

# 컴퓨터 視覺에 의거한 測定技術 및 測定誤差의 分析과 補正\*

## Computer Vision Based Measurement, Error Analysis and Calibration

黃 憲\*\*, 李 忠 鎬\*\*

H. Hwang, C.H. Lee

### Summary

When using a computer vision system for a measurement, the geometrically distorted input image usually restricts the site and size of the measuring window. A geometrically distorted image caused by the image sensing and processing hardware degrades the accuracy of the visual measurement and prohibits the arbitrary selection of the measuring scope. Therefore, an image calibration is inevitable to improve the measuring accuracy. A calibration process is usually done via four steps such as measurement, modeling, parameter estimation, and compensation. In this paper, the efficient error calibration technique of a geometrically distorted input image was developed using a neural network.

After calibrating a unit pixel, the distorted image was compensated by training CMLAN(Cerebellar Model Linear Associator Network) without modeling the behavior of any system element. The input/output training pairs for the network was obtained by processing the image of the devised sampled pattern. The generalization property of the network successfully compensates the distortion errors of the untrained arbitrary pixel points on the image space. The error convergence of the trained network with respect to the network control parameters were also presented.

The compensated image through the network was then post processed using a simple DDA(Digital Differential Analyzer) to avoid the pixel disconnectivity. The compensation effect was verified using known sized geometric primitives. A way to extract directly a real scaled geometric quantity of the object from the 8-directional chain coding was also devised and coded.

Since the developed calibration algorithm does not require any knowledge of modeling system elements and estimating parameters, it can be applied simply to any image processing system. Furthermore, it efficiently enhances the measurement accuracy and allows the arbitrary sizing and locating of the measuring window. The applied and developed algorithms were coded as a menu driven way using MS-C language Ver. 6.0, PC VISION PLUS library functions, and VGA graphic functions.

---

\* 이 논문은 1991년도 교육부지원 한국학술진흥재단의 자유공모과제 학술연구 조성비에 의하여 연구되었음.  
\*\* 成均館大學校 農科大學 農業機械工學科

## 1. 서론

최근 농업을 비롯하여 생물자원을 다루는 분야에 있어 자동화를 통한 생산성 향상과 상품의 규격화를 통한 질적 우위를 확보하려는 움직임이 활발하다. 하지만, 자동화를 추진하는데 있어서 대상체의 정보가 규격화 되어있지 않고 가변적이어서 보다 고기능의 그리고 유연성이 있는 시스템의 구축이 필요하다. 이 경우, 작업자의 시각기능에 상응하는 비접촉측정기술로서, 컴퓨터를 이용한 영상처리 기술이 필수적으로 요구된다.<sup>12)</sup>

컴퓨터 영상처리에 의하여 대상물을 측정하는 경우, 비디오카메라 및 영상처리 하드웨어로 인하여 입력영상은 배럴(Barrel) 또는 핀쿠션(Pin Cushion) 형태의 기하학적 비선형 왜곡현상을 보인다.<sup>6, 11)</sup> 그러므로 컴퓨터 영상처리에 의한 대상체 정보의 추출이나 측정은 대개 오차가 비교적 없는 화면 중앙부에 대상체를 위치시키고 국부적인 윈도우를 설정하여 수행한다. 이 경우, 측정 윈도우의 크기와 설정위치 그리고 단위화소가 갖는 실측크기가 제한되는 문제점이 따른다. 따라서 카메라 렌즈 및 영상처리 하드웨어의 비선형적 특성에 의해 입력영상에 야기되는 기하학적 왜곡을 효과적으로 보정하여 측정 정밀도를 향상시키는 것이 필요하다.

일반적으로 컴퓨터 영상처리에 의한 측정 시스템은 시스템을 구성하는 하드웨어의 성능에 따라 측정정도가 달라질 수 있다. 특히, 영상입력 장치로서 CCD(Charge Coupled Device)보다 비디콘(Vidicon) 카메라를 사용하는 경우 영상의 왜곡현상이 보다 심하게 나타난다. 기하학적 영상왜곡의 보정은 입력영상의 왜곡된 각 그리드(Grid)에 수평과 수직방향으로 Polynomial Curve Fitting을 한 후 역보정 함수를 구하여 이에 의해 각 화소를 보정하는 방법<sup>6)</sup>과 영상시스템을 구성하는 각 하드웨어에 대한 왜곡모델을 구하여 이를 통하여 보정하는 방법이 있다. 본 연구에서는 소프트웨어를 통해서 측정 시스템을 구성하는 하드웨어에 무관하게 측정 정밀도를 향상시키고, 측정 윈도우 설정에 따른 제약조건을

극복할 수 있도록 하는 알고리즘을 제시한다. 그리고 측정과 관련하여, 기초가 되는 단위화소의 실측과 대상체 외관의 기하학적 특징을 효율적으로 실측하는 방법을 제시한다.

영상처리 시스템을 구성하는 장치의 종류 및 성능에 관계없이 측정 정밀도를 향상시키기 위하여, 카메라렌즈를 비롯한 영상처리 하드웨어의 모델을 대신하는 블랙박스로서 인간의 뇌세포 구조와 기능을 근사적으로 모델링한 소뇌모델 선형조합 신경회로망(Cerebellar Model Linear Association Network)을 이용하였으며 신경회로망 학습에 의거하여 비선형적 입력 영상 오차를 보정하는 알고리즘을 개발하였다. 부수적으로, 입력 영상오차를 수집하는 프로그램을 개발하여 영상오차를 분석하였고 이를 통해 오차가 거의 없는 윈도우의 설정을 할 수 있도록 하였으며 보정 입력영상에 대한 후처리를 통하여 화면상의 대상체 위치에 관계없이 신뢰할 만한 측정 데이터를 얻을 수 있도록 하였다.

대상체의 실측정보를 추출하기 위한 전처리 과정으로서 다치 입력영상의 이치화와 Kitchen의 8방향 벡터방향에 따른 탐색 알고리즘<sup>10)</sup>을 이용하였으며 분할된 이치영상에 대하여 체인코딩을 수행시켜 얻어지는 체인벡터의 정보를 실측계수를 이용하여 바로 대상체의 기하학적 실측정보를 얻도록 식을 유도하고 이를 코딩하였다.

## 2. 실험 장치 및 재료

본 연구에서는 그림 1과 같이 영상처리 시스템을 구성하였으며 기본적으로 영상입력부, 신호처리부, 출력부로 나뉜다. 입력센서부에 해당하는 영상입력 장치로는 Sony사의 저조도 흑백 CCD 카메라를 사용하였으며 카메라에서 출력된 영상신호는 RS-170 형태의 아날로그 신호 값을 가진다. 프레임그래버(Frame Grabber)로는 8비트의 Gray 값과 640×480 화소를 저장하 Image Technology Inc.의 PFG 보드를, 그리고 주 컴퓨터는 IBM PC호환 386-DX기종을 사용하였다. 영상출력은 영상처리 전용의 RGB 모니터

를 사용하였으며, 영상출력에 상응하도록 컴퓨터 모니터를 통하여 그래픽으로 출력시켰다.

실험재료로서는 입력 영상오차를 산출하기 위하여 108점(12×9)과 234점(18×13)을 일정한 격으로 표시한 보정용 샘플영상을 제작하였고, 오차보정 후의 성능검색을 위하여 치수를 아는 원 및 정사각형의 도형을 이용하였다.

주위조명의 영향을 적게 받고 비교적 균일한 조도를 얻기 위하여 링(Ring)형의 20W 형광등과 1.5mm 두께의 백색 아크릴판을 부착한 조명장치와 카메라 위치고정 장치를 제작하였다.

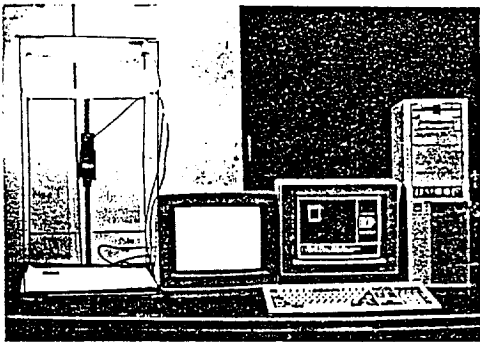


Fig.1 Image processing system.

### 3. 전처리와 실측 영상정보의 추출

#### 가. 영상분할과 영상원화

영상이치화는 다치 입력영상을 경계값 T를 이용하여 다음과 같이 이치화하는 것으로  $f(i, j)$ 와  $g(i, j)$ 는 화소위치  $(i, j)$ 에 대한 입력영상의 Gray 값들을 각각 나타낸다.

$$g(i, j) = \begin{cases} 255 & : f(i, j) \geq T \\ 0 & : f(i, j) < T \end{cases}$$

여기서, 경계값 T는 자동으로 결정할 수도 있으나 본 연구에서는, 입력영상의 수집시, 각종 잡음점이 제거되도록 경계값을 컴퓨터의 키보드를 이용하여 설정하였다.

영상의 이치화에 있어 잡음은 불규칙한 경계, 작은구멍, 모서리부의 훼손, 그리고 고립점들을

야기시키는데, 처리시간을 고려하여 논리연산식에 의한 8근방(Neighbor) 화소 비교기법을 이용하여 잡음점을 제거하였다.<sup>5,7)</sup>

#### 나. 체인코딩에 의한 실측 기하학적 영상정보의 추출

본 연구에서는 체인코딩시 얻어지는 대상체의 경계(Boundary)에 해당하는 화소들의 XY 좌표값과 체인벡터의 효율적 탐색 및 방향성분 정보에 의해 윤곽을 추출하는 Kitchin의 알고리즘<sup>8)</sup>을 이용하였다. 대상체의 둘레, 면적, 1차 모멘트, 도심, 원형도, 복잡도 등의 실측 기하학적 정보를 바로 산출하도록 단위화소의 실측크기를 이용하여 식을 유도하고 이를 코딩하였다.

##### 1) 실측둘레

설정된 카메라 위치에서 단위화소의 크기를 측정한 결과, 화소의 크기는 세로(CX)에 대한 가로(CY)의 비가 1.225로 나타났다. 단위화소가 나타내는 실제크기는 카메라와 대상체의 거리에 따라 달라진다. 기준량 1에 대한 실측길이를 실측 변환계수로서 CV라 하면 8방향 체인코딩으로 얻어지는 수평, 수직 그리고 대각선 방향요소에 대한 실측값은 CV를 곱하여 얻을 수 있다. 따라서 대상체의 둘레는 다음식으로 구해진다.

$$\text{둘레} = [(ODDH \times CX) + (ODDV \times CY) + (EVEN \times CD)] \times CV$$

여기서,  $CX = 1$

$CY = 1.225$

$CD = (CX^2 + CY^2)^{1/2}$

CV = 실측변환 계수

ODDH = 수평방향 화소의 총갯수

ODDV = 수직방향 화소의 총갯수

EVEN = 대각선방향 화소의 총갯수

##### 2) 실측면적

추출된 윤곽에 의해 둘러 쌓인 물체의 면적은  $Y=0$  또는  $X=0$ 의 기준선으로 부터 각 경계화소가 갖는 8개의 체인벡터(그림 2)의 위치에 의

하여 얻어진다. 표 1은 각 방향요소로부터 산출되는 면적값을 나타낸다. 따라서 순면적은 각 방향벡터가 갖는 면적의 전체합으로서 다음과 같이 구할수 있다.

$$NET \text{ AREA} = \text{AREA}_1 + \Sigma \text{AREA}_2 + \dots + \Sigma \text{AREA}_8$$

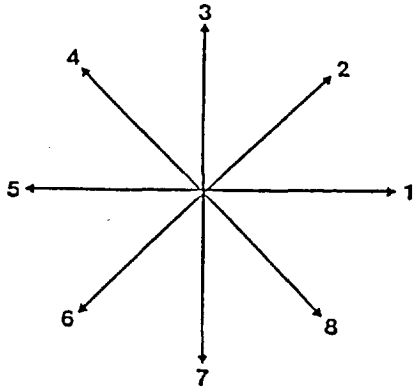


Fig.2. 8-directional chain vector.

3) X, Y축에 대한 실측 모멘트

X=0, Y=0 기준선에 대한 단면 1차 모멘트는 다음식으로 표시된다.

$$M_x = \int_0^y y \cdot dA \quad M_y = \int_0^x x \cdot dA$$

각 방향성분 벡터의 X축과 Y축에 대한 단면 1차

Table 1. Area computed from each chain vector.

Vector	Area
1	SCX · SCY · y
2	SCX · (SCY · y - 0.5)
3	0
4	-SCX · (SCY · y - 0.5)
5	-SCX · SCY · y
6	-SCX · (SCY · y + 0.5)
7	0
8	SCX · (SCY · y + 0.5)

Remark : SCX=Real size of X directional side of a unit pixel

SCY=Real size of Y directional side of a unit pixel

모멘트는 각각 표 2와 3에 나타나 있다. 각 방향 벡터가 갖는 단면 1차모멘트의 전체합은 다음과 같이 구한다.

$$NET M_x = \Sigma M_{x1} + \Sigma M_{x2} + \dots + \Sigma M_{x8}$$

$$NET M_y = \Sigma M_{y1} + \Sigma M_{y2} + \dots + \Sigma M_{y8}$$

4) 도심점, 원형도, 복잡도

체인코딩 완료와 동시에 얻어지는 면적의 전

Table 2. Moment  $M_x$  computed from each chain vector.

Vector	$M_x$
1	SCX · yn <sup>2</sup> /2
2	SCX · (yn <sub>2</sub> - 2yn + 1) + SCX/SCY · (0.5yn - 1/3)
3	0
4	-SCX · (yn <sup>2</sup> - 2yn + 1) - SCX/SCY · (0.5yn + 1/3)
5	-SCX · yn <sup>2</sup>
6	-SCX · yn <sup>2</sup> /2 - SCX/SCY · (3yn + 1)/6
7	0
8	SCX · yn <sup>2</sup> /2 + SCX/SCY · (3yn + 1)/6

Remark : yn = SCY · y

= Scaled Y coord. of a chain element

모니터 화면상에서 좌측상단의 사분면에 오도록 한다. 입력된 다치영상을 키보드에 의한 경계치 변환을 통하여 잡음이 없는 이치영상으로 변환한다. 그리고 이치영상에서의 잡음점을 제거하기 위하여 영상완화 처리를 한 후 체인코딩을 수행한다. 체인코딩으로 부터 산출되는 각 샘플점들의 도심점과 샘플형상에 표시된 점들의 실제값과의 차를 저장한다. 여기서 샘플형상에 표시되어 있는 점들은 입력영상의 비선형적 왜곡 현상으로 인하여 좌에서 우로 순차적으로 입력되지 않는다. 따라서 실제점과 입력된 영상점을 일치시키기 위하여 별도의 분류(Sorting)루틴을 추가하였다.

Table 4. Measured size of unit pixel under various gray levels(unit : mm).

Threshold	SCX	SCY
70	0.645161	0.530973
80	0.645161	0.526316
90	0.645161	0.526316
100	0.645161	0.526316
110	0.645161	0.526316
120	0.645161	0.521739
130	0.638298	0.521739
Average	0.644181	0.525674
Ratio	1.225438	1

Remark : SCX=Real size of X directional side of a unit pixel

SCY=Real size of Y directional side of a unit pixel

샘플점에 대한 입력 영상오차를 그림 4에 도시하였으며 그림 5는 학습 블럭도를 나타낸다.  $X_d$ 와  $Y_d$ 는 샘플형상의 각 샘플점들에 대한 실측 XY좌표값으로서 이상적 좌표값을 나타낸다. 영상입력된 샘플점들의 도심좌표값  $X_c, Y_c$ 로부터 각 샘플점이 갖는 좌표오차  $\Delta X$ 와  $\Delta Y$ 를 다음과 같이 구한다.

$$\Delta X = X_d - X_c \quad \Delta Y = Y_d - Y_c$$

그리고 영상으로 입력된 샘플점들의 도심좌표  $X_c$ 와  $Y_c$  그리고 이에 상응하는 오차  $\Delta X$ 와  $\Delta Y$ 는 신경회로망 학습을 위한 입력쌍을 이룬다.

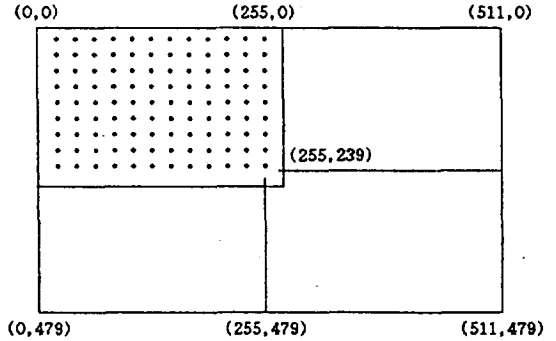


Fig.3. Sample pattern used for collecting input image error.

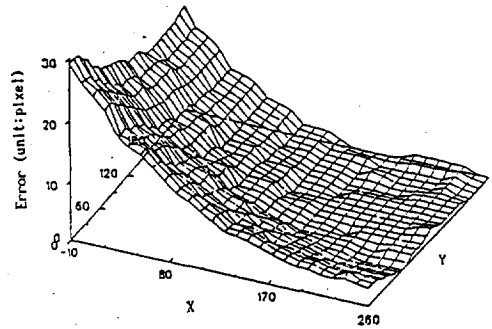


Fig.4. Amount of distortion errors of sampled points.

#### 다. 소뇌모델 신경회로망 학습에 의한 입력영상오차의 보정

본 연구에서는 영상처리 시스템의 하드웨어로 인하여 야기되는 비선형적 왜곡현상을 소프트웨어적 처리로서 보정하도록 하였다. 입력영상의 모든 화소점에 대한 보정치를 커브피팅(Curve Fitting)에 의하여 모델링한 후 이의 좌표 역변환으로서 구하기 보다는 신경회로망의 일종인 소뇌모델 선형조합 신경망을 블랙박스로 하여 보정용 샘플패턴의 샘플점들을 영상으로 입력하여 얻은 도심좌표와 이에 상응하는 오차를 입력

Table 3. Moment  $M_y$  computed from each chain vector.

Vector	$M_y$
1	0
2	$SCY \cdot xn^2/2 + SCY/SCX \cdot (0.5xn + 1/6)$
3	$SCY \cdot xn^2/2$
4	$SCY \cdot (xn^2 - 2xn + 1)/2 + SCY/SCX \cdot (0.5xn - 1/3)$
5	0
6	$-SCY \cdot (xn^2 - 2xn + 1)/2 - SCY/SCX \cdot (0.5xn - 1/3)$
7	$-SCY \cdot (xn^2/2)$
8	$-SCY \cdot xn^2/2 + SCY/SCX \cdot (0.5xn + 1/6)$

Remark :  $xn = SCX \cdot x$

= Scaled X coord. of a chain element

체합과 X와 Y에 대한 모멘트의 전체합을 가지고 대상체 영상의 도심좌표  $X_c, Y_c$ 를 구하고 실측으로 구해진 면적과 둘레를 이용하여 대상체의 패턴을 수치화하는 원형도, 복잡도를 산출한다.

$$X_c = \frac{NET M_y}{NET AREA} \quad Y_c = \frac{NET M_x}{NET AREA}$$

$$Roundness = \frac{4 \cdot \pi \cdot AREA}{Perimeter}$$

$$Complexity = \frac{Perimeter^2}{AREA}$$

#### 4. 입력 영상오차의 수집 및 보정

대상체의 입력 영상정보를 정확히 측정하기 위해 먼저 단위화소의 실측크기를 산출하고 입력영상의 비선형적인 오차분포를 추출하여 분석하였다.

추출한 오차분포에 대한 보정량을 소너모델 선형조합 신경망에 의거하여 학습하여 영상보정을 수행하였고 최적오차 수렴과 신경망의 제어변수 변화에 따른 성능실험을 실시하여 오차수렴도를 분석하였다. 또한 보정영상에 대한 후처리를 통하여 경계화소간의 비연속성을 제거하였다. 소너모델 선형조합 신경회로망에 의거한 보정 알고리즘의 능률을 원 및 기본 다각형을 이용하여 검증하였다.

#### 가. 단위화소의 크기측정

단위화소의 크기측정은 6cm×6cm의 정사각형에 대한 입력영상을 전절에서 설명한 영상이치화와 영상완화를 거친 후 체인코딩을 함으로써 수행하였다. 측정과정의 오차를 줄이기 위해 모눈종이의 특정 그리드선에 영상화면의 가로와 세로 중앙선을 일치시킨 후 정사각형 샘플을 모눈을 이용하여 화면 정중앙에 위치하도록 하였다. 하지만 영상이치화의 결과로 얻어지는 영상은 설정 경계값 T에 따라 다소 차이가 있다. 본 연구에서는 경계값을 70부터 130까지 10간격으로 변화시켜 측정된 값들을 평균하여 단위화소의 크기로 하였다. 경계값에 따른 단위화소의 크기는 표 4와 같으며 SCX와 SCY는 다음과 같이 구한다.

$$SCX = \text{샘플의 실제 가로길이/대상체 영상의 X 방향 화소수}$$

$$= \text{단위화소의 X 방향 실측길이}$$

$$SCY = \text{샘플의 실제 세로길이/대상체 영상의 Y 방향 화소수}$$

$$= \text{단위화소의 Y 방향 실측길이}$$

#### 나. 입력 영상오차의 수집 및 분석

입력영상의 오차분포는 측정원도우 설정의 기준이 된다. 오차를 산출하는 과정은 그림 3과 같은 샘플형상을 중앙정렬 루틴을 이용하여 RGB

모니터 화면상에서 좌측상단의 사분면에 오도록 한다. 입력된 다치영상을 키보드에 의한 경계치 변환을 통하여 잡음이 없는 이치영상으로 변환한다. 그리고 이치영상에서의 잡음점을 제거하기 위하여 영상완화 처리를 한 후 체인코딩을 수행한다. 체인코딩으로 부터 산출되는 각 샘플 점들의 도심좌표와 샘플형상에 표시된 점들의 실제좌표의 차를 저장한다. 여기서 샘플형상에 표시되어 있는 점들은 입력영상의 비선형적 왜곡 현상으로 인하여 좌에서 우로 순차적으로 입력되지는 않는다. 따라서 실제좌표와 입력된 영상점을 일치시키기 위하여 별도의 분류(Sorting)루틴을 추가하였다.

Remark : SCX=Real size of X directional side of a unit pixel  
 SCY=Real size of Y directional side of a unit pixel

샘플점에 대한 입력 영상오차를 그림 4에 도시하였으며 그림 5는 학습 능력도를 나타낸다.  $X_d$ 와  $Y_d$ 는 샘플형상의 각 샘플점들에 대한 실측 XY좌표값으로서 이상적 좌표값을 나타낸다. 영상입력된 샘플점들의 도심좌표값  $X_c$ ,  $Y_c$ 로부터 각 샘플점이 갖는 좌표오차  $\Delta X$ 와  $\Delta Y$ 를 다음과 같이 구한다.

Table 4. Measured size of unit pixel under various gray levels(unit : mm).

Threshold	SCX	SCY
70	0.645161	0.530973
80	0.645161	0.526316
90	0.645161	0.526316
100	0.645161	0.526316
110	0.645161	0.526316
120	0.645161	0.521739
130	0.638298	0.521739
Average	0.644181	0.525674
Ratio	1.225438	1

$$\Delta X = X_d - X_c \quad \Delta Y = Y_d - Y_c$$

그리고 영상으로 입력된 샘플점들의 도심좌표  $X_c$ 와  $Y_c$  그리고 이에 상응하는 오차  $\Delta X$ 와  $\Delta Y$ 는 신경회로망 학습을 위한 입력력쌍을 이룬다.

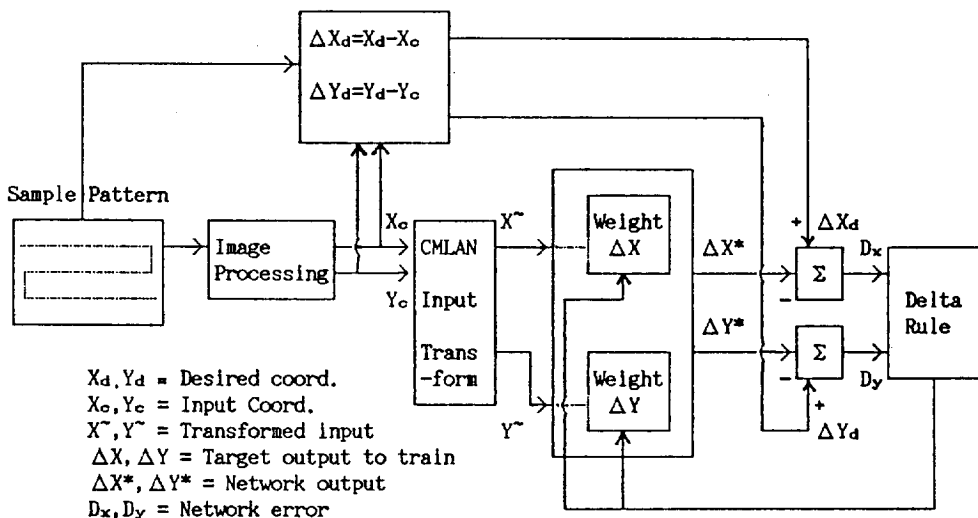


Fig.5. Block diagram of network training.

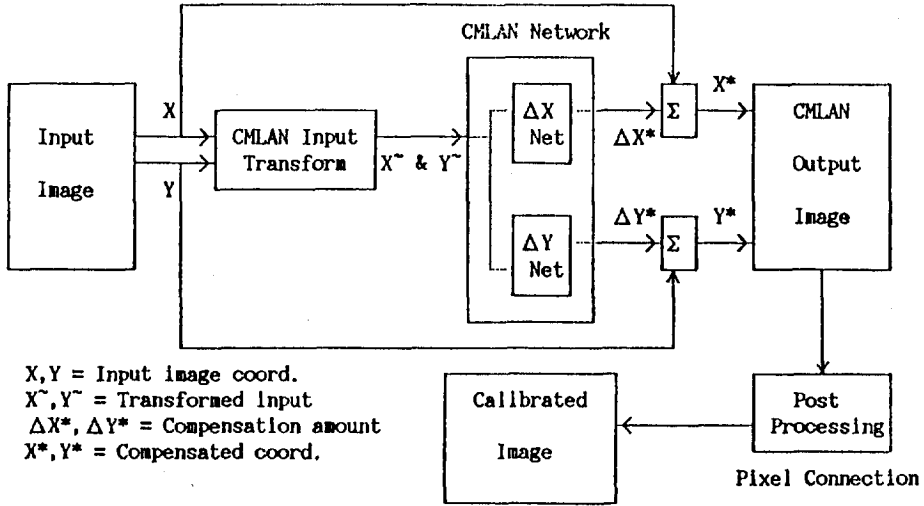


Fig.6. Block diagram of CMLAN based image compensation.

다. 소뇌모델 신경회로망 학습에 의한 입력영상오차의 보정

본 연구에서는 영상처리 시스템의 하드웨어로 인하여 야기되는 비선형적 왜곡현상을 소프트웨어적 처리로서 보정하도록 하였다. 입력영상의 모든 화소점에 대한 보정치를 커브피팅(Curve Fitting)에 의하여 모델링한 후 이의 좌표 역변환으로서 구하기 보다는 신경회로망의 일종인 소뇌모델 선형조합 신경망을 블랙박스로 하여 보정용 샘플패턴의 샘플점들을 영상으로 입력하여 얻은 도심좌표와 이에 상응하는 오차를 입출력쌍으로 하여 신경망을 학습하도록 하였다. 또한 회로망의 학습이득(G)과 정량화블럭(K)에 따른 학습성능을 분석하였다

소뇌모델 선형조합 신경망의 구조와 기능 그리고 학습능률 등에 관한 자세한 사항은 참고문헌을 참조한다<sup>1,2,3)</sup>. 학습된 회로망으로부터 산출되는 오차 보정량은 입력영상의 화소좌표에 더하여져 보정된 영상을 구한다. 그림 6은 신경망에 의한 보정 블럭도를 보여준다.

실험은 108개와 234개의 입력노드를 갖도록 모눈종이를 이용하여 샘플영상 2개를 제작하여

수행하였다. 화소단위의 영상 입력공간  $X=[0, 260]$  그리고  $Y=[0, 245]$ 는 각각 0에서 260의 범위를 갖는 무차원 회로망 입력공간으로 변환시켰다. 학습이득은 0.3부터 0.7까지 0.1단위로 변화시켰으며 정량화 블럭은 30부터 90까지 10단위로 변화시켰다. 총 학습회수는 50회로 설정하였다. 234개의 입력노드에서 학습을 수행한 후의 RMS(Root Mean Square)오차와 최대오차는 학습이득이 0.7 그리고 정량화블럭이 70일때 각각 0.12화소, 0.63화소로 나타났다. 여기서 RMS오차는 입력노드의 수를 N이라 할때 다음 식으로서 구한다.

$$RMS = \left[ \frac{\sum_i (\Delta X_i)^2 + \sum_i (\Delta Y_i)^2}{N} \right]^{1/2}$$

표 5는 234개 입력노드에 대한 학습결과 중 일부를 발췌하여 보여준다.

모든 샘플영상점들에 대한 보정결과는 거의 1화소 이내의 오차를 가짐을 알수 있다. 그림 7은 학습이득 0.7과 0.3에 대해 정량화 블럭의 크기를 다르게 한 경우의 학습주기에 따른 최대오차 수렴도를 보여준다.



Table 5. The error of 234 trained image points ater training (learning gain : 0.7, quantizing block K=70).

$X_d$	$Y_d$	$X_c$	$Y_c$	$X^*$	$Y^*$	$\Delta X_c$	$\Delta Y_c$
-9	11	14	29	-9.09	10.88	0.09	0.12
7	11	26	27	7.15	11.14	-0.15	-0.14
22	11	39	26	22.17	10.89	-0.17	0.11
38	11	51	24	37.87	10.91	0.13	0.09
53	11	65	23	53.00	11.08	-0.00	-0.08
69	11	79	22	69.14	11.18	-0.14	-0.18
-9	49	11	63	-8.92	49.22	-0.08	-0.22
7	49	24	61	6.94	49.02	0.06	-0.02
22	49	37	60	22.12	49.12	-0.12	-0.12
38	49	50	59	37.90	49.04	0.10	-0.04
53	49	64	57	53.20	48.82	-0.20	0.18
69	49	77	56	68.90	48.85	0.10	0.15
-9	87	9	97	-9.12	87.03	0.12	-0.03
7	87	22	96	6.97	87.03	0.03	-0.03
22	87	35	95	21.93	87.14	0.07	-0.14
38	87	48	93	37.72	86.86	0.28	0.14
53	87	62	92	53.05	86.71	-0.05	0.29
69	87	76	92	69.19	87.10	-0.19	-0.10
-9	125	8	132	-8.85	125.19	-0.15	-0.19
7	125	21	131	7.01	125.16	-0.01	-0.16
22	125	34	130	22.07	125.28	-0.07	-0.28
38	125	47	129	37.94	124.74	0.06	0.26
53	125	61	129	53.17	125.25	-0.17	-0.25
69	125	75	128	60.10	124.91	-0.10	0.09
-9	163	7	167	-9.50	163.22	0.50	-0.22
7	163	21	167	7.03	163.10	-0.03	-0.10
22	163	34	166	22.23	163.97	-0.23	0.03
38	163	47	166	38.34	163.15	-0.34	-0.15
53	163	60	165	52.95	162.95	0.05	0.05
69	163	74	164	68.64	162.97	0.36	0.03
-9	201	7	203	-8.72	200.84	-0.28	0.16
7	201	20	203	7.01	200.69	-0.01	0.31
22	201	33	202	22.30	200.84	-0.30	0.16
38	201	46	203	37.94	201.27	0.06	-0.27
53	201	60	202	53.10	200.84	-0.10	0.14
69	201	74	202	69.30	200.97	-0.30	0.03
-9	239	8	239	-8.78	238.83	-0.22	0.17
7	239	20	239	6.92	239.02	0.08	-0.02
22	239	33	239	21.94	238.94	0.06	0.06
38	239	46	239	37.97	239.02	0.03	-0.02
53	239	60	239	52.96	239.17	0.04	-0.17
69	239	74	239	69.16	239.28	-0.16	-0.28

Remark :  $X_d, Y_d$ =Desired coord, of sampled points  
 $X_c, Y_c$ =Coord. of sampled points computed from the input image  
 $X^*, Y^*$ =Coord. of sampled points compensated via network  
 $\Delta X_c, \Delta Y_c$ =Deviation between  $X_d, Y_d$  and  $X^*, Y^*$   
 $(\Delta Y_c = X_d - X^*, \Delta Y_c = Y_d - Y^*)$

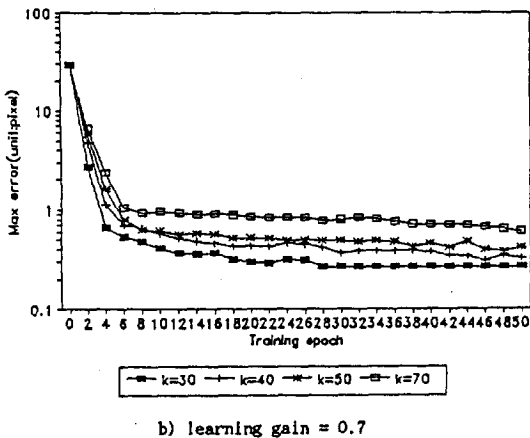
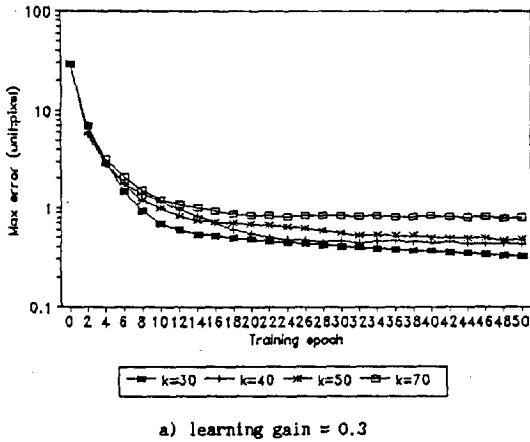


Figure.7. Maximum error versus training epoch with various quantizing block Ks(234 sample input node).

학습에 이용되지 않은 영상점들에 대한 보정 효과를 검증하기 위해 학습 샘플점들의 중간위치에 위치하도록 54개의 샘플점들을 지정하여 234개의 입력노드로부터 산출한 회로망을 이용하여 시험하였다. 시험결과 일부는 표 6과 같으며 신경회로망의 일반화특성에 의해서 학습시키지 않은 영상점들에 대한 보정이 성공적으로 수행되었음을 알 수 있다.

라. 회로망 출력치를 이용한 입력영상의 자동 보정.

오차보정 회로망 학습은 RGB화면 전체영상의 1/4영역에 대하여 수행되었는데 이를 전체 영상으로 확장하는 것이 필요하다. 이는 왜곡영상의 대칭성을 이용하여 학습결과를 화면의 전화소에 부여함으로써 해결하였다. 학습시킨 화면은 그림 8과 같이 사분할된 부분중 부분에 해당한다.

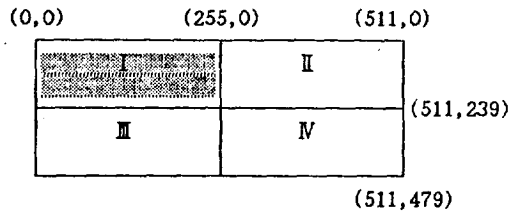


Figure.8 Trained screen area(shaded).

I 부분에서 학습된 신경망을 이용하여 화면의 전화소에 대한 영상보정 좌표를 산출하는 과정은 다음과 같다.

① 부분 이외의 영상입력 좌표값을 화면 좌측 상단의 학습된 영역에 대응하도록 이동시키는데 화면의 대칭성을 이용한 아래식으로 회로망 입력값을 변환시킨다. 여기서 Rx는 가로방향 전체 화소수에서 1을 뺀 511을 나타내고 Ry는 세로방향 전체화소수에서 1을 뺀 479를 나타낸다. 또한 X와 Y는 영상 입력좌표를,  $X_{new}$ 와  $Y_{new}$ 는 변환시킨 입력좌표를 나타낸다.  $X_{new}$ 와  $Y_{new}$ 는 회로망으로 무차원값인  $X_{new}^-$ 와  $Y_{new}^-$ 로서 입력된다.

Table 6. Learned effect on the untrained input nodes using 234 node trained network(learnig gain : 0.7, quantizing block K=70).

$X_d$	$Y_d$	$X_c$	$Y_c$	$X^*$	$Y^*$	$\Delta X_c$	$\Delta Y_c$
-1	11	19	28	-2	11	1	0
45	11	57	24	44	11	1	0
92	11	99	20	92	11	0	0
139	11	142	17	138	11	1	0
185	11	186	15	184	11	1	0
232	11	232	14	231	11	1	0
-1	68	15	10	-4	67	3	1
45	68	54	75	43	67	2	1
92	68	96	72	90	67	2	1
139	68	140	71	137	68	2	0
185	68	185	69	184	68	1	0
232	68	231	68	231	68	1	0
-1	125	14	132	-2	126	1	-1
45	125	53	129	44	125	1	0
92	125	95	127	91	125	1	0
139	125	139	125	137	124	2	1
185	125	184	125	183	125	2	0
232	125	124	231	125	1	0	
-1	182	13	185	-2	182	1	0
45	182	52	184	44	182	1	0
92	182	94	183	90	182	2	0
139	182	139	182	138	182	1	0
185	182	184	181	184	181	1	1
232	182	231	181	231	182	1	0
-1	239	13	239	-2	239	1	0
45	239	52	239	44	239	1	0
92	239	94	239	91	239	1	0
139	139	138	239	137	239	2	0
185	239	194	239	184	239	1	0
232	239	231	239	231	239	1	0

Remark :  $X_d, Y_d$ =Desired coord, of sampled points

$X_c, Y_c$ =Coord. of sampled points computed from the input image

$X^*, Y^*$ =Coord. of sampled points compensated via network

$\Delta X_c, \Delta Y_c$ =Deviation between  $X_d, Y_d$  and  $X^*, Y^*$

$$(\Delta X_c = X_d - X^*, \Delta Y_c = Y_d - Y^*)$$

화면영역	$X_{new}$	$Y_{new}$
I	X	Y
II	$R_x - X$	Y
III	X	$R_y - Y$
IV	$R_x - X$	$R_y - Y$

② 화면영역 I에서 회로망을 통해 산출된 XY방향 보정량  $\Delta X^*$ ,  $\Delta Y^*$ 를 학습이 되지않은 화면영역 II, III, IV에서 사용하기 위해서는 각 화면영역에 상응하도록 보정량의 부호를 다음과 같이 변환시켜야 한다. 여기서  $\Delta X^*_{new}$ ,  $\Delta Y^*_{new}$ 는 화면영역에 따라 변환된 보정출력값을 나타낸다.

화면영역	$\Delta X^*_{new}$	$\Delta Y^*_{new}$
I	$\Delta X^*$	$\Delta Y^*$
II	$-\Delta X^*$	$\Delta Y^*$
III	$\Delta X^*$	$-\Delta Y^*$
IV	$-\Delta X^*$	$\Delta Y^*$

③ 이렇게 구해진  $\Delta X^*_{new}$ ,  $\Delta Y^*_{new}$ 에 의해 보정좌표  $X^*$ 와  $Y^*$ 는 다음과 같이 구한다.

$$X^* = X_{new} + \Delta X^*_{new}$$

$$Y^* = Y_{new} + \Delta Y^*_{new}$$

#### 마. 보정영상의 후처리

영상의 보정을 끝내면 보정량만큼 영상점들이 이동하여 화소간의 연결 성이 훼손되는 경우가 생긴다. 보정된 영상에 대한 기하학적 정보를 얻기 위해서는 체인코딩을 수행하게 되는데 이 경우 단점의 영향으로 처리가 어려워진다. 본 연구에서는 스캔라인변환(Scan Line Conversion) 알고리즘 중 그림 9와 같은 결과를 주는 단순디지털 차분분석(Simple Digital Differential Analyzer)방법<sup>4)</sup>을 이용하여 끊어진 화소의 연결성을 회복하도록 하였다.

#### 바. 보정효과의 검증 및 분석

보정효과의 검증을 위하여 샘플도형을 이용하여, 화면 전영역에 걸쳐 임의로 여러위치를 선정해서 둘레와 면적을 비교하였다. 특히 화면 가장

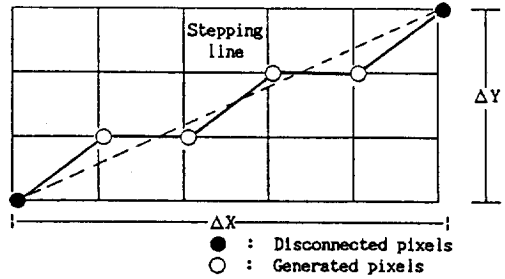


Figure.9 Pixel connection using simple DDA.

자리에서의 영상은 상당히 왜곡되어 있었으나 보정후 측정된 샘플도형의 둘레와 면적은 실제의 둘레와 면적에 상당히 접근함을 보였다. 샘플은 지름이 5.95cm인 원과 한번의 길이가 4cm인 정사각형 도형을 이용하였다. 보정전 영상에 대한 측정치를 포함하여 보정후의 결과들 중 일부를 표 7에 나타내었다. 여기서 보정전의 경우에 있어서 면적에 비해 둘레의 경우가 실측크기와 차이가 덜한 것은 도형의 왜곡에 기인한 결과로 분석된다. 화면 전영역에 걸쳐서 보정효과는 전체적으로 잘 나타났으나 실험중 조명의 영향에 따른 영상이치 경계값의 설정이 측정정밀도에 상당한 영향을 끼침을 알 수 있었다. 특히 정밀한 측정에 있어서는 균일한 조명과 최적 영상이치 경계값의 설정이 사전에 필요하며, 입력영상의 기하학적 왜곡보정 못지않은 영향을 줄을 고려해야 할 것으로 본다.

### 5. 측정 오차보정 소프트웨어 개발

앞에서 수행한 연구내용들은 Microsoft C (Version 6.0)와 ITEX PCVISION PLUS library 함수를 이용하여, Man-machine interface를 고려하여 메뉴 방식으로 코딩하였다<sup>8, 9)</sup>. 입출력 영상은 영상출력 전용모니터와 동시에 컴퓨터 모니터에 그래픽으로 출력되도록 하였다. 화면 윈도우는 메뉴선택용, 영상출력용, 그리고 텍스트 출력용의 세부분으로 구성하였다. 그림 10은 컴퓨터 모니터상에 출력시킨 보정과정을 보여준다. 개발한 소프트웨어의 플로우차트는 그림 11에 나타나 있다.

Table 8. Measured area and perimeter of the compensated image

(circle : radius=59.5mm, square : side=40mm).

a) Circle

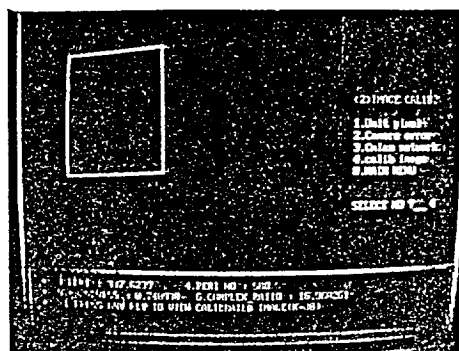
(desired area  $\doteq$  2780.5mm<sup>2</sup>, desired perimeter  $\doteq$  186.9mm)

No	Area compensation		Perimeter compensation	
	Before	After	Before	After
1	2307.9	2800.7	181.9	202.3
2	2327.5	2723.2	185.9	205.4
3	2260.4	2760.8	180.2	201.3
4	2507.3	2716.2	189.9	204.0
5	2174.9	2738.9	176.3	201.5
6	2337.6	2743.2	184.0	204.8
7	2656.6	2707.0	195.5	200.6
8	2403.5	2774.1	183.2	203.1
9	2100.2	2695.7	175.3	198.2
10	2630.5	2755.2	193.7	197.8

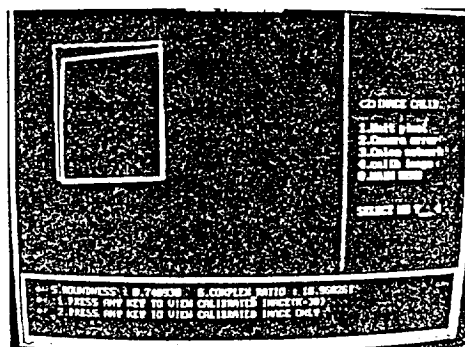
b) Square

(desired area=1600mm<sup>2</sup> desired perimeter=160mm)

No	Area compensation		Perimeter compensation	
	Before	After	Before	After
1	1320.5	1537.6	154.5	166.1
2	1514.7	1544.3	159.2	160.5
3	1385.9	1549.3	157.6	162.6
4	1446.2	1556.3	155.7	163.7
5	1502.4	1586.5	156.1	162.1
6	1373.3	1542.4	151.6	162.5
7	1303.2	1547.4	150.3	163.4
8	1216.1	1563.8	144.1	161.4
9	1401.8	1551.3	151.9	163.7
10	1356.3	1547.2	154.6	165.2



a) Before compensation



b) After compensation

Fig.10 Program output on a computer monitor.

## 6. 요약 및 결론

본 연구에서는 농산물의 선별과 등급의 판정 그리고 작물의 생장정보 계측등 농업분야에 그 적용이 점차 확대되고 있는 영상처리 기술에 있어서, 영상처리 하드웨어로 인해 야기되는 측정 오차를 소프트웨어적으로 보정함으로써 측정의 정확도를 향상시키고 측정 윈도우의 제한성을 극복하는 알고리즘을 개발하였다. 또한 8방향 체인코딩으로 부터 산출된 정보를 통하여 대상체의 기하학적 정보의 실측이 바로 가능하도록 식을 유도하고 이를 코딩하였다.

연구결과를 요약하면 다음과 같다.

- ① 입력영상의 잡음을 제거하고 다치 입력영상을 사용자와의 인터페이스를 통해 효율적으로 분할하도록 하였다.
- ② 8방향 체인코딩에 의한 정보를 통하여 기하학적 실측 정보를 산출하는 식을 유도하고 이를 코딩하였다.
- ③ 단위화소의 실측 및 영상 입력장치로부터의 비선형적인 오차분포를 추출하여 분석하였으며 오차수집 및 분석 프로그램을 개발하였다.
- ④ 소뇌모델 선형조합 신경망에 의거하여 오차보정망을 학습하여 영상 보정을 수행하였고 최적오차 수렴과 신경회로망의 제어변수 변화에 따른 오차수렴도를 분석하였다.
- ⑤ 보정영상에 대한 후처리로서 화소의 연결성 확보는 단순DDA 알고리즘을 이용하였다.
- ⑥ 소뇌모델 선형조합 신경회로망에 의거한 보정 프로그램을 이용하여 원 및 정사각형에 대하여 보정능률을 검증하였다.
- ⑦ 물체의 측정 그리고 보정과 관련한 일련의 제 과정들을 사용자 편이를 고려하여 VGA상에서 메뉴방식으로 개발하였다.

개발한 알고리즘과 프로그램은 영상측정에 있어서의 정확도와 측정제한성을 소프트웨어적으로 극복할수 있어 이와 관련한 연구분야에 도움이 되리라 본다.

## 參 考 文 獻

1. 황 헌, 백 풍기. 1990. 소뇌모델 선형조합 회로망의 학습능률과 회로망설계, 한국농업기계학회지. Vol.15, No 4, pp 319~327.
2. 황 헌, 백 풍기. 1990. 소뇌모델 선형조합 회로망의 구조 및 학습기능연구 (I)-분석 및 학습 알고리즘 개발, 한국농업기계학회지. Vol.15, No 3, pp 186~198.
3. 황 헌, 백 풍기. 1990. 소뇌모델 선형조합 회로망의 구조 및 학습기능연구(II)-학습 시뮬레이션 및 응용, 한국농업기계학회지. Vol. 15, No 3, pp 199~206.
4. Foley, J.D., A. van Dam, S.K. Feiner and J.F. Hughes. 1990. Computer graphics principles and practice, Addison Wesley Inc.
5. Fu, K.S., R.C.Gonzalez and C.S.G. Lee. 1987. Robotics-control, sensing, vision and intelligence, McGraw-Hill International Publishing Inc.
6. Wolberg G. 1990. Digital image warping, IEEE Computer Society Press
7. Gonzalez, R.C. and P. Wintz. 1987. Digital image processing, Addison Wesley Inc.
8. IteX PC Vision Plus User's Manual, 1987. Image Technology Inc.
9. IteX PC Vision Plus Programmer's Manual, 1987. Image Technology Inc.
10. Kitchin, P.W. and A. Pugh. 1981. Process of binary images, Robot Vision, editor: A Pugh, 1983. Springer-Verlag
11. Pratt, W.K. 1991. Digital image processing, John Wiley & Sons Inc.
12. Sistler, F.E. 1990. Grading agricultural products with machine vision, IEEE Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems, IROS 90, pp 255~261.