

# 악조건하의 카메라 교정을 위한 알고리즘

이정화\*, 이문규\*\*

## A Camera Calibration Algorithm for an Ill-Conditioned Case

Jung-Hwa Lee\*, Moon-Kyu Lee\*\*

### ABSTRACT

If the camera plane is nearly parallel to the calibration board on which objects are defined, most of existing calibration approaches such as Tsai's radial-alignment-constraint method cannot be applied. Recently, for such an ill-conditioned case, Zhuang & Wu suggested the linear two-stage calibration algorithm assuming that the exact values of focal length and scale factor are known a priori. In this paper, we developed an iterative two-stage algorithm which calibrates 6 external parameters and 3 internal ones including the two. The first stage of the algorithm starts with initial guess of the two parameters to determine the value of the others using Zhuang & Wu's method. In the second stage, the two parameters are locally optimized. This process is repeated until any improvement cannot be expected any more. The performance comparison between Zhuang & Wu's method and our algorithm shows the superiority of ours. Also included are the computational results for the effects of the distribution and the number of calibration points on the calibration performance.

**Key words:** Machine Vision(머신비전), Camera Calibration(카메라 교정), Ill-Conditioned Calibration(악조건하의 교정), Nonlinear Optimization Model(비선형 최적화 모형)

### 1. 서론

시각인식기법을 이용한 검사 자동화는 여러 가지 형태로 이루어지는 인간의 시각을 이용한 검사 작업을 시각인식기법과 인공지능 기법을 이용하여 자동화하는 기술로서 대부분이 직·간접 측정작업, 표면검사, 검사 및 검사 후 제품의 위치를 이동하기 위한 인도장치(guiding device) 등으로 구성되어 있다. 이들 중 측정작업, 즉 정량적인 제품의 특성인 치수나 면적, 직경 등의 측정을 통한 양·불량검사를 위한 머신비전(machine vision) 시스템을 구축할 때에는 반드시 영상좌표계(image coordinate system)와 실세계좌표계(world coordinate system)와의 관계를 규명하는 카메라 교정(camera calibration) 작업이 선행되어야 한다.

이러한 카메라 교정은 카메라의 광학적인 특성과 내부구조 특성을 나타내는 내부인자(internal parameters)와 물체가 놓여있는 실세계좌표계(world coordinate system)를 기준으로 하여 카메라의 3차원적인 위치 및 방향을 나타내는 외부인자(external parameters)를 결정하는 과정을 일컫는다[7]. 머신비전 시스템에서 카메라 교정이 요구되는 이유는 시스템내 여러 하드웨어에 내재된 오차 때문이다. 실세계에 존재하는 제품의 모습은 그림 1에서와 같이 카메라에 장착된 렌즈를 통하여 실세계의 물체의 영상이 입력되어 카메라 내부에 위치한 CCD소자와 시스템을 제어하는 컴퓨터에 탑재된 프레임 그래버(frame grabber)를 거치면서 최종적으로는 모니터에 표현되게 된다. 즉, 실세계 좌표계에 존재하는 한 점  $P_1$ 이 기하변환을 통하여 CCD소자상의 점  $P_c$

\* 계명대학교 산업공학과 대학원

\*\* 계명대학교 산업공학과

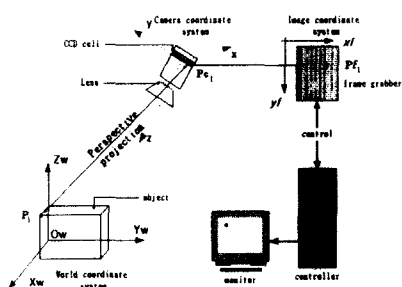


Fig. 1. Configuration of the typical machine vision system.

으로 맺히게 되고 다시 점  $P_{c1}$ 이 A/D 변환을 통하여 프레임 그래버상의 점  $P_{f1}$ 을 거쳐 최종적으로 점  $P_{f1}$ 이 모니터상에 표시되는 것이다. 따라서, 이와 같이 여러 종류의 하드웨어를 거친 영상이 시스템 개발자에 의해 인지되기 때문에 영상의 표현과정에 내재된 많은 하드웨어의 불안전성과 복잡한 변환과정으로 인하여 제품의 실제 위치와 영상상에 표시된 제품의 위치와의 관계를 명확하게 규명하기가 어렵기 때문이다. 이와 더불어 렌즈자체의 불균일성과 렌즈 조립시 발생하는 조립정밀도의 저하, 프레임 그래버와 CCD 카메라와의 동기의 불일치 등의 하드웨어의 불안전성도 오차발생의 큰 원인이 된다. 따라서 머신비전을 이용한 자동검사 시스템에서 정확한 정량적인 검사가 필요할 때에는 언급된 불안전성과 변환과정을 충분히 고려하여 측정에 사용하여야만 신뢰성 있는 검사결과를 획득할 수 있게 된다. 이러한 중요성으로 인하여 카메라 교정은 현재에도 연구가 활발히 진행되고 있는 분야로서 지금까지 여러가지 기법들이 개발되어 왔다. 이문규·이정화[1]와 이상경 등[2]를 제외한 대부분의 기존연구에서는 핀홀(pinhole) 카메라 모형을 기반으로 하고 카메라가 물체가 존재하는 평면에 대하여  $30^\circ$  이상 기울어진 것을 가정으로 한 수리적 모형을 바탕으로 카메라교정을 수행하고자 하였다. 즉, 두 좌표계간의 관계를 카메라 인자들의 비선형 모형으로 정형화한 후, 그 위치를 알고 있는 점, 선, 원, 사각형, 및 구 등의 다양한 카메라교정 물체에 대한 영상상의 대응 위치를 구하여 비선형 모형을 해결하는 방법이다. 이러한 방법을 활용한 대표적인 알고리즘으로는 Tsai[7]의 RAC(Radial Alignment Constraint)을 이용한 방법으로서 알고리즘의 정확도와 신속성으로 인하여 일반적인 카메라교정 모형으로 흔히 사용된다. Tsai의 알고리즘은 실세계 상

에 위치한 대상물체의 프레임 그래버상의 영상좌표 값과 실제좌표값을 이용하여, 동일평면상(coplanar) 또는 비동일평면상(non-coplanar)에 대상물체가 위치한 경우에 대하여 방사상(radial) 오차를 포함시킨 카메라 교정 모형을 제시하고 인자의 특성에 따라 선형 및 비선형 최적화과정으로 나누어서 카메라 교정을 수행하였다. Weng 등[8]은 Tsai의 모형에서 제외시킨 렌즈의 왜곡(distortion) 중 접선상(tangential) 왜곡과 thin prism 왜곡을 포함시킨 카메라 모형을 정립하고 카메라 교정에 필요한 인자를 구하기 위하여 수립된 모형을 렌즈왜곡 부분과 카메라 교정인자부분으로 나눈 후 여러 단계의 비선형 최적화과정을 이용하여 카메라 교정의 정확도를 향상시킨 연구를 수행하였다. 최근에 Chatterjee 등[3]은 Weng의 비선형 최적화과정에서 나타날 수 있는 계산의 비효율성과 최적해에의 수렴 여부의 불확실성을 개선하여 동일평면 또는 비동일평면상에 위치한 교정점(calibration point)에 대하여 방사상 왜곡과 접선상 왜곡을 고려한 카메라 모형을 수립한 후 gauss-seidel방법을 이용한 2 단계 최적화 과정을 제시하였다. 이 연구에서는 카메라 모형의 인자들을 외부인자와 초점거리 부분, 렌즈왜곡인자 부분, 이미지 중심과 축척인자 부분으로 분할하여 모형을 수립하고 이들의 값을 구하기 위하여 선형해법을 이용하여 비선형해법에의 초기값을 구한 후 최적화하였다. 이상의 일반적인 카메라 교정에서는 그 알고리즘의 특성상 그림 2(a)에서와 같이 카메라와 교정 입력영상의 상대적인 각도인,  $\alpha$ 가  $30^\circ$  이상을 유지하여야 만이 정확한 결과가 산출된다. 그러나 머신비전 시스템의 대표적인 적용분야인 PCB검사, 물체 표면검사 및 측정 등의 2차원 평면을 대상으로 하는 경우에는 일반적으로 그림 2(b)와 같이 카메라 CCD 소자 평면과 물체의 위치가

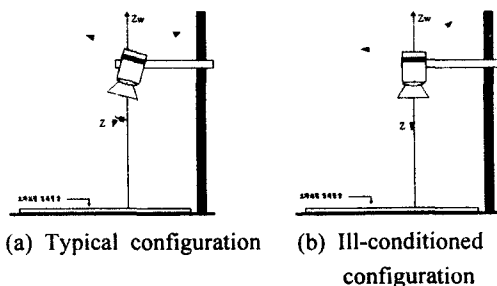


Fig. 2. Types of camera orientation.

평행하거나 거의 평행한 형태로 위치하게 된다. 이러한 구조에서는 카메라 좌표계의 Z축이 실세계 Zw축과 거의 일치하게 되고 카메라 좌표계와 실세계 좌표계와의 관계를 나타내는 회전변환 행렬상의 일부 원소들이 정확히 평행인 경우에는 0, 거의 평행한 경우에는 매우 작은 값을 가지게 된다. 여기서 평행한 상태와 거의 평행한 상태에 따라서 값이 다르게 되지만 실제로 완전히 평행한 상태가 거의 불가능하기 때문에 거의 평행하다고 보면 Tsai 알고리즘 같은 카메라 교정 해법을 적용할 경우 수리적으로 부정상태(indeterminate)인 문제가 되어 정확한 인자값의 계산이 어렵게 된다. 이와 같은 악조건문제를 해결하기 위한 기존의 국내 연구로서 우선 이문규·이정화[1]는 다층퍼셉트론(multi-layer perceptron)을 이용한 교정방법을 제시한 바 있다. 그러나, 실세계좌표와 영상좌표와의 관계만을 다층퍼셉트론에 의하여 표현하기 때문에 각 교정인자들의 값을 알 수가 없다는 단점이 지적된다. 또한, 이상경 등[2]의 연구에서는 퍼지(fuzzy) 함수를 이용하여 왜곡오차를 보정하는 방법을 제안하였으나 이문규·이정화[1]의 방법과 동일한 약점이 있다. 국외 연구로는 Tsai & Lenz[6]가 정확히 평행한 경우에 대하여 알고리즘을 개발하였고, Zhuang & Wu[9]는 거의 평행한 경우에 대하여 알고리즘을 제시하였다. Zhuang & Wu의 연구에서는 Tsai모형의 외부인자 중 앞서 언급된 악조건 문제의 특성을 이용하여 회전변환행렬 R의 원소값들을 단순화시키고 선형해법을 이용하여 필요한 인자값들을 구하게 된다. 그런데 초점거리와 축척인자(scale factor)의 정확한 값을 미리 알고 있어야 하기 때문에 이를 위한 전처리과정을 거쳐야 한다는 번거로움이 있다. 즉, 미리 두 개의 인자를 Tsai의 비동일평면 카메라교정을 수행한 후 이를 이용하여 나머지 인자를 구해야 한다는 것이다. 따라서 카메라 교정을 위하여 실제로 비동일평면 카메라교정 과정과 악조건 카메라교정이 필요하게 됨으로써 카메라교정과정에 비효율성이 지적된다. 본 연구에서는 이와 같은 비효율성을 극복하고 수리적으로 악조건을 갖는 문제를 해결할 수 있는 새로운 동일평면 카메라 교정 알고리즘을 제시하고자 한다.

**2. 악조건 하의 카메라 교정을 위한 수리적 모형**

**2.1 Zhuang & Wu[9]의 교정 알고리즘**

Zhuang & Wu의 알고리즘은 Tsai의 카메라 교정모형을 그대로 이용하였다. Tsai 교정모형에서 고려한 카메라의 내부인자들은 카메라의 유효초점거리(f)와 렌즈의 방사상의 왜곡을 반영하는 인자(k), 카메라의 주사와 영상획득 시 발생하는 시차로 발생하는 오차를 보정하는 축척인자(Sx), 프레임 그래버의 중심점의 좌표(Cx, Cy) 등이다. 외부인자들은 실세계 좌표의 원점으로부터 카메라의 위치를 나타내는 이동벡터(tx, ty, tz)와 카메라가 각축에 대하여 일만큼 회전하여 있는가를 나타내는 회전각도벡터(α, β, γ)로 구성된다. 각 인자들의 관계를 수리적 모형으로 정형화한 후 다수의 교정점의 실세계 좌표값과 그에 대응되는 영상좌표값들을 이용하여 방정식을 풀게된다. 이러한 Tsai 카메라 교정모형은 다음과 같다. 먼저 실세계 좌표계상의 점(xw, yw, zw)을 카메라 좌표계(x, y, z)로 변환하면

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} + T, \quad T = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}$$

단,  $R = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \beta & \cos \alpha \sin \beta \cos \gamma - \sin \alpha \cos \gamma & \cos \alpha \sin \beta \cos \gamma + \sin \alpha \sin \gamma \\ \sin \alpha \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma + \cos \alpha \cos \gamma & \sin \alpha \sin \beta \cos \gamma - \cos \alpha \sin \gamma \\ -\sin \beta & \cos \beta \sin \gamma & \cos \beta \cos \gamma \end{bmatrix}$$

이 된다. 이것을 편환 카메라 모형을 이용하여 오차가 없는 카메라 영상좌표계(Xu, Yu)로 다음과 같이 변환시킨다:

$$X_u = f \frac{x}{z}, \quad Y_u = f \frac{y}{z}$$

이와 같이 변환된 영상좌표계에 방사상 오차(Dx, Dy)를 보정해 주기 위하여

$$X_u = X_d + D_x = X_d + kx^2 X_d = (1+kx^2)X_d$$

$$Y_u = Y_d + D_y = Y_d + ky^2 Y_d = (1+ky^2)Y_d$$

(단, k는 상수이고  $r = \sqrt{X_d^2 + Y_d^2}$ 임)

로 수정한 후, 최종적으로 이 Xd, Yd를 실제 영상처리가 수행되는 프레임 그래버 좌표계인 (Xf, Yf)로 아래 식과 같이 변환한다:

$$X_f = S_x d_x^{-1} X_d + C_x$$

$$Y_f = d_y^{-1} Y_d + C_y$$

단,  $\begin{cases} d_x = \text{CCD 소자의 } x\text{축 센서의 크기,} \\ d_y = \text{CCD 소자의 } y\text{축 센서의 크기,} \\ N_{\alpha} = \text{CCD 소자의 } x\text{축 방향 센서의 개수,} \\ N_{\beta} = \text{프레임 그래버의 } x\text{축 방향 화소의 개수,} \\ d'_x = d_x(N_{\alpha}/N_{\beta}), \\ S_x = \text{영상 획득과정에서 발생할 수 있는 오차의} \\ \text{보정을 위한 축척인자.} \end{cases}$

이 모든 변환과정을 정리하면 실세계좌표계( $x_w, y_w, z_w$ )와 영상의 원점을 ( $C_x, C_y$ )로 이동시킨 영상좌표계( $X, Y$ )는 식(1), (2)와 같이 표현된다[7].

$$S_x^{-1}d'_x X + S_x^{-1}d'_y Y + S_x^{-1}d'_z Z + k r^2 = f \frac{r_1 x_w + r_2 y_w + r_3 z_w + t_x}{r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + t_z} \quad (1)$$

$$d_x Y + d_y X + k r^2 = f \frac{r_4 x_w + r_5 y_w + r_6 z_w + t_y}{r_7 x_w + r_8 y_w + r_9 z_w + t_z} \quad (2)$$

Tsai의 동일평면 카메라 교정 알고리즘에서는 구하고자 하는 수 이상의 실세계좌표값과 그에 대응되는 영상상의 좌표값이 주어지면 방정식 (1)과 (2)를 이용하여 각 인자에 대한 추정치를 구하게 된다. 그러나 약조건 문제에서는 카메라 좌표계와 실세계 좌표계가 거의 평행한 상태에 있으므로, 회전 행렬 R의 원소 중  $r_7$ 과  $r_8$ 이 대단히 작은 값을 갖게 된다. 따라서, 교정대상 평면의  $z_w$ 값을 0으로 하면 (1)과 (2)식의 우항에서 분모  $t_z$ 만 남게 되어  $f$ 와  $t_z$ 가 서로 독립적인 관계가 될 수 없게 된다. 즉 부정인 상태가 되는 것이다. 때문에 두 좌표계가 평행한 동일평면 카메라 교정이 약조건의 문제가 되는 것이다. Zhuang & Wu는 이러한 어려움을 피하기 위하여  $f$ 와  $S_x$ 값을 미리 알고 있다고 가정하고(실제로는 비 동일평면 카메라 교정모형을 이용하여 두 인자값을 미리 추정함) 나머지 인자들만의 추정치를 구하는 수리적 모형을 제시하였다. 또한 제시된 수리적 모형의 해를 구하기 위하여 인자들을 두 그룹으로 분할하고 각 그룹에 대한 선형방정식을 세운 다음 이를 최소자승법(least square method: LSM)을 이용하여 해결하는 알고리즘을 제안하였다. 즉, 약조건 문제의 특성과 수리적 변환을 이용하여 회전 변환 R행렬을 아래와 같이 단순화시키면 식(1)과 (2)는 식(3), 식(4)의 형태로 표현할 수 있다[9].

$$R = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & \cos \alpha \beta + \sin \alpha \gamma \\ \sin \alpha & \cos \alpha & \sin \alpha \beta - \cos \alpha \gamma \\ -\beta & \gamma & 1 \end{bmatrix}$$

$$\frac{X}{(1-kr^2)} = f_x \frac{\cos \alpha x_w - \sin \alpha y_w + t_x}{-\beta x_w + \gamma y_w + t_z} \quad (3)$$

$$\frac{Y}{(1-kr^2)} = f_y \frac{\sin \alpha x_w + \cos \alpha y_w + t_y}{-\beta x_w + \gamma y_w + t_z} \quad (4)$$

단,  $f_x = (S_x/d'_x)f$ ,  $f_y = (1/d'_y)f$ ,  $\mu = (f/f_x)$ .

그런데  $f$ 와  $S_x$ 는 기지의 값이라 가정하였으므로 이 모형에서 구하여야 할 인자들은  $\alpha, \beta, \gamma, k, t_x, t_y, t_z$ 가 된다. 여기서  $\alpha$ 와  $t_x, t_y$ 는 식(3)을 식(4)로 나누는 형태로 정리된 식(5)를 이용하여 최소자승법으로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} (x_w Y - y_w X \mu) \cos \alpha t_y^{-1} \\ - (y_w Y + x_w X \mu) \sin \alpha t_y^{-1} + Y t_x t_y^{-1} = X \mu \end{aligned} \quad (5)$$

다음으로  $\beta, \gamma, k, t_z$ 는 식(3)과 (4)를 정리한 아래 식 (6)과 (7)을 이용하여 마찬가지로 구해진다.

$$-X x_w \beta + X y_w \gamma + X t_z + r'^2 p k = p \quad (6)$$

$$-Y x_w \beta + Y y_w \gamma + Y t_z + r'^2 q k = q \quad (7)$$

단,  $p = f_x (\cos \alpha x_w - \sin \alpha y_w + t_x)$

$$q = f_y (\sin \alpha x_w + \cos \alpha y_w + t_y).$$

이렇게 하여 구한 인자  $\alpha, \beta, \gamma$ 를 이용하면 회전 행렬 R을 구할 수 있다. 결과적으로 기지의 내부인자와 이상의 절차를 통하여 구한 인자들의 값을 식 (3)과 (4)에 입력하면 실세계좌표와 영상좌표간의 관계를 규명할 수 있게 된다. 그렇게 되면 물체평면과 카메라 영상평면이 거의 평행한 경우에 대하여 교정할 수 있고 Tsai 알고리즘에서의 수리적 약조건은 배제할 수 있지만  $f$ 와  $S_x$ 를 구하기 위한 카메라 교정이 선행되어야 하는 과정상의 번거로움이 따른다.

## 2.2 축척인자( $S_x$ )

약조건 모형에서 기지의 값으로 사용되는 축척 인자와 초점거리는 카메라 교정에 있어 매우 중요한 역할을 한다. 앞 절에서 설명된 바와 같이 실세계상의 물체 좌표가 프레임 그래버상의 영상좌표로 변환되기 위해서 많은 과정을 거쳐야 하는데 축척 인자는 그 중에서 CCD 센서와 프레임 그래버간의 영상신호를 전달하는 과정에서 발생하는 여러 가지 불확실성을 보정하고자 하는 목적에서 사용된다. 일반적으로 CCD 센서에서 입력된 영상은 전기적 신호로 변환되어 NTSC, PAL 등의 아날로그 영상신호로 프레임 그래버에 전달되게 되고 A/D 변환을 통하여 수치화된 영상이 프레임 그래버 기억장치에 저장되게 된다. 이 축척인자의 불확실성은 CCD 카메라에서 영상신호를 scanning할 때에 센서 어레이(array)의 한 행을 먼저 보내면 그 신호를 프레임 그래버가 수치 신호로 변환하여 기억장치에 저장되기 때문에 y축은 정확히 1:1의 관계를 가지

게 되지만 x축은 약간의 하드웨어간의 시차(timing mismatch)나 비디오표의 scanning의 비정확성 등 많은 요인으로 인하여 CCD 상의 영상과 프레임 그래픽상의 영상이 1:1로 정확하게 정합되지 못한다. 이 같은 특성으로 인하여 축척인자 값을 교정하는 것이 정밀도를 높이는 데 매우 중요한데 편의상 일반적으로  $N_{cx}/N_{fx}$  값이나 CCD 카메라의 출력 clock과 프레임 그래픽의 clock의 비를 사용하기도 한다. 정확도면에서 후자가 우수한 것으로 나타나지만 축척인자의 특성을 정확히 반영하지는 못하는 것이 사실이다[5]. 이 같은 중요성으로 인하여 축척인자를 계산하는 방법들이 다양하게 개발되어 있지만 실험장치의 구성이나 좌표값 획득 과정에서의 많은 번거로움을 내포하고 있다. 하지만 앞서 언급된 두 알고리즘 모두 축척인자를 알고 있다고 가정하고 알고리즘을 적용하기 때문에 교정점들이 동일평면상에 있는 상황인데도 불구하고 축척인자로 인한 약 5% 이상의 오차를 줄이기 위하여 비동일평면 교정을 수행하여야 하는 제약점 역시 내포하고 있다. 이에 본 연구에서는 기존의 알고리즘들이 가지고 있는 지적된 제약점을 극복하고 축척인자와 초점거리에 대한 대략적인 초기치를 이용하여도 우수한 교정성능을 나타내는 새로운 알고리즘을 제시하고자 한다.

### 3. 약조건하의 카메라 교정을 위한 알고리즘

#### 3.1 카메라 교정을 위한 최적화 모형

교정점 i에 대한 영상상의 좌표( $X_i, Y_i$ )를 식 (3), (4)로부터 구하면

$$X_i = f_x \frac{(\cos \alpha x_{w_i} - \sin \alpha y_{w_i} + t_x)(1 - k r_i^2)}{-\beta x_{w_i} + \gamma y_{w_i} + t_z} \quad (8)$$

$$Y_i = f_y \frac{(\sin \alpha x_{w_i} + \cos \alpha y_{w_i} + t_y)(1 - k r_i^2)}{-\beta x_{w_i} + \gamma y_{w_i} + t_z} \quad (9)$$

가 된다. 주어진 교정점들로부터 식(8)과 (9)를 최대한 만족시키는 인자들을 구하기 위하여 오차 제곱의 합을 최소화하는 최적화 모형은 다음과 같다.

$$(P1) \text{ Min } Z = \sum_i Z_i =$$

$$\sum_i \left\{ X_i - f_x \frac{(\cos \alpha x_{w_i} - \sin \alpha y_{w_i} + t_x)(1 - k r_i^2)}{-\beta x_{w_i} + \gamma y_{w_i} + t_z} \right\}^2 + \sum_i \left\{ Y_i - f_y \frac{(\sin \alpha x_{w_i} + \cos \alpha y_{w_i} + t_y)(1 - k r_i^2)}{-\beta x_{w_i} + \gamma y_{w_i} + t_z} \right\}^2$$

s.t.

$$-2\pi \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 2\pi$$

$$S_x, f, t_x, t_y, t_z, k : \text{unrestricted.}$$

이 모형은  $\alpha, \beta, \gamma, S_x, f, t_x, t_y, t_z, k$ 의 9개의 결정변수로 이루어진 복잡한 비선형 최적화 모형으로서 이것을 일반적으로 알려진 최적화 기법[4]으로 해결할 경우에는 계산시간이 과다하게 소요될 뿐만 아니라 최종결과가 초기치에 좌우되는 단점이 지적된다. 본 연구에서는 앞서 기술된 Zhuang & Wu의 결과를 바탕으로 하여 이러한 단점을 최소화시키는 새로운 최적화 절차를 제시하고자 한다.

Zhuang & Wu의 알고리즘은 식(8)과 (9)의 각 우항에 있는 분모가 동일하다는 점을 이용하여 일부 교정인자들의 선형식으로 만들어서 각 식의 오차 제곱의 합을 최소로 하는 최적해를 제공하고 있다. 이것은 결국 (P1)에서  $S_x$ 와  $f$ 가 기지일 경우의 최적해를 구할 수 있는 알고리즘이 된다. 따라서 9개의 결정변수들을 ( $S_x, f$ )와 ( $\alpha, \beta, \gamma, t_x, t_y, t_z, k$ )의 두 그룹으로 나누어서 각각의 부분최적화 방법을 이용한다.

$$\text{여기서, } a_i = \frac{(\cos \alpha x_{w_i} - \sin \alpha y_{w_i} + t_x)(1 - k r_i^2)}{d_x(-\beta x_{w_i} + \gamma y_{w_i} + t_z)} \quad (10)$$

$$b_i = \frac{(\sin \alpha x_{w_i} + \cos \alpha y_{w_i} + t_y)(1 - k r_i^2)}{d_y(-\beta x_{w_i} + \gamma y_{w_i} + t_z)}$$

라고 하면 (P1)의 목적함수는

$$Z = \sum_i [(X_i - a_i S_x f)^2 + (Y_i - b_i f)^2] \quad (11)$$

이 된다. 이 이차함수는  $S_x$ 와  $f$ 에 대하여 볼록(convex)함수라고 판정하기는 어렵지만 Z의 국소최적해(local optimum)는  $S_x$ 와  $f$  각각에 대하여 미분하여 구할 수 있다. 즉,

$$\frac{\partial Z}{\partial S_x} = -2f \sum_i a_i (X_i - a_i S_x f) = 0 \quad (12)$$

$$\frac{\partial Z}{\partial f} = -2S_x \sum_i [a_i (X_i - a_i S_x f) + b_i (Y_i - b_i f)] = 0 \quad (13)$$

식(12)는  $f$ 가 0이 아니기 때문에  $\sum_i a_i (X_i - a_i S_x f) = 0$

이 되어야 하므로 식(13)은

$$\frac{\partial Z}{\partial f} = -2 \sum_i b_i (Y_i - b_i f) = 0$$

이 된다. 따라서  $S_x$ 와  $f$ 는 다음과 같이 정리된다.

$$\hat{f} = \sum_i b_i Y_i / \sum_i b_i^2 \quad (14)$$

$$\hat{S}_x = \sum_i a_i X_i / f \sum_i a_i^2 \quad (15)$$

**정리 1.**  $S_x$ 와  $f$ 가 제약이 없을 때(unrestricted)

$\hat{S}_x$ 와  $\hat{f}$ 는 식(11)의  $Z$ 를 최소화하는 전역최적해(global optimum)가 된다.

**증명.**  $U = S_x f$ 라 하자. 가정에 의하면  $S_x$ 가 아무런 제약이 없으므로  $f$ 에 값에 대하여  $S_x$ 가 그에 상응하게 변할 수 있기 때문에  $Z$ 는 서로 독립인  $U$ 와  $f$ 의 함수로 볼 수 있다. 따라서  $Z$ 는  $U$ 와  $f$ 의 서로 독립적인 함수항의 합으로서

$$Z = \sum_i (X_i - a_i U)^2 + \sum_j (Y_j - b_j f)^2$$

와 같이 표현된다. 이 함수는  $U$ 와  $f$ 에 대하여 각각 블록 함수이므로 전역최적해는  $Z$ 를  $U$ 와  $f$ 에 대하여 미분함으로써 구할 수 있다. 즉,

$$\frac{\partial Z}{\partial U} = -2 \sum_i a_i (X_i - a_i U) = 0$$

$$\frac{\partial Z}{\partial f} = -2 \sum_j b_j (Y_j - b_j f) = 0$$

이 식으로부터 전역최적해  $\hat{U}$ 와  $\hat{f}$ 를 구하면

$$\hat{U}_x = \frac{\sum_i a_i X_i}{\sum_i a_i^2} \quad \hat{f} = \frac{\sum_j b_j Y_j}{\sum_j b_j^2} \quad (16)$$

이 된다. 그런데  $\hat{U} = \hat{S}_x \hat{f}$  이므로

$$\hat{S}_x = \frac{\sum_i a_i X_i / \hat{f}}{\sum_i a_i^2} \quad (17)$$

이 되어 식(16), (17)은 식(14), (15)와 같아지게 된다. 따라서  $\hat{S}_x$ 와  $\hat{f}$ 는  $Z$ 를 최소화시키는 전역최적해이다.

이 정리를 이용하여 (P1)의 해를 구하기 위하여 다음의 <2단계 반복절차(iterative procedure)>를 정의한다:

**<2단계 반복절차>**

**단계 I:** Zhuang & Wu의 알고리즘을 이용하여  $S_x$ 와  $f$ 가 주어졌을 때 나머지 인자들의 최적해를 구한다. 목적함수  $Z$ 값이 전에 구한 것보다 증가하거나 변화가 없으면 중지한다.

**단계 II:** 단계 I의 결과로부터 식 (10)의  $a_i, b_j$ 를 계산한 후 식(14)와 (15)를 이용하여 새로운  $\hat{S}_x$ 와  $\hat{f}$ 를 구하고 단계 I로 간다.

**정리 2.** <2단계 반복절차>는 (P1)의 지역최적해를 생성한다.

**증명.** 임의의 반복회수  $j$ 에 대하여 그때의  $S_x, f$ 값을  $S_x(j), f(j)$ 라 하자. 이  $(S_x(j), f(j))$ 에 대하여 <2단계 반복절차>의 단계 1을 적용하면  $Z$ 값을 최소화하는  $a_i(j), b_j(j)$ 가 구해지는데 그때의 목적함수 값을  $Z(j)$ 라 하자. <2단계 반복절차>가 (P1)의 지역최적해를 생성하는 것을 보이기 위해서는 임의의  $j$ 에 대하여  $Z(j+1) \leq Z(j)$ 가 항상 성립함을 보이면 된다. 우선

$$Z(j) = \sum_i (X_i - a_i(j) S_x(j) f(j))^2 + \sum_j (Y_j - b_j(j) f(j))^2$$

이다. 단계 2를 통하여  $S_x(j+1), f(j+1)$ 를 구하면 이는

$$Z = \sum_i (X_i - a_i(j) S_x f)^2 + \sum_j (Y_j - b_j(j) f)^2$$

를 최소화시키는게 되므로

$$Z(j+1) = \left[ \sum_i (X_i - a_i(j) S_x(j+1) f(j+1))^2 + \sum_j (Y_j - b_j(j) f(j+1))^2 \right] \leq Z(j)$$

가 성립한다. 따라서 <2단계 반복절차>를 수행하면 (P1)의 목적함수  $Z$ 값이 더 이상 감소되지 않을 때 까지 반복수행하면 (P1)의 지역최적해에 도달하게 된다.

다음 절에서는 이상의 성질들을 이용하여 (P1)의 해를 구하기 위한 <2단계 반복절차>를 자세히 설명한다.

**3.1.1 카메라 교정알고리즘**

본 연구에서 제시하는 카메라 교정 알고리즘 절차는 그림 3에 제시된 바와 같다. 우선  $n$ 개의 교정점에 대한 실세계 좌표( $x_{wi}, y_{wi}, z_{wi}$ )와 그에 대응되는 영상상의 좌표 ( $X_i, Y_i$ )를 구한다. 여기서 실세계 좌표값  $z_{wi}$ 는 동일평면상에 존재하기 때문에 편의상  $z_{wi}=0 \forall i$ 로 한다. 영상좌표 ( $X_i, Y_i$ )는 프레임 그래버에 의해 표시되는 좌표계( $X_f, Y_f$ )에서 영상중심 좌표( $C_x, C_y$ )를 제한 것으로  $(X_i, Y_i) = (X_f, Y_f) - (C_x, C_y)$ 로 계산한다. 다음은 초기화 작업으로서  $S_x(0), f(0)$ 의 초기치를 정하고  $j=1, Z(0) =$  임의의 큰 양의 실수로 놓는다. 단계 I에서는 이러한 입력값들을 이용하여 우선 식(5)를 세운 후 최소자승법을 이용하여  $a, t_x, t_y$  값을 구한다. 마찬가지로 이 결과를 가지고 식(6), (7)로부터 최소자승법으로  $\beta, \gamma, t_z, k$  값을 결정한다. 이렇게 되면 단계 II의 입력자료인

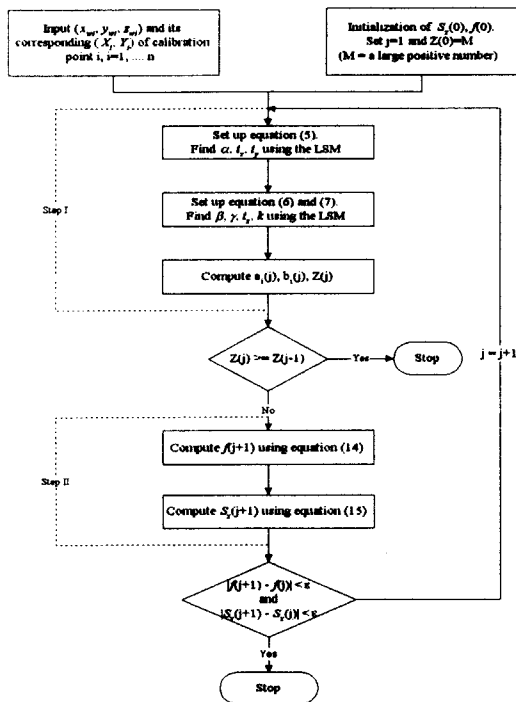


Fig. 3. Flowchart of the iterative 2-stage algorithm.

$a_i(j)$ ,  $b_i(j)$ 와 이 때의 목적함수 값  $Z(j)$ 가 계산될 수 있다. 여기서 종료조건 중의 하나인  $Z(j)$ 값이 감소되지 않으면 종료하고 그렇지 않으면 반복절차를 계속 진행하는 것이 목적함수를 감소시키게 되므로 다음의 단계 II를 진행하게 된다. 즉,  $a_i(j)$ ,  $b_i(j)$ 를 가지고 식(14)와 (15)로부터  $f(j+1)$ 와  $S_x(j+1)$ 을 순차적으로 계산한다. 이 결과 직전의  $S_x$ 와  $f$ 값과의 차이가 거의 없으면 종료하고 그렇지 않으면  $j=j+1$ 로 놓고 단계I로 되돌아가서 전체 알고리즘을 반복 수행하게 된다. 이상의 <2단계 반복절차>의 논리를 그림 4에서 도식화하여 설명하고 있다. 여기서 편의상  $SF_j$ 를 알고리즘을 수행할 때  $j$ 번째 반복에서의  $S_x$ 와  $f$ 의 값을 나타내는 벡터로서  $SF_j=(S_x(j), f(j))$ 로 정의하자. 그림에서 보면 초기치  $SF(0)$ 에 의하여 단계 I을 적용하면  $Z(0)$ 를 얻게 되고 단계 II에서 식(11)을 최소화시키는  $S_x$ 와  $f$ 를 식(16)과 (17)로부터 구하면  $SF(1)$ 이 된다. 이  $SF(1)$ 에서  $Z$ 값은  $Z'(0)$ 이 된다.  $SF(1)$ 에서 다시 단계 I을 적용하면  $Z(1)$ 을 구할 수 있고 단계 II를 통해  $SF(2)$ 로 가게 된다.  $SF(2)$ 의  $Z$ 값은  $Z'(1)$ 가 되고 단계 I을 적용하였을 때  $Z(2)$ 가 된다. 지금 단계 II를 거치면  $SF(3)$ 이 구

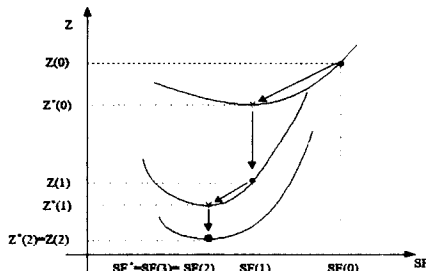


Fig. 4. Schematic diagram showing how solutions are improved by the iterative 2-stage algorithm.

해지는데 이  $SF(3)$ 때의 목적함수 값  $Z'(2)$ 는  $Z(2)$ 와 같고 또한  $SF(3)$ 와  $SF(2)$ 의 값이 같게 나타나기 때문에 여기서 최적값을  $SF(3)$ 로 하고 반복절차를 중단하게 된다. 이 알고리즘은 축척인자  $S_x$ 와 초점거리  $f$ 의 초기치가 필요하다. 이러한 초기치는 편의상 사양상에 표시된 카메라 렌즈의 물리적인 초점거리를 입력하고, 축척인자는 카메라 CCD 센서의 x축 방향의 개수와 프레임 그래버의 x축 화소수의 비를 사용한다. 예를 들어 CCD 센서의 x축 방향의 개수가 768이고 프레임 그래버 화소 개수가 512이면 축척인자는 1.5가 된다. 일반적으로 물리적인 초점거리는 제작상의 비정확성으로 인하여 약  $\pm 5\%$ 의 오차를 가지게 된다. 또한 카메라 교정과정에서 핀홀 모형을 가정하기 때문에 최적화과정을 통하여 계산된 초점거리와 물리적인 초점거리가 일치하지 않는 현상이 발생하게 된다. 따라서 쉽게 구할 수 있는 물리적인 초점거리를 초기치로 사용하는 것이 실용적이다.

#### 4. 카메라 교정 알고리즘의 성능평가

##### 4.1 카메라교정 시스템

본 연구에서 제안된 알고리즘의 성능평가를 위하여 구축된 카메라 교정 시스템의 구성은 아래 그림 5와 같고 그 구성요소는 다음과 같다:

- 1) CCD 흑백카메라: Teli-CS8320B,
- 2) 렌즈: 12mm 렌즈,
- 3) 프레임그래버: 흑백 CI-512 보드,
- 4) Controller: IBM-PC 586(133 MHz).

Teli 카메라는 768(H)× 494(V)개의 센서를 가지고 있으며 그 크기는 8.4(H)× 9.8(V)μ m이고, CI-512 프레임 그래버는 512(X)× 512(Y)× 8bit의 해상도를

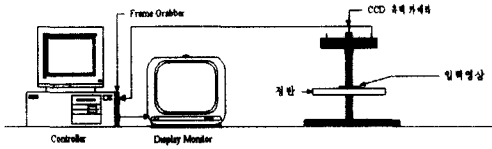


Fig. 5. Configuration of Camera Calibration System.

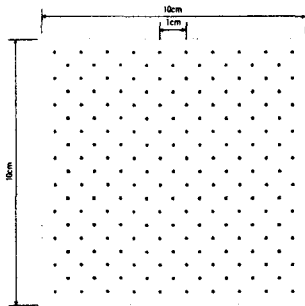


Fig. 6. Image of calibration points.

나타내고 있다. 교정 시스템에 장착된 카메라는 입력영상에 대하여 거의 평행한 위치에 고정되어 있고 카메라와 입력영상과의 거리는 약 340mm에 가시영역(Field of View)은 약 100×100mm<sup>2</sup>이다. 카메라 교정용 입력영상은 기존연구에서 사용한 것보다 정밀도 면에서 상대적으로 떨어지지만 제작이 용이하고 현장 활용성을 제고할 수 있는 것을 사용하였다. 즉, 그래픽 소프트웨어를 이용하여 작도한 뒤 600dpi의 해상도를 가진 프린터를 통해 출력한 입력영상을 사용하였고 접착테이프를 이용하여 정반에 부착하였다. 또한 본 연구에서 개발된 알고리즘을 컴퓨터로 구현하기 위해서 C언어를 이용하였으며 최소자승법의 계산 시에는 역행렬 계산에 많은 장점을 가지고 있는 SVD(Singular Value Decomposition)방법을 이용하였다. 카메라 교정에 있어 가장 중요한 입력정보인 실세계 좌표와 그에 대응되는 영상상의 좌표는 그림 6과 같이 그 동안 문헌에서 자주 다루어진 것과 유사한 2차원 평면위에 있는 181개의 원을 이용하였다. 각 원의 지름은 2mm이고 점들간의 간격은 10mm와 5mm 간격으로 하였다. 교정을 위한 입력영상으로부터 중심을 보다 정밀하게 구하기 위하여 원하는 위치에 입력영상을 고정을 시킨 후, 다음의 영상처리 과정을 사

용하였다. 우선 각 교정점에 대한 대략적인 ROI(region of interest)를 구하기 위하여 이치화(binanzation)한 후 레이블링(labeling)기법을 활용하여 교정점에 속한 화소들을 군집화(clustering)한다. 이와 같이 영상분할이 이루어지고 나면 각 ROI내에 있는 교정점의 중심을 정확하게 추정하도록 우선 잡음(noise) 제거를 위한 영상평활(smoothing)을 수행한다. 영상평활은 정규분포를 따르는 잡음에 뛰어난 성능을 나타내는 가우시안(gaussian) 마스크 중 가장 간단한 3\*3 마스크를 이용하였다. 이렇게 잡음이 제거된 영상에 대하여 각 교정점의 중심은 ROI내의 화소들 중 그 명암도(gray level)가 특정의 임계치인  $F_0$  이하인 것들을 가중치로 활용하여 다음과 같이 구해진다:

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

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

여기서

$(cx_i, cy_i)$  = 기준점  $i$ 의 중심점,

$ROI_i$  = 기준점  $i$ 의 ROI,

$(x, y)$  = 임의의 화소의 영상좌표,

$f(x, y)$  = 화소  $(x, y)$ 의 명암도이다. 본

연구에서  $F_0$  값은 시행착오를 거쳐 구한 100을 사용하였다.

#### 4.2 알고리즘의 수렴성 평가

앞절의 정리 2에서 명시된 것처럼 제안된 알고리즘을 사용하면 주어진 초기치에 대한 지역최적해에 수렴하게 된다. 따라서 전역최적해를 구하기 위해서는 일반적으로 다수의 초기치에 대한 지역최적해를 구하여 이중 가장 우수한 것을 찾아야 하는 번거로움이 있다. 여기서는 제안된 알고리즘의 최적해로의 수렴성 여부를 파악하기 위하여 앞서 기술된 교정점들 중 전 가시영역에 걸쳐서 균일하게 선정된  $n=50$ 개의 교정점을 이용하여 아래와 같은 조건에서 실험을 수행하였다:

초기치  $S_x(0)=1.0, 1.5, 2.0; f(0) = 11.4, 12, 12.6;$   
 성능평가 척도:  $MRSE(\text{Mean Root Square Error}) = \sqrt{Z/n}.$

여기서 성능평가척도로 MRSE를 택한 이유는 X축 및 Y축으로의 오차를 하나의 지수로 표현할 수 있을 뿐만 아니라 추정좌표인 식(8)과 (9)의 우향과



그에 대응되는 실세계 좌표와의 거리를 나타내기 때문에 그 오차의 정도를 쉽게 인식할 수 있기 때문이다. 초기치  $f(0)$ 값은 실제 사양상의 초점거리인 12mm로 부터  $\pm 5\%$ 의 한계를 설정하였다.

주어진 각 초기조건에 대하여 제안된 교정 알고리즘을 적용시킨 결과는 그림 7에 정리된 바와 같다. 그림 7의 (a), (b), (c)의 경우는  $f(0) = 12.0$ 로 고정되어 있을 때  $S_x$ 가 1.492(그때의 MRSE  $\approx 0.46$ 화소)에 모두 수렴함을 보여주고 있다. 또한 그림 6의 (d), (b), (e)는  $S_x(0)=1.5$ 일 때  $f(0)$ 값에 상관없이  $S_x$ 가 동일한 값으로 수렴함을 나타내고 있다. 그러나  $f$ 값은 일정한 값으로 수렴하지 않고 초기치에 따라 그 값이 상이하게 나타난다. 이상의 결과로부터  $S_x$ 는 일정한 값에 수렴하나  $f$ 는 그렇지 않음을 알 수 있다.  $S_x$ 가 이렇게 수렴하는 이유는  $\mu = f_x/f_x = a'_x/d_x S_x$  이므로  $S_x$ 의 역함수로 표현되는데 식(5)에서  $a$ ,  $t_x$ ,  $t_y$ 가 결정되면  $f$ 와 상관없이 그 값이 결정되어지기 때문으로 해석된다.

### 4.3 성능평가

본 연구에서 개발된 알고리즘의 성능평가를 위하여 그 성능에 영향을 미칠 가능성이 있는 두 가지 영향 요소를 고려하였다. 즉, 총 181개의 교정점들 중 어떤 점을 사용하는가의 문제와 몇 개의 교정점을 사용하는가의 문제를 고려하였다. 우선 첫 번째 문제를 고려한 이유는 첫째로 그림 5의 교정점들 중 어느 부위의 점을 입력자료로 사용하느냐에 따라 알고리즘의 성능평가 결과에 변화를 줄 수 있기 때문이다. 그 예로 카메라와 교정영상의 상대적인 위치로 인하여 그림 5의 중심부분은 다른 부분에 비하여 상대적으로 렌즈왜곡으로 인한 영향을 적게 받게 된다. 따라서 이들을 이용하여 카메라 교정을 하면 교정에서 발생하는 오차자체는 적어질 수 있으나 나머지 점들에 대한 고려가 적기 때문에 알고리즘의 성능이 저하될 가능성이 커지기 때문이다. 이와 같이 교정점들의 위치에 따른 성능상의 변화를 파악하기 위하여 총 181개의 입력점들을 3 부류로 나누어서 교정점 그룹으로 선정하였다. 각 그룹의 교정점들의 수는 통계적 신뢰도를 높이기 위하여 25개씩으로 정하였다. 첫 번째 그룹은 “균일” 교정점 그룹으로서 그림 8(a)에서 보는 바와 같이 전체 가시영역을 골고루 반영하여 줄 수 있는 점들로 선정이 되었고, 두 번째 그룹인 “왜곡” 교정

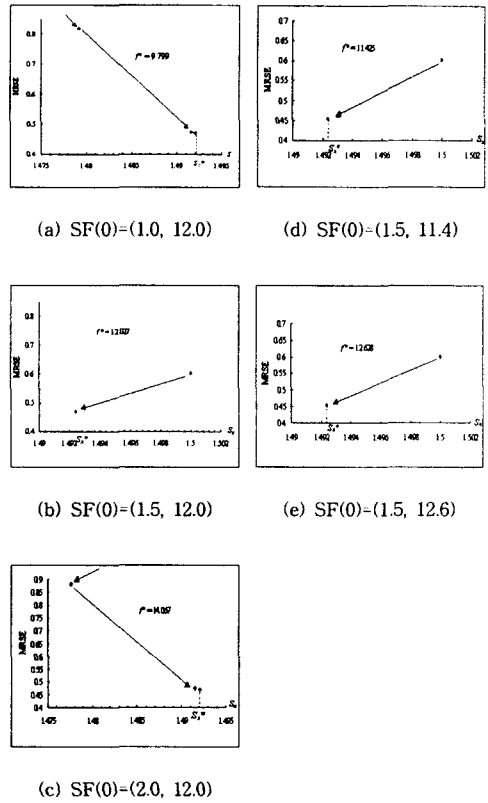
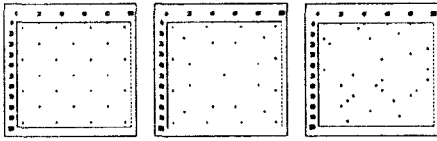


Fig. 7. Experimental results showing the convergence of 2-stage algorithm.

점 그룹은 그림 8(b)와 같이 렌즈의 왜곡현상으로 인하여 교정오차가 상대적으로 커질 것으로 예상되는 지역의 점들로 이루어져 있다. 그리고 세 번째 “무작위” 그룹은 그림 8(c)의 예처럼 181개 점들 중 무작위로 선정된 점들을 의미한다. 무작위 그룹의 통계적 신뢰성을 제고하기 위하여 모두 25회에 걸쳐서 서로 다르게 구성된 무작위 그룹을 평가하였다. 이와 같이 선정된 각 그룹의 교정점들을 가지고 제안된 알고리즘에 적용하여 카메라 인자들의 값을 추정한 다음, 교정된 내용에 대한 성능평가를 위하여 입력 영상내의 181개점들 모두 사용하여 평가치를 구하였다. 성능평가에 사용된 평가지수는 앞서 정의된 MRSE 이외에 교정점의 실세계좌표  $(x_{wi}, y_{wi})$ 와 식(3)과 (4)를 역변환하여 구한 추정 실세계좌표  $(x'_{wi}, y'_{wi})$ 와의 거리를 의미하는 평가지수로서 다음과 같이 정의되는 IWPE(Image to World



(a) (b) (c)

- (a) A Uniform calibration- point group.
- (b) A distorted calibration- point group.
- (c) A random calibration- point group.

Fig. 8. Distribution of calibration points.

Coordinate Prediction Error)를 사용하였다:

$$IWPE = \sum_i \sqrt{(x_{wi} - x'_{wi})^2 + (y_{wi} - y'_{wi})^2}$$

$$\text{단, } x'_{wi} = \frac{Ax_i Bx_i + Cx_i Dx_i}{Ex_i Fx_i - Gx_i Hx_i} \quad y'_{wi} = \frac{Ay_i By_i + Cy_i Dy_i}{Ey_i Fy_i - Gy_i Hy_i}$$

$$Ax_i = f_x t_x - f_y k r'^2 - t_x Y_i \quad Bx_i = -f_x \sin \alpha + f_y k r'^2 \sin \alpha - \gamma X_i$$

$$Cx_i = -t_x X_i + t_y f_x k r'^2 t_x \quad Dx_i = \gamma Y_i - f_y \cos \alpha + f_y k r'^2 \cos \alpha$$

$$Ex_i = -\beta X_i - f_x \cos \alpha + f_y k r'^2 \cos \alpha \quad Fx_i = \gamma Y_i - f_y \cos \alpha + f_y k r'^2 \cos \alpha$$

$$Gx_i = -f_x \sin \alpha + f_y k r'^2 \sin \alpha - \gamma X_i \quad Hx_i = f_y \sin \alpha - f_y k r'^2 \sin \alpha + \beta X_i$$

$$Ay_i = f_y \sin \alpha - f_y k r'^2 \sin \alpha - \beta Y_i \quad By_i = -t_x X_i + f_x t_x - f_x k r'^2 t_x$$

$$Cy_i = -\beta X_i - f_x \cos \alpha + f_y k r'^2 \cos \alpha \quad Dy_i = f_y t_x - f_y k r'^2 t_x - t_x Y_i$$

$$Ey_i = \gamma Y_i - f_y \cos \alpha + f_y k r'^2 \cos \alpha \quad Fy_i = -\beta X_i - f_x \cos \alpha + f_y k r'^2 \cos \alpha$$

$$Gy_i = -f_y \sin \alpha + f_y k r'^2 \sin \alpha - \gamma X_i \quad Hy_i = f_y \sin \alpha - f_y k r'^2 \sin \alpha + \beta X_i$$

이상과 같이 주어지는 상황에서 실험한 결과가 표1에 정리되어 있다. 표1의 2번째 열에 주어진 MRSE<sub>0</sub>는 교정에 사용된 점들에 대한 MRSE를 나타낸 것인데 왜곡 교정점 그룹이 0.4246으로서 균일 교정점 그룹의 0.4301과 무작위 교정점 그룹의 평균인 0.4466보다는 가장 작으므로 상대적으로 우수한 것으로 나타났다. 반면에 입력영상상의 모든 점들에 대한 평가지수인 MRSE와 IWPE 값 모두 무작위 평균 보다는 우수하나 균일 교정점 그룹보다는 열등한 결과를 보였다. 이와 같은 결과는 바로 앞서 언급된 바와 같이 교정 영상의 전체적인 정보를 나타낼 수 있는 점을 사용하지 않고 일부분의 정보를 사용함으로써 발생하는 것으로서 사용된 교정점 자체에 대한 MRSE는 상대적으로 낮지만 IWPE를 계산할 때는 모든 교정점을 대상으로 하기 때문에 IWPE는 상대적으로 높게 나타난 것이다. 이와 같이 입력자료에 따라 알고리즘의 결과가 모순될 수 있기 때문에 카메라 교정시 반드시 교정영상의 특성을 충분히 반영해 줄 수 있는 입력자료를

Table 1. Summary of the experimental results for investigating the effect of calibration-point distribution.

Group	MRSE <sub>0</sub>	X <sub>cal</sub>	Y <sub>cal</sub>	MRSE <sub>0</sub>	X <sub>cal</sub>	Y <sub>cal</sub>	IWPE
uniform	0.4246	0.2289	0.2889	0.4246	0.0538	0.0746	0.1098
distorted	0.4246	0.2131	0.2879	0.4246	0.0506	0.0775	0.1056
random 1	0.4489	0.2743	0.3074	0.4489	0.0646	0.0802	0.1203
random 2	0.4493	0.2421	0.3071	0.4493	0.0571	0.1006	0.1287
random 3	0.4487	0.2465	0.3713	0.4488	0.0581	0.0882	0.1239
random 4	0.5966	0.2314	0.3782	0.5484	0.0781	0.0985	0.1340
random 5	0.5405	0.3706	0.4816	0.6618	0.0885	0.1257	0.1656
random 6	0.6982	0.2311	0.6186	0.6937	0.0547	0.1408	0.1775
random 7	0.4483	0.3147	0.3130	0.4483	0.0742	0.0815	0.1201
random 8	0.3897	0.2746	0.3211	0.4689	0.0645	0.0836	0.1165
random 9	0.3853	0.2582	0.2340	0.3761	0.0804	0.0883	0.0828
random 10	0.3453	0.3718	0.2827	0.5090	0.0811	0.0752	0.1239
random 11	0.3897	0.1998	0.3868	0.3896	0.0471	0.0772	0.0895
random 12	0.3465	0.2687	0.3713	0.4484	0.0646	0.0865	0.1227
random 13	0.3771	0.3598	0.2403	0.4656	0.0885	0.0806	0.1130
random 14	0.4040	0.5311	0.4816	0.7403	0.1243	0.1216	0.1387
random 15	0.3897	0.3776	0.3882	0.4654	0.0882	0.0700	0.1126
random 16	0.3880	0.3738	0.2274	0.4752	0.0883	0.0882	0.1160
random 17	0.3789	0.3694	0.5283	0.5234	0.0884	0.0885	0.1287
random 18	0.5992	0.4130	0.5479	0.7327	0.0970	0.1429	0.1838
random 19	0.2898	0.2288	0.2300	0.3488	0.0543	0.0397	0.0603
random 20	0.2481	0.2896	0.3339	0.4805	0.0705	0.0861	0.1198
random 21	0.3883	0.2897	0.2321	0.3712	0.0295	0.0684	0.0800
random 22	0.5322	0.2340	0.4111	0.5070	0.0548	0.1089	0.1282
random 23	0.3742	0.2596	0.2340	0.3884	0.0612	0.0298	0.0899
random 24	0.3866	0.5140	0.3048	0.6038	0.1212	0.0532	0.1456
random 25	0.5483	0.3498	0.3821	0.5403	0.0753	0.0895	0.1349
Average of random groups	0.4466	0.3154	0.3372	0.5101	0.0743	0.0877	0.1168
Maximum of random groups	0.6982	0.5311	0.6186	0.7403	0.1243	0.1408	0.1887
Minimum of random groups	0.2898	0.1998	0.1825	0.3488	0.0471	0.0290	0.0602

사용해야 함을 알 수 있다. 또한 표 1에서 무작위 교정점 그룹들 중 최대 평가지수 값과 최소 평가지수 값의 차이가 크게 나타나 그룹들간의 편차가 상당한 것을 알 수 있다. 그러나 일부 무작위 그룹의 성능평가 결과가 뛰어난데도 불구하고 전체적으로 볼 때는 균일 교정점그룹 보다는 열등한 것으로 평가된다. 따라서 교정점 그룹의 유형에 따라 카메라 교정성능에 미치는 영향이 크기는 하나 균일한 교정점 그룹을 이용하여 교정을 수행하는 것이 실용적이면서 동시에 비교적 우수한 성능을 기대할 수 있을 것으로 판단된다.

두번째 성능평가에서 고려한 것은 교정점 그룹의 크기가 알고리즘 성능에 미치는 효과이다. 교정인자들의 값을 구하기 위하여 이론적으로는 식(5)와 (6), (7)로 이루어진 비선형방정식을 풀기 위하여 최소 5개의 교정점에 대한 자료만으로도 충분하다. 반면에 입력영상에 주어진 모든 점들을 사용할 수도 있다. 일반적으로 교정점들의 수가 많아지면 식 (5)와 (6), (7)에 대한 역행렬을 구하는 데 컴퓨터 기억용량이 증대되고 수치연산에 발생하는 반올림 오차의 영향이 커지게 된다. 따라서 적정수의 교정점들을 사용하는 것이 이들로 인한 역효과를 최소화할 수 있다. 본 연구에서는 이를 위하여 앞서 분석하였듯이 안정된 성능을 나타낼 것으로 판단되는

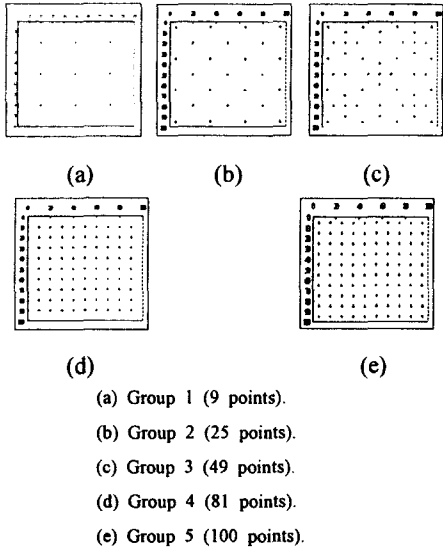


Fig. 9. Distributions of uniform calibration point group used for investigating the effect of group size.

Table 2. Performance comparison between Zhuang & Wu's method and the iterative 2-stage algorithm.

Group	Zhuang & Wu			Iterative method		
	$X_{(opt)}$	$Y_{(opt)}$	MRSE <sub>(opt)</sub>	$X_{(opt)}$	$Y_{(opt)}$	MRSE <sub>(opt)</sub>
uniform	2.20002	2.65900	3.75147	0.2288	0.2869	0.4035
distorted	2.23919	2.62019	3.75035	0.2151	0.2979	0.4055
random19	1.86159	3.18009	3.98415	0.2298	0.2300	0.3648
Group	$X_{(opt)}$	$Y_{(opt)}$	IWPE <sub>(opt)</sub>	$X_{(opt)}$	$Y_{(opt)}$	IWPE <sub>(opt)</sub>
uniform	0.53220	0.67019	0.92962	0.0538	0.0746	0.1008
distorted	0.54196	0.66061	0.92926	0.0506	0.0775	0.1016
random19	0.45036	0.79564	0.98708	0.0543	0.0597	0.0905

균일 교정점 그룹을 이용하였는데 그 크기를 그림 9에서 보는 바와 같이 9, 25, 49, 81, 100개로 변화 시켜가면서 성능평가 실험을 수행하였다. 그림 10에서는 이 실험결과를 그래프로 도시하여 보여주고 있다. 이 결과를 보면 그룹 크기가 증가함에 따라 어느 정도까지 즉, 25일 때까지는 MRSE와 IWPE가 감소하다가 그 이후에는 뚜렷한 개선효과가 나타나지 않는 것을 알 수 있다. 이것으로부터 균일한 교정점 그룹을 사용하되 크기가 어느 정도 이상인 교정점 그룹을 알고리즘에 사용하는 것이 우수한 성능을 발휘할 수 있는 것으로 판단된다. 이 경우에는 25개가 적정 개수인 것으로 보인다.

마지막으로, Zhuang & Wu의 알고리즘과 본 연

구에서 제안된 알고리즘의 우수성을 평가하여 보았다. 이를 위하여 앞서 평가된 세가지 그룹에 대하여 Tsai의 비동일평면 카메라 교정을 거쳐  $S_x$ 와  $f_y$ 에 대한 초기값을 구한 다음 Zhuang & Wu의 알고리즘을 이용하여 카메라 교정을 수행한 결과가 표 2에 정리되어 있다. 이 표에서 보면 전체적인 오차가 본 연구에서 제안된 알고리즘에 비해 엄청나게 크게 나타나고 있다. 이것은 우선적으로 Tsai의 비동일평면 카메라 교정을 이용하여 구한 초기치  $S_x$ 와  $f_y$ 값이 그 최적해와 상당한 차이가 있을 수 있기 때문으로 해석된다. 또한 기존 연구와 본 평가에 사용된 카메라 교정영상들의 정밀도 차이와 영상 획득 하드웨어의 안정성 차이가 영향을 주었을 것으로 생각된다.

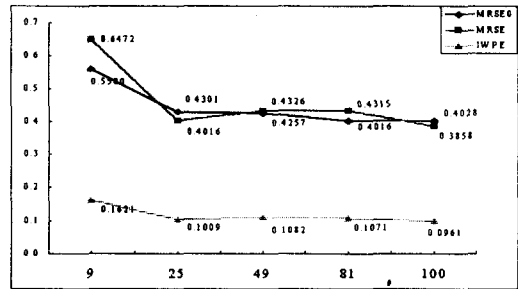


Fig. 10. Experimental results showing the effect of group size on the calibration performance.

### 5. 결론

본 연구에서는 기존의 약조건하의 카메라 교정 알고리즘이 내포하고 있는 많은 제약점을 극복한 새로운 알고리즘을 제시하였다. 아울러 알고리즘의 특성을 파악하기 위하여 카메라 교정을 위한 교정점 자료 유형과 그 크기가 성능에 미치는 영향을 분석하였다. 알고리즘의 성능은 입력영상을 위한 교정점 도형을 컴퓨터 소프트웨어를 통한 프린터 출력으로 제작하였기 때문에 그 자체에 교정정밀도의 저하를 내재하고 있음에도 불구하고 기존의 연구결과와 보다도 훨씬 우수한 것으로 나타났다. 본 연구에서 개발된 알고리즘은 약조건하의 카메라 교정이 필요한 다양한 머신비전 시스템에 적용 가능할 것으로 예상되며 또한 로봇비전(robot vision)시스템의 카메라 교정도 적용이 가능할 것으로 보인다. 전체적인 알고리즘의 정밀도 향상은 교정용 입력영상의 정밀성 확보와 영상획득 하드웨어의 안

정성을 증대함으로써 더 감소시킬 수 있을 것으로 예상된다.

### 후기

이 연구는 계명대학교 대학원 학생 학술연구장학금에 의한 것임

### 참고문헌

1. 이문규, 이정화, "다층퍼셉트론의 정합 근사화에 의한 2차원 영상의 카메라 오차보정," 제어 · 자동화 · 시스템공학회지, Vol. 4, No. 4, pp. 280-286, 1998.
2. 이상경, 이연주, 이만희, 장동식, "머신 비전에 의한 측정 시 오차보정," 대한산업공학회 95' 추계 학술 대회 발표집, pp. 337-381, 1995.
3. Chatterjee, C., Roychowdhury, V. P., and Chong, K. P., "A Nonlinear Gauss-Seidel Algorithm for Noncoplanar and Coplanar Camera Calibration with Convergence Analysis," *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 67, No. 1, pp. 58-80, 1997.
4. Jacoby, S. L. S., Kowalik, J. S., and Pizzo, J. T., *Iterative Methods for Nonlinear Optimization Problems*, Prentice-Hall, New-Jersey, U.S.A, 1972.
5. Lenz, R. K. and Tsai, R. Y., "Techniques for Calibration of the Scale Factor and Image Center for High Accuracy 3-D Machine Vision Metrology," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 10, No. 5, pp. 713-720, 1988.
6. Tsai, R. Y. and Lenz, R. K., "Review of the Two-stage Camera Calibration Technique Plus Some New Implementation Tips and New Techniques for Center and Scale Calibration," in *Proc. 2nd Topical Mtg. Machine Vision, Opt., Soc. Amer.*, Lake Tahoe, NV, Mar. 18-20, 1987.
7. Tsai, R. Y., "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.
8. Weng, J., Cohen, P., and Herniou, M., "Camera

Calibration with Distortion Models and Accuracy Evaluation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 10, pp. 965-980, 1992.

9. Zhuang, H. and Wu, W.-C. , "Camera Calibration with Near-Parallel(III-Conditioned) Calibration Board Configuration," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 12, No. 6, pp. 918-921, 1996.