plane is parallel or near parallel to the calibration board on which 2 dimensional objects are defined(this is called "ill-conditioned"), existing solution procedures are not well applied. In this paper, we propose a neural network-based approach to camera calibration for 2D images formed by a mono-camera or a pair of cameras. Multi-layer perceptrons are developed to transform the coordinates of each image point to the world coordinates. The validity of the approach is tested with data points which cover the whole 2D space concerned. Experimental results for both mono-camera and stereo-camera cases indicate that the proposed approach is comparable to Tsai's method[8]. Especially for the stereo camera case, the approach works better than the Tsai's method as the angle between the camera optical axis and the Z-axis increases. Therefore, we believe the approach could be an alternative solution procedure for the ill-conditioned camera calibration.

Keywords : camera calibration, 2 dimensional image, mutli-layer perceptron, near parallel calibration

I. 서론

머신비전(machine vision)에 의한 시각인식 시스템을 구축할 때 정밀측정이 요구되는 경우에는 영상좌표계(image coordinate system)와 실세계좌표계(world coordinate system)와의 관계를 규명하는 카메라 오차보정(camera calibration)이 필수적이다. 실세계의 물체모습은 카메라의 렌즈와 CCD소자 및 컴퓨터에 탑재된 프레임 그래버(frame grabber)를 거치면서 최종적으로는 모니터에 영상으로 표현되게 된다. 그런데 이와 같이 여러 하드웨어를 거치기 때문에 내재된 많은 왜곡요인으로 인하여 실세계 좌표와 영상 좌표계와의 관계를 수리적 모형으로 명확하게 설명하기가 어렵다. 대표적인 왜곡(distortion) 요인으로는 렌즈자체의 불균일성과 렌즈 조립구조의 정밀도 저하 등을 들 수 있다. 이러한 왜곡요인으로 인하여 영상이 중심으로부터 벗어날수록 심하게 왜곡되어 오차[9]가 커지게 된다. 이상경 등[1]을 제외한 대부분의 기존연구에서는 이들을 단순한 pin-hole 카메라 모형을 기반으로 하고 카메라가 물체가 존재하는 평면에 대하여 30° 이상 기울어진 것을 가정으로 한 수리적 모형을 가지고 설명하고자 하였다. 즉, 두 좌표계간의 관계를 카메라 인자들의 비선형 모형으로 정형화한 후, 그 위치를 알고 있는 점, 선, 원, 사각형, 및 구 등의 다양한 입력영상에 대한 영상상의 대응 위치를 구하여 비선형 모형을 해결

하는 방법이다. 이러한 방법을 활용한 대표적인 연구로는 Tsai[8]를 비롯한 다수[3][4][6][9]가 발표된 바 있다. 이 중에서 Weng et al.[9]은 가장 많은 왜곡요인을 설명할 수 있는 비선형 모형을 정립하고 이를 해결하기 위한 반복절차 해법을 제시하였다. 그러나 이러한 부류의 연구들은 비선형 모형의 구조적인 문제로 인하여 모두 카메라 렌즈와 평행이거나 평행에 가까운 영상을 다룰 수 없다는 취약점이 지적되고 있다. 그런데 실제 산업현장에서 발견되는 시각인식에 의한 자동 측정 실용예에서는 실물과 평행한 영상을 취득해야 측정이 용이한 경우가 대부분이다. 또한 영상과 평행한 경우에 사용될 수 있는 기존의 기법[7][10]도 왜곡요인 중 tangential오차는 고려되지 않았고 일부 인자들의 값이 미리 구해져 있어야 하는 등의 단점이 지적되고 있어 실용상 제한적이다.

3차원 물체에 대한 치수 측정시 3차원 오차보정을 해야 하나 2차원 오차보정만으로 충분한 경우가 많다. 따라서, 본 연구에서는 기존연구의 취약점을 보완하고 2차원 오차보정을 위하여 카메라 영상과 평행한 실물 측정이 가능하며 복잡한 시스템에도 유연성있게 쉽게 적용될 수 있는 인공지능망을 이용한 카메라 오차보정 기법을 제시하고자 한다.

II. 카메라 오차보정

1. 개요

카메라 오차보정은 카메라의 광학적인 특성과 내부구조 특성을 나타내는 내부인자(internal parameters)와 물체가 놓여있는 실세계 좌표계(world coordinate system)를 기준으로 하여 카메라의 3차원적인 위치 및 방향을

접수일자 : 1998. 4. 20., 수정완료 : 1998. 7. 6.

이문규, 이정화 : 계명대학교 산업공학과

※ 본 연구는 1997년도 계명대학교 비사연구기금으로 이루어졌습니다.

나타내는 외부인자(external parameters)를 결정하는 과정을 일컫는다[9]. 카메라 내부인자로는 초점거리, CCD 소자와 프레임 그레버간의 화소 크기의 축척, 영상 중심점 좌표, 렌즈왜곡을 등이며 외부인자는 카메라의 위치 좌표(x, y, z)와 방향으로서 x, y, z축의 회전각도가 포함된다. 이러한 카메라 오차보정을 수행하는 일차적 목적은, 전문 바와 같이 카메라를 통하여 입력된 대상물에 대한 영상의 컴퓨터 2차원 영상좌표계(2D image coordinate)와 실세계좌표계와의 관계를 설정하기 위한 것으로서 영상처리 기법을 이용하여 길이나 깊이 등의 정량적인 측정이 필요할 때 필수적으로 요구되는 과정이다. 그 이유는 카메라오차보정 과정이 수행되지 않으면 영상좌표계의 값과 실세계좌표값이 서로 일치하지 않게 되므로 영상처리 기법을 사용하여 정량적인 측정시 그 결과와 그 물체의 실제 측정치와 차이가 발생되기 때문이다.

대상 물체와 도형의 각도나 거리를 측정하기 위한 기존의 방법은 오차보정이 수행된 후 얻어진 수리적 모형을 통하여 영상좌표를 실세계좌표로 변환하는 것이었다. 그러나 오차보정을 위한 카메라 인자값을 추정하기 위해서는 앞서 지적한 바와 같이 복잡한 수리적 모형과 그 해를 구하기 위한 반복적 절차가 필요하다. 오차를 유발시키는 각종 왜곡요인을 수학적으로 명확하게 표현하기가 어렵기 때문에 이러한 방법으로 추정된 인자들을 사용하여 영상의 물체를 측정할 때에는 상당한 오차가 발생될 여지가 많다.

카메라 영상의 오차는 일반적으로 그림 1과 같이 radial 오차와 tangential 오차로 표현되는데 영상상에서의 위치에 따라 오차의 크기가 달라진다. 즉, 영상의 중심에 가까운 경우에는 양 오차가 적게 발생하나 중심에서 멀어질수록 비선형으로 오차가 증가하게 된다. 기존의 문헌에서는 이것을 다음과 같이 2차의 비선형식으로 표현하고 그 계수를 최적화하고자 하였다[9].

$$\delta x(x,y) = s_1(x^2+y^2) + 3p_1(3x^2+y^2) + 2p_2xy + k_1x(x^2+y^2)$$

$$\delta y(x,y) = s_2(x^2+y^2) + 2p_1xy + p_2x^2 + 3p_2y^2 + k_1y(x^2+y^2).$$

여기서, $\delta x(x,y)$ 와 $\delta y(x,y)$ 는 x와 y방향으로의 오차이며 s_1, p_1, p_2, k_1 은 상수이다. 그러나 이렇게 복잡하게 표현한다고 하더라도 실제 오차를 정확하게 설명하는 데는 분명히 한계가 있다. 또한 카메라 영상과 실세계 평면이 평행하거나 평행에 가까운 경우에는 오차보정을 위한 수리적 모형에서 부정이 되는 방정식이 나타나기 때문에 그 해를 구할 수가 없다[1]. 따라서 본 연구에서는 이러한 수리적 모형의 한계를 극복하기 위하여 영상좌표를 실세계좌표로 변환하여 주는 단순한 변환기로서 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron : MLP)을 활용하였다. 그 이유는 다층퍼셉트론이 각종 하드웨어의 왜곡요인을 효과적으로 자연스럽게 설명할 수 있을 뿐만 아니라, 사용상에 편리하고 카메라 평행하거나 평행에 가까운 실세계 평면의 처리에도 우수한 성능을 나타내는 구조적 특성이 있을 것으로 판단되었기 때문이다.

실제 머신비전 시스템에서 카메라 오차보정시 카메라 영상과 실세계 평면이 정확하게 평행한지를 측정하기는 매우 어렵다. 따라서 대체적으로 두 평면이 평행에 가까운 상태로 오차보정을 수행하게 되므로 이론적으로는 평행한 경우와 평행에 가까운 경우로 나뉘어지나 본 연구의 접근 방법에서는 두 경우의 차이가 없으므로 앞으로는 편의상 "평행"한 것으로 기술하기로 한다.

본 연구에서 개발된 오차보정을 위한 다층퍼셉트론의 기본개념은 다음과 같다. 영상상의 좌표에 대응되는 실세계상의 기준점을 하나의 학습자료로 정의하고, 다수의 기준점들에 대하여 이러한 학습자료를 구한 다음 이를 다층퍼셉트론에 입력하여 학습시킨다. 이렇게 학습된 다층퍼셉트론은 측정 대상물체의 영상좌표(cx, cy)로 입력하면 그에 해당되는 실세계좌표(XW, YW)를 출력하여 주기 때문에 이를 이용하여 측정하고자 하는 물체의 임의의 두 점사이의 거리를 측정할 수 있는 것이다.

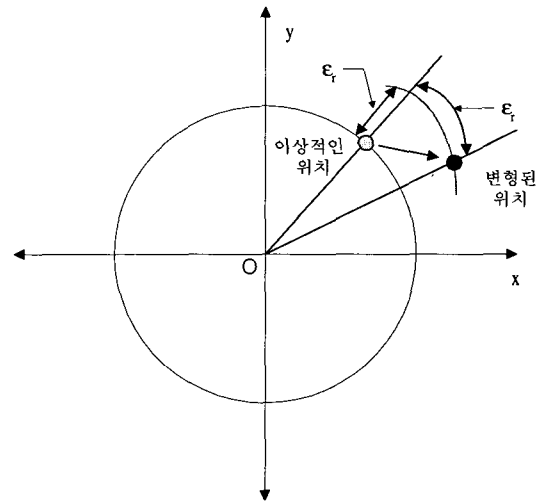


그림 1. Radial(ϵ_r)오차와 tangential(ϵ_t)오차.
Fig. 1. Radial error and tangential error.

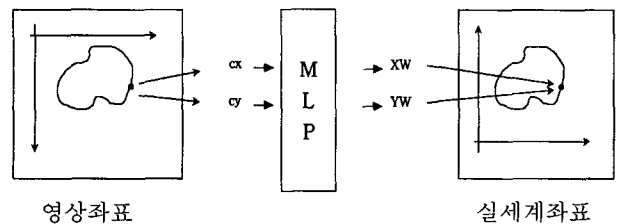


그림 2. 다층퍼셉트론에 의한 오차보정 원리.
Fig. 2. Principle of camera calibration with multi-layer perceptron.

그림 2에서는 오차보정을 위한 다층퍼셉트론이 영상좌표를 실세계좌표로 변환하는 역할을 하고 있음을 보여주고 있다. 2차원 물체인 경우에는 단일 카메라로 충분하나 3차원 물체를 대상으로 하는 경우에는 2대의 카메라를 사용하는 스테레오 비전(stereo vision) 시스템을 활용하는 경우가 대부분이다. 본 연구에는 이를 위하여 2차원 영상시스템을 위한 단일 카메라용 오차보정과 3차원

영상시스템을 위한 스테레오 카메라용 오차보정의 두 가지를 모두 개발하였다.

2. 오차보정 시스템

시각인식에 의한 오차보정 과정은 일반적으로 다음 그림 3과 같은 과정을 거친다. 기준 입력영상을 CCD카메라로부터 입력받아 화상정보화한 후, 주어진 목적에 따라 영상을 개선하기 위한 전처리와 영상분할(segmentation)과정을 거쳐 오차보정을 위한 다층퍼셉트론에 입력할 입력 값을 구한 다음 그 정보를 다층퍼셉트론에 입력하여 학습시킨후 실제적인 오차보정을 수행한다. 기준 입력영상으로는 행렬형태의 점이나 원, 사각형 등이 활용된다. 이러한 오차보정과정을 위하여 본 연구에서 구축한 오차보정 시스템은 그림 4에 도시된 바와 같고 그 구성요소는 아래와 같다.

- 1) CCD 흑백카메라 : Telli-CS8320B 2대
- 2) 렌즈 : 12mm 렌즈
- 3) 프레임그래버 : 흑백 CI-512 보드 (해상도: 512*512)
- 4) Controller : IBM-PC 486(66 MHz)

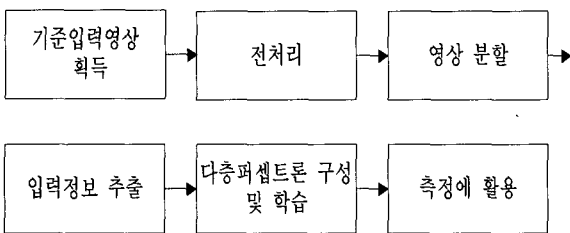


그림 3. 오차보정해법의 적용과정.
Fig. 3. Steps of applying a calibration method.

여기서, 카메라를 고정시키는 스탠드는 일반적으로 사용되는 카메라 스탠드를 사용하였는데 mm단위로 이동이 가능하며 입력영상이 고정되는 정반 역시 mm단위로 이동이 가능하다.

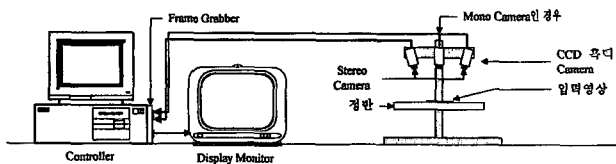


그림 4. 오차보정 시스템의 구성.
Fig. 4. Hardware setup for camera calibration.

III. 단일 카메라 오차보정

측정대상 영역이 2차원 평면상에 나타나는 물체는 단일 카메라에 의하여 획득된 영상을 분석하여 측정이 가능하므로 여기서는 우선 단일 카메라 오차보정방법을 기술한다.

1. 입력영상의 획득

다층퍼셉트론의 학습에 사용될 입력값은 조정점들의 실제계좌표로서 다음과 같이 구하였다. 우선 본 연구에서 사용한 입력영상은 그림 5와 같이 그동안 문헌에서 자주 다루어진 것과 유사한 2차원 평면위에 있는 181개의 원을 이용하였다. 각 원의 지름은 2mm이고 점들간의

간격은 10mm와 5mm 간격으로 하였다. 이와 같이 구성된 이유는 다음 절에 설명될 다층퍼셉트론의 학습과 학습결과와의 검증에 관한 것으로 10mm 간격의 점 100개가 학습 기준점으로 나머지 5mm 간격의 81의 점이 검증점으로 사용되었다. 이 점들의 실제계 좌표는 그림 4에서 보는 것처럼 수평면과 평행한 정반위에 임의의 원점을 중심으로 하는 XY평면상에 정의되도록 하였다. 오차보정을 위한 입력영상으로부터 다층퍼셉트론 입력정보인 각 기준점의 중심을 보다 정밀하게 구하기 위하여 원하는 위치에 입력영상을 고정을 시킨 후, 그림 6에 주어진 과정을 통하여 추출하였다. 첫번째의 영상분할과정은 주어진 각 기준점에 대한 대략적인 ROI(Region Of Interest)를 구하기 위한 것이다. 여기서 ROI는 기준점을 포함하는 적당한 크기의 사각형으로 설정하였다. 영상분할을 위하여 우선 입력영상을 이치화(binanzation)한 후 labeling 기법[5]을 활용하여 기준점에 속한 화소들을 군집화(clustering)한다. 다음으로 각 기준점별로 군집화 된 화소들의 무게 중심을 구하여 기준점에 대한 ROI의 중심점으로 한다.

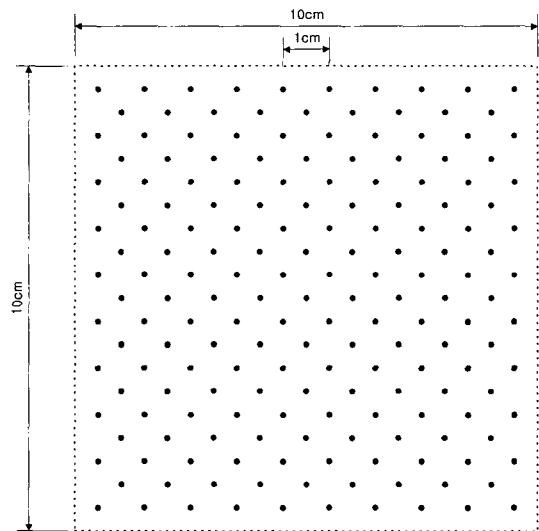


그림 5. 카메라 오차보정을 위한 입력영상.
Fig. 5. Input image for camera calibration.

이와같이 하여 영상분할이 이루어지고 나면 각 ROI내에 있는 기준점의 중심을 정확하게 추정하도록 우선 잡음(noise) 제거를 위한 영상평활(smoothing)을 수행한다. 영상평활은 정규분포를 따르는 잡음에 뛰어난 성능을 나타내는 Gaussian 마스크 중 가장 간단한 3*3 마스크를 이용하였다. 이렇게 잡음이 제거된 영상에 대하여 각 기준점의 중심은 ROI내의 화소들 중 그 명암도(gray level)가 특정의 임계치인 F_0 이하인 것들을 가중치를 활용하여 다음과 같이 구해진다.

$$cxi = \frac{\sum_{(x,y) \in ROI_i \ \& \ f(x,y) \leq F_0} x \cdot f(x,y)}{\sum_{(x,y) \in ROI_i \ \& \ f(x,y) \leq F_0} f(x,y)}$$

$$cyi = \frac{\sum_{(x,y) \in ROI_i \ \& \ f(x,y) \leq F_0} y \cdot f(x,y)}{\sum_{(x,y) \in ROI_i \ \& \ f(x,y) \leq F_0} f(x,y)}$$

여기서,

- (cxi, cyi) : 기준점 i의 중심점,
- ROIi : 기준점 i의 ROI,
- (x, y) : 임의의 화소의 영상좌표,
- f(x, y) : 화소 (x, y)의 명암도

이다. 본 연구에서 F₀ 값은 시행착오를 거쳐 구한 100을 사용하였다.

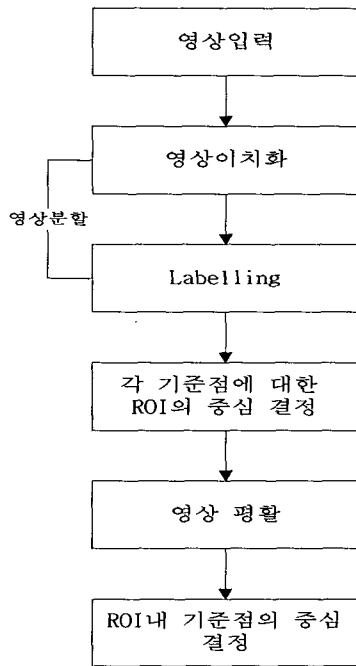


그림 6. 오차보정을 위한 정보 추출과정.

Fig. 6. Procedure of extracting features for camera calibration.

2. 단일 카메라 오차보정을 위한 다층퍼셉트론

다층퍼셉트론은 현재 광범위한 분야에 응용되고 있는 신경망의 종류로서 특히 잡음(noise)과 비선형 문제에 강한 특성을 지닌다. 본 연구에서 단일 카메라 오차보정에 사용된 다층퍼셉트론의 구조는 그림 7에 주어진 바와같이 하나의 입력층과 2개의 은닉층, 그리고 출력층으로 구성되어 있다. 입력층의 2개의 뉴런과 각 은닉층의 5개의 뉴런 및 출력층의 2개의 뉴런들이 완전히 연결(fully-connected)되어 있는 형태이다. 입력층과 은닉층간의 활성화 함수는 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였고 두 번째 은닉층과 출력층 사이에는 선형 함수를 사용하였다. 이러한 구조를 가진 다층 퍼셉트론은 다수의 시행착오를 거쳐서 최종적으로 가장 우수하다고 생각되는 것을 택한 것이다. 이와 다른 구조의 성능은 매우 다양하게 변화하였는데 예로서 동일한 구조라 하더라도 뉴런간에 완전연결되지 않는 경우에는 50%이상 성능이 저하되었다. 이 다층퍼셉트론의 학습을 위하여 앞절에서 기술된 방법으로 추출한 100개의 기준점의 중심좌표와 그에 대응되는 실세계 좌표를 학습자료로 사용하였다. 즉, 기준점의 중심좌표(cxi, cyi)를 다층 퍼셉트론의 입력값으로 하였고 목표 출력값은 미리 그 값을 알고 있는 실세계 좌표인

(XW, YW)로 하여 역전파(back-propagation) 학습 알고리즘을 이용하여 학습시켰다. 성능평가를 위한 검증자료는 나머지 81개의 기준점을 사용하였다.

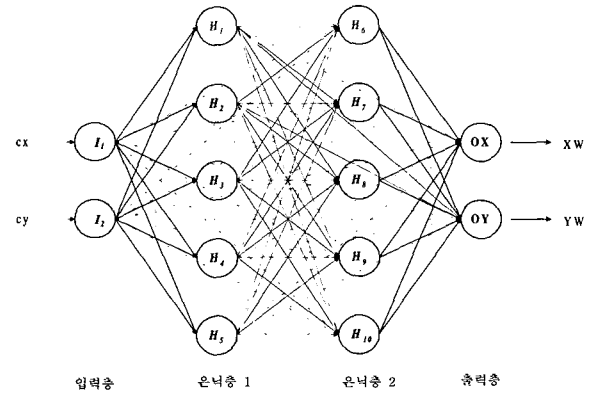


그림 7. 단일 카메라의 오차보정을 위한 다층퍼셉트론의 구조.

Fig. 7. Structure of the multi-layer perceptron for mono-camera calibration.

3. 단일 카메라 오차보정을 위한 다층퍼셉트론의 성능평가

단일 카메라 오차보정을 위한 다층퍼셉트론의 성능평가를 위하여 입력영상의 높이와 카메라 방향의 변화를 고려하였다. 우선 입력영상의 높이로서 카메라의 FOD (Field Of Depth)에 따라 24cm, 26cm, 28cm의 각 경우에 대하여 카메라의 영상평면이 실세계 평면과 평행(이 경우, 두 평면의 기울어진 각도를 0도로 정의하였음)인 경우에 오차보정의 성능을 평가하였다. 평가 항목으로는 다음과 같이 정의되는 보정 오차들의 평균과 최대 및 최소값을 사용하였다.

$$CE_i = ((XW_i - OX_i)^2 + (YW_i - OY_i)^2)^{1/2},$$

$$XE_i = |XW_i - OX_i|,$$

$$YE_i = |YW_i - OY_i|.$$

여기서, CE_i : 기준점 i의 보정오차(calibration error),

(XW_i, YW_i) : 기준점 i의 실세계 좌표,

(OX_i, OY_i) : MLP 출력값으로서 기준점 i의 추정 실세계 좌표,

XE_i : 기준점 i의 x축 절대오차,

YE_i : 기준점 i의 y축 절대오차,

이다. 표 1에서는 성능평가 결과를 나타내고 있는데 FOD의 전영역에서 평균 오차가 0.13mm 이내로서 상당히 우수한 것으로 평가되고 있고 또한 입력영상의 위치에 따른 유의차는 없는 것으로 나타났다. 여기서 y축 오차가 0.1mm이내로서 x축 오차 0.07mm 이내인 것과 비교하여 크게 나타난 것은 사용한 카메라의 CCD소자 배열이 768 x 494로서 x축보다 y축의 소자수가 훨씬 작아서 그만큼 세밀하게 영상을 표현할 수 없기 때문인 것으로 풀이된다.

한편, 본 연구에서 제안된 기법의 성능을 기존의 해법 [10]과 비교할 수 없는데 그 이유는 전술한 바와 같이 기존의 해법에서는 초점거리를 포함한 대부분의 내부인

표 1. 입력영상의 위치(z축 높이)에 따른 단일 카메라 오차보정용 MLP의 성능평가 결과 (단위: mm).

Table 1. Performance evaluation results of the mono-camera MLP for the change of input image height measured in mm.

보정 오차	입력영상의 높이								
	24cm			26cm			28cm		
	XE	YE	CE	XE	YE	CE	XE	YE	CE
최대	0.15752	0.26560	0.28483	0.12737	0.24812	0.25323	0.13200	0.23576	0.25408
최소	0.00037	0.00032	0.01593	0.00198	0.00069	0.00784	0.00036	0.00075	0.00324
표준편차	0.03867	0.06589	0.05932	0.02892	0.05927	0.05502	0.03189	0.05914	0.05575
평균	0.06686	0.09674	0.12696	0.04135	0.09001	0.10544	0.04476	0.09405	0.11063

표 2. 입력영상의 높이와 카메라의 위치에 따른 오차보정해법의 성능평가 결과(단위:화소*).

Table 2. Performance evaluation results of the mono-camera MLP for the change of input image height measured in pixel.

* 화소의크기 : 24cm(x : 0.25mm, y : 0.27mm), 26cm(x : 0.23mm, y : 0.25mm), 28cm(x : 0.22mm, y : 0.24mm)

보정 오차	입력영상의 높이								
	24cm			26cm			28cm		
	XE	YE	CE	XE	YE	CE	XE	YE	CE
최대	0.62917	0.97940	1.06212	0.53401	0.96052	0.98368	0.59217	0.97567	1.06421
최소	0.00148	0.00116	0.05959	0.00832	0.00267	0.03066	0.00161	0.00312	0.01353
평균	0.26704	0.35674	0.48238	0.17336	0.34844	0.41601	0.20082	0.38921	0.46692

표 3. 카메라의 방향에 따른 단일 카메라 오차보정용 MLP의 성능평가 결과(단위: mm).

Table 3. Performance evaluation results of the mono-camera MLP for the change of camera direction.

보정 오차	카메라의 방향(각도)											
	0			2.5			5			10		
	XE	YE	CE	XE	YE	CE	XE	YE	CE	XE	YE	CE
최대	0.12737	0.24812	0.23323	0.17301	0.26416	0.28288	0.31344	0.54904	0.55684	0.74040	1.51489	1.52145
최소	0.00198	0.00099	0.00784	0.00481	0.00002	0.01898	0.00796	0.00395	0.03705	0.02825	0.01521	0.12989
표준편차	0.02892	0.05927	0.05502	0.03856	0.06388	0.06087	0.08502	0.12185	0.11147	0.22012	0.34974	0.32282
평균	0.04135	0.09001	0.10544	0.03857	0.10489	0.12695	0.14875	0.13094	0.22091	0.41416	0.52889	0.71303

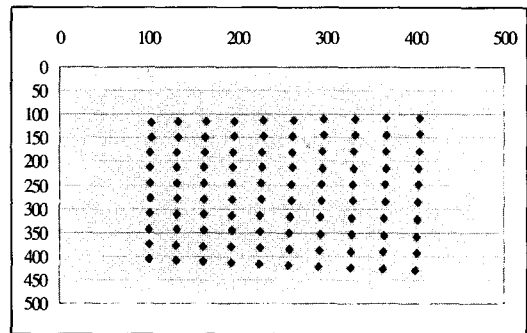
자를 미리알고 있어야 하기 때문이다. 그런데, 물체의 크기나 단위에 구애받지 않도록 화소의 크기를 기준으로 한 본 오차보정 알고리즘으로 구한 평가항목의 수치(표 2)를 평행하지 않은 경우(표 5)의 Tsai[8]의 오차보정해법과 간접적으로 비교하여 볼 수가 있다. 본 연구에서 제안한 다층퍼셉트론의 CE값은 0.416~0.482의 범위에 있는데 Tsai해법의 경우에는 0.29~0.533로 나타나 다층퍼셉트론의 산포가 더 적은 것으로 보인다.

다음으로, 카메라의 방향에 따른 성능 변화를 평가하기 위하여 입력영상을 중간층에 놓고 카메라의 영상평면이 실제계 평면과 평행한 위치로부터 벗어난 각도로서 2.5도, 5도, 10도의 각 경우에 대하여 표 3과 같이 오차보정 성능의 변화를 측정하였다. 이 결과 중심으로부터의 각도 편차가 클수록 오차가 현저하게 증가하는 것을 알 수 있다. 이로부터 MLP 오차보정 방법의 성능은 평

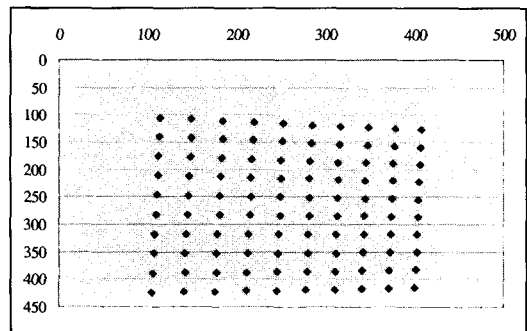
행한 경우(즉, 편차각이 ± 2.5 도 이내)에는 성능이 우수하나 편차 각도가 그 이상이 되면 오차가 증가하여 실제 시스템에서 사용하기 곤란한 것으로 판단된다. 따라서 카메라의 방향이 ± 2.5 도 이상으로 틀어진 경우에는 기존의 Tsai[4][6][8][9]류의 알고리즘을 이용하거나 다음 절에서 제시하는 스테레오 카메라 오차보정 방법을 사용하면 된다. 본 연구에서 제시하는 스테레오 카메라 오차보정 방법은 3차원 물체 측정시 동일 평면에서의 측정에 또한 활용될 수 있다.

IV. 스테레오 카메라 오차보정

1. 스테레오 카메라 오차보정을 위한 다층퍼셉트론



(a) 카메라 1



(b) 카메라 2

그림 8. 각 카메라에 입력된 기준점 영상.

Fig. 8. Control-point images obtained from stereo cameras.

스테레오 카메라를 이용한 오차보정은 그림 4에서 보는 바와 같이 하나의 입력영상에 대하여 대칭된 각도에 위치한 두 대의 카메라에 입력되는 영상에서 추출한 정보를 이용하여 오차보정을 수행하는 것으로 그 과정은 아래와 같다. 우선 첫번째 카메라와 두번째 카메라 각각에 대하여 입력된 영상을 단일 카메라의 경우와 동일하게 입력영상을 처리하여 각 영상에 주어진 기준점들의 중심을 추출한 후, 이들을 서로 정합시킨다. 이것은 스테레오 카메라 시스템에서 발생하는 소위 영상정합문제(image correspondence problem)로서 일반적인 3차원 물체를 대상으로 하는 경우에는 풀기 어려운 난제 중의 하나이다. 즉, 첫번째 카메라를 통해 입력된 영상상의 점들과 두 번째 카메라의 영상상의 점들이 서로 어떻게 대

응되는나를 알아 내는 것이다. 그러나 본 연구에서는 각 카메라의 위치와 이에 대응되는 영상상의 점들의 특성을 미리 알고 있기 때문에 쉽게 기준점들을 대응시킬 수 있다. 즉, 그림 8에서 보는 바와 같이 양 카메라에 입력된 기준점 영상을 보면 대응되는 기준점들의 상대적인 위치가 동일하기 때문에 쉽게 이들을 정합할 수 있다는 것이다. 다음으로, 스테레오 카메라 오차보정을 위한 다층퍼셉트론을 구축한다. 본 연구에서 구축한 다층퍼셉트론의 구조는 그림 9와 같이 4개의 입력 뉴런으로 이루어진 입력층과 2개의 은닉층, 그리고 (XW, YW)의 실세계 좌표를 나타내는 2개의 뉴런이 있는 출력층으로 구성되어 있다. 입력층의 4개의 뉴런과 각 은닉 5개의 뉴런 및 출력층의 2개의 뉴런들이 앞의 단일 카메라용 다층퍼셉트론에서와 같이 완전히 연결되어 있는 형태이다. 입력층과 은닉층간의 활성화 함수는 역시 시그모이드 함수를 사용하였고 두 번째 은닉층과 출력층 사이에는 선형 함수를 사용하였다.

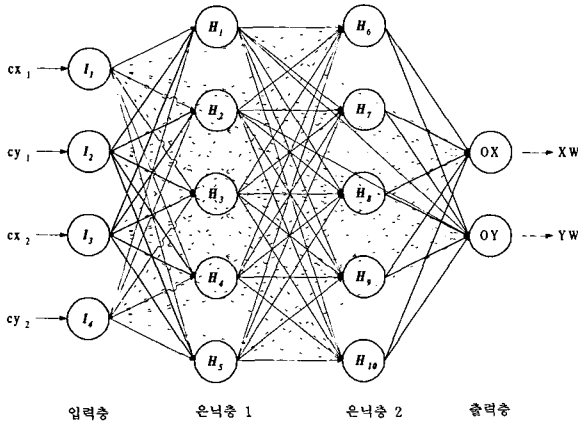


그림 9. 스테레오 카메라의 오차보정을 위한 다층퍼셉트론의 구조.

Fig. 9. Structure of multi-layer perceptron for stereo-camera calibration.

표 4. 스테레오 카메라 오차보정 시스템의 성능 평가(단위 mm).

Table 4. Performance evaluation results of the stereo-camera MLP(unit: mm).

각 도	보정오차	MLP			Tsai 해법		
		XE	YE	CE	XE	YE	CE
15	최 대	0.19967	0.21966	0.23527	0.11371	0.17201	0.18126
	최 소	0.00096	0.00055	0.01700	0.00053	0.00495	0.02118
	표준편차	0.03379	0.05944	0.05359	0.02383	0.03936	0.03751
	평균	0.05258	0.09652	0.11773	0.03398	0.06030	0.07410
20	최 대	0.18751	0.26152	0.26787	0.30132	0.23006	0.32102
	최 소	0.00058	0.00320	0.02522	0.00063	0.00064	0.00687
	표준편차	0.03710	0.06171	0.05452	0.06838	0.05627	0.06737
	평균	0.06274	0.09548	0.11867	0.08535	0.08309	0.13210
25	최 대	0.11797	0.23556	0.23867	0.29678	0.22797	0.34947
	최 소	0.00115	0.00039	0.01752	0.00234	0.00123	0.00671
	표준편차	0.02802	0.05678	0.05256	0.06745	0.05928	0.06681
	평균	0.03851	0.09032	0.10427	0.08012	0.08601	0.13181

위에 기술된 영상정합 과정을 거친 후, 앞절에 설명

된 방법으로 각각의 영상에서 추출한 기준점쌍들의 중심점 좌표 (cx1, cy1), (cx2, cy2)와 이에 대응되는 실세계 좌표값(XW, YW)을 목표치로 하여 신경망을 학습시킨다. 이렇게 하여 다층퍼셉트론의 학습이 끝난 후 단일 카메라의 경우와 마찬가지로 나머지 81개 기준점들을 검증 자료로 하여 학습된 다층퍼셉트론의 성능을 평가 하였다.

표 5. 스테레오 카메라 오차보정 시스템의 성능 평가(단위 : 화소).

Table 5. Performance evaluation results of the stereo-camera MLP(unit : pixel).

각 도	보정오차	MLP			Tsai 해법		
		XE	YE	CE	XE	YE	CE
15	최 대	0.83711	0.85029	0.92080	0.47675	0.66583	0.72516
	최 소	0.00402	0.00212	0.07077	0.00224	0.01914	0.08258
	평균	0.22045	0.37363	0.46633	0.14244	0.23340	0.29380
20	최 대	0.78615	1.01236	1.04113	1.26327	0.89055	1.33400
	최 소	0.00243	0.01238	0.10469	0.00264	0.00247	0.02690
	평균	0.22111	0.36961	0.47051	0.35781	0.32165	0.53321
25	최 대	0.49461	0.91184	0.92595	1.24004	0.88245	1.43417
	최 소	0.00481	0.00151	0.07308	0.00982	0.00475	0.02788
	평균	0.16147	0.34962	0.41074	0.33592	0.33294	0.53055

2. 스테레오 카메라 오차보정을 위한 다층퍼셉트론

본 해법의 성능평가를 위하여 카메라 위치의 변화에 따라 Tsai해법[8]과 성능을 비교하였다. 성능평가를 위한 오차를 계산하는 방법은 단일 카메라의 경우와 동일한데, 편차가이 각가 15, 20, 25도 일때를 비교한 결과가 표 4 와 5에 주어져 있다. 두 표에서 볼 수 있듯이 본 연구에서 제시한 다층퍼셉트론은 각도의 변화에 상관없이 오차가 거의 일정하였으나 Tsai해법은 각도에 따라 오차폭이 크게 나타났다. 특히, 편차가이 15도 일 때는 Tsai해법의 오차가 다층퍼셉트론보다 작아 성능이 우수한 것으로 나타났다, 각도가 그 이상으로 변화할 때는 다층퍼셉트론이 더 우수한 것으로 나타났다. 이것은 Tsai해법의 경우 편차가이 커짐에 따라 원근투영과 오차를 설명하는 수리적 모형의 근사화하는 성능이 상대적으로 저하되기 때문인 것으로 추정된다.

V. 결론

본 연구를 통해 개발된 2차원 오차보정방법은 주위환경의 변화에 자연스럽게 대처할 수 있는 유연성과 적용성이 용이하다는 장점이 있다. 또한 단일 카메라를 사용하기 어려운 부분에 대하여는 스테레오 카메라를 이용한 해법을 이용하여 다양한 형태의 오차보정을 수행할 수 있다고 본다. 본 연구에서 제시한 오차보정을 위한 다층퍼셉트론들은 그 성능이 우수하여 물체평면을 카메라 영상과 평행하게 유지시켜야 할 대다수 자동검사 시스템구축을 위한 오차보정의 한 방법으로 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

참고문헌

[1] 김계영, 고일주, 최영일, "사각형 특성과 대략적인 높이 정보(Zh)에 의한 초점거리 추출," 한국정보과

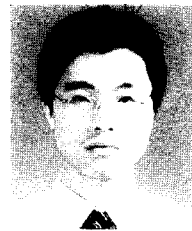
- 학회 봄 학술발표논문집, vol. 21, no. 1, pp. 259-262, 1994.
- [2] 이상경, 이연주, 이만희, 장동식, "머신 비전에 의한 측정시 오차보정," 대한산업공학회 추계학술 대회 발표 논문집, pp. 337-381, 1995.
- [3] R. M. Haralick, "Determining camera parameters from the perspective projection of a rectangle," *Pattern Recognition*, vol. 22, no. 3, pp. 225-230, 1989.
- [4] R. K. Lenz and R. Y. Tsai, "Techniques for calibration of the scale factor and image center for high accuracy 3-D machine vision metrology," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 10, no. 5, pp. 713-720, 1988.
- [5] H. R. Myler and A. R. Weeks, *Computer Imaging Recipes in C*, Prentice Hall, Eaglewood Cliff, U.S.A., 1993.
- [6] M. A. Penna, "Determining camera parameters from the perspective projection of a quadrilateral," *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 6, pp. 533-541, 1991.
- [7] R. Y. Tsai and R. K. Lenz, "Review of the two-stage camera calibration technique plus some new implementation tips and new techniques for center and scale calibration," *Proc. 2nd Topical Mtg. Machine Vision, Opt., Soc. Amer.*, Lake Tahoe, NV, pp. 18-20, March, 1987.
- [8] R. Y. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol. RA-3, no. 4, pp. 323-344, 1987.
- [9] J. Weng, P. Cohen and M. Herniou, "Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 10, pp. 965-980, 1992.
- [10] H. Zhuang and W.-C. Wu, "Camera calibration with near-parallel(III-Conditioned) calibration board configuration," *IEEE Trans. Robotics and Automation*, vol. 12, no. 6, pp. 918-921, 1996.



이 문 규

현재 계명대학교 산업공학과 교수. 서울대학교 산업공학과 공학사(1979), 한국과학기술원 공학석사(1981), 공학박사(1989) 학위취득. 미국 Rutgers대학 산업공학과 객원교수(1991년~1993년). 주요 관심분야는 machine vision, 신경

망, 물류시스템.



이 정 화

현재 계명대학교 산업공학과 박사과정. 계명대학교 산업공학과 공학사(1994), 공학석사(1997) 학위 취득. 주요 관심분야는 machine vision, camera calibration.