

工學碩士 學位論文

神經回路網을 利用한 三次元形狀데이터  
分類에 관한 研究

A Study on the 3D Shape Data Classification  
using Neural Networks

指導教授 李 尙 培

2006年 2月

韓國海洋大學校 大學院

電子通信工學科

朴 主 原

# 목 차

목차 .....	i
그림 목록 .....	iii
Abstract .....	v
제 1 장 서 론 .....	1
제 2 장 인공지능 .....	3
2.1 신경회로망 .....	3
2.2 다층퍼셉트론 .....	8
제 3 장 3차원측정시스템의 구성 .....	10
3.1 카메라 캘리브레이션 .....	11
3.2 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기 .....	14
3.3 이미지 처리장치 .....	18
제 4 장 신경회로망을 이용한 형상데이터의 분류 .....	22
4.1 데이터 처리과정 .....	22
4.2 형상데이터의 분류 .....	23
4.3 형상데이터추출을위한 신경회로망모델 .....	26
제 5 장 실험 및 결과 .....	31

제 6 장 결 론 .....	38
참 고 문 헌 .....	39
부 록.....	41

## 그림 목록

<그림 2-1> 생물학적 신경 세포 .....	4
<그림 2-2> 인공 신경 세포 .....	5
<그림 2-3> 다층퍼셉트론(MLP : multi-layer perceptron) .....	8
<그림 3-1> 3차원측정시스템의 전체 구성도 .....	10
<그림 3-2> 편홀 카메라 모델 .....	12
<그림 3-3> 가상의 영상평면을 렌즈중심의 앞으로 놓은 편홀 카메라 모델 .....	13
<그림 3-4> 볼 스크류(ball screw)의 기구학적 구성 .....	14
<그림 3-5> DC 모터와 엔코더(encoder) 출력 .....	15
<그림 3-6> 본 논문에서 구현한 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기 .....	16
<그림 3-7> CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기의 구성도 .....	16
<그림 3-8> CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기의 제어 절차 .....	17
<그림 3-9> 비전 시스템의 구성 .....	18
<그림 3-10> 디지털 영상처리 신호의 전달과정 .....	19
<그림 3-11> 이미지 처리장치의 구성도 .....	20
<그림 3-12> 본 논문에서 제작한 이미지 처리장치 및 구현을 위해 사용된 Fusion 878A 칩 .....	20
<그림 3-13> 이미지 처리장치로부터 획득된 이미지와 처리된 영상 .....	21

<그림 4-1> 데이터 처리과정 .....	22
<그림 4-2> 발 사이즈 .....	24
<그림 4-3> 아치의 길이 .....	25
<그림 4-4> 형상데이터추출을위한 신경회로망모델 .....	26
<그림 4-5> 단극성 시그모이드 함수 .....	27
<그림 5-1> 3차원측정시스템의 외형 .....	31
<그림 5-2> 데이터획득을위한 레이저슬릿광의 주사 .....	32
<그림 5-3> 2차원 스캔 이미지 .....	33
<그림 5-4> 15개 파라미터의 구성 .....	34
<그림 5-5> 좌측과 우측발의 실제 측정 데이터 .....	35
<그림 5-6> 형상데이터의 획득과 분류 .....	36
<그림 5-7> 측정 결과 값의 분포 .....	37

## **Abstract**

The 3D measurement system which improves the touch probe 3D measurement defect, which calculates feet data and parameters. This system uses eight CCD(charge-coupled device) cameras with which it is equipped at the top and bottom, right and left sides, and four lasers which are also attached to both sides and upper and lower sides. These compound and shape numerical value data which are length, height, width and curved surface etc, in three dimensions. Also, this system extracts optimized data using BP(back propagation) algorithm of neural networks.

The whole system consists of a data acquisition part, an image data processing part, and a data output part. The data acquisition part consists of a measurement frame, eight CCD cameras and four lasers, and a control device for control. The image data processing part extracts feature data from feet. Finally the data output part confirms classified result data.

Fifteen parameters reading were acquired from the 3D measurement system improved data classification quality which was applied to the neural networks algorithm more than data classification quality which was not applied to the neural networks algorithm in classification process for optimized data.

## 제 1 장 서 론

현대에는 여러 방면에서 다양한 도구를 사용해서 각종 사물의 크기나 외형 등을 3차원적으로 측정하는 기술이 고도로 발달되어 있고, 영화, 게임, 교육용 자료 및 광고 등이 대부분 디지털 콘텐츠의 대상이 되어가고 있으며, 기술적인 관점에서도 더욱 실감성있는 모델 생성에 대한 관심이 고조되고 있다. 그에 따라 원본을 그대로 복사하는 3차원 형상 복원 기술이 큰 주목을 받고 있다<sup>[1]</sup>. 정밀한 3차원 형상 복원 기술은 신제품 개발 과정에서 이루어지는 프로토타입제작, 자동차의 클레이 모델로부터 얻어지는 역설계(reverse engineering)분야와 같이 이미 실용화되어 있는 산업 분야도 있으며, 의료, 애니메이션, 문화재복원 등과 같이 다양한 응용분야를 가지고 있다. 따라서 이러한 기술들을 신발업계에 적용한다면 소비자 측면에서 만족감과 신뢰성을 더할 수 있으리라 기대된다. 현재 우리나라 신발 산업은 신발 크기별로 유아, 소아, 청소년, 장년용 등으로 구분되며, 재료는 가죽, 고무, 직물 등 다양한 소재를 사용하여 4계절 상품을 생산하는 것이 특징이다. 또한 용도별로는 일반용의 신사화, 숙녀화 등을 비롯하여 기능성화와 작업화 등 특수용도의 제품개발이 가능한 산업이며 또한 신발 산업은 단순한 생산기술 보다는 인체공학에 맞도록 편리성과 기능성이 중요시되며, 또한 패션성이 강조되는 것이 세계적인 추세이다. 그리고 최근 신발 소비 패턴은 실용성을 중시하는 방향으로 변화되고 있으며, 레저산업의 호황으로 다양한 형태의 기능성 제품 개발이 가속화되고, 소비패턴도 다양화됨에 따라 생산방식도 대량생산 방식에서 다품종 소량생산 방식으로 전환하는 추세에 있다. 지문을 비롯하여 기타의 생체적 특징이 그러하듯이 개개인의 발의 모양은 사람들마다 제각기 다르고,

또 사람의 발은 좌·우의 크기가 서로 달라서 기존의 시스템은 두 발 중 큰 발에 맞춰서, 혹은 일반화된 화형을 바탕으로 구두나 신발을 제작했다.

본 논문에서 개발된 시스템은 PC를 기반으로 하는 3차원측정 방식을 이용하여 상하좌우로 각각 장착된 8대의 CCD(charge-coupled device)카메라와 4대의 레이저를 통해 발의 형상 데이터를 획득하고 신경회로망(NN : neural networks)을 사용하여 형상데이터의 추출 및 분류하도록 설계하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2 장에서 인공지능의 개념에 대해 설명하고, 제 3 장에서는 본 논문에서 실제로 구현한 3차원측정시스템의 구성에 대하여 설명하였다. 그리고 제 4 장에서는 신경회로망을 이용하여 형상데이터의 분류에 관하여 설명하였으며, 제 5 장에서 실험 및 결과에 대해 논의하고 제 6 장에서 결론을 제시하였다.

## 제 2 장 인공지능

지능이라는 것은 문제를 해결하는 능력을 의미하며, 인공지능(AI : artificial intelligence)이라 함은 문제를 해결하는 능력을 가진 알고리즘이나 기계를 만든다는 것을 의미한다<sup>[2]</sup>.

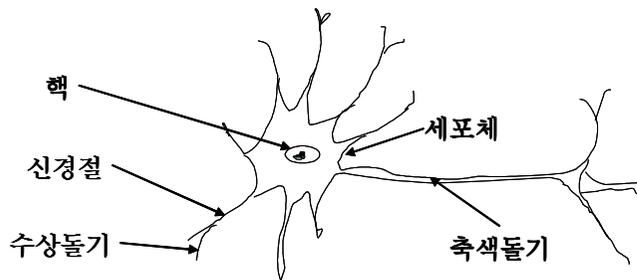
인공지능의 연구분야들은 크게 세 부분으로 나누어 볼 수 있다. 하나는 학습(learning)을 연구하는 영역이며, 그 다음은 추론(inference)을 연구하는 영역, 마지막으로 인식(recognition)을 연구하는 영역으로 나눌 수 있다. 인공지능을 구현하기 위해서는 인간의 학습 메커니즘과 의사결정 메커니즘을 이해해야 한다. 본 장에서는 인공지능의 한 분야인 신경회로망에 대하여 설명하였다.

### 2.1 신경회로망

신경회로망이란 인간의 두뇌 작용을 신경 세포들간의 연결 관계로 모델링한 것이다. 신경회로망은 인간의 뇌에 대한 정보처리 과정을 단순히 모방해 보자는 취지에서 출발하였으며, 생물학적 뉴런(neuron)의 구조 및 기능을 단순화하여 수학적 모델로 표시하고 이 뉴런 모델을 상호 연결시켜 망을 형성한 것이다. 어떤 컴퓨터 용어 사전에서는 신경회로망의 뜻을 사람 뇌의 동작에 가깝게 만든 프로그램이나 데이터 구조 시스템이라고 정의하고 있는데, 다른 말로 표현하면 뇌의 구조와 기능에 대한 이해를 바탕으로 뇌가 수행하는 연산 기능의 원리로부터 새로운 개념을 추출해 구현한 시스템이라고 할 수 있다. 신경망을 적용한 컴퓨터는 기존의 컴퓨터에서는 처리하기 힘들었던 음성 인식, 영

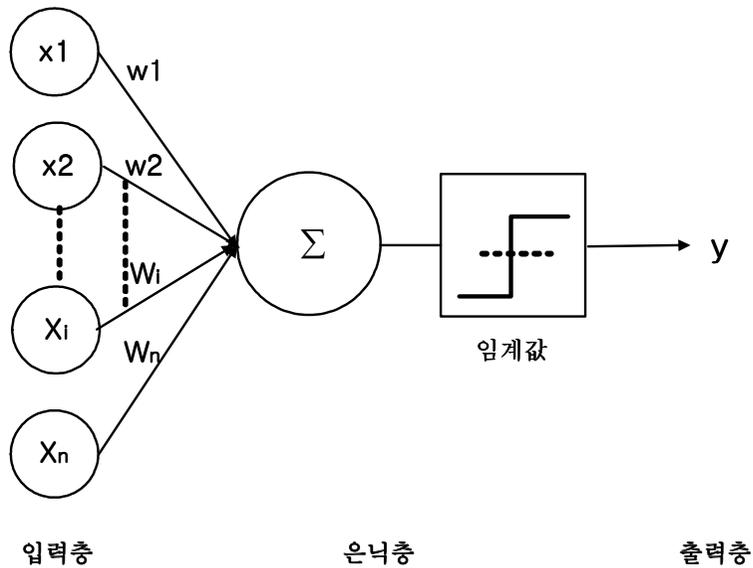
상 인식, 감성 인식, 스스로 학습 기능 등을 가능하게 해주었는데, 그로 인해 신경망은 폰 노이만형 컴퓨터의 단점을 극복할 새로운 대안으로 떠오르고 있다. 신경망은 학습과 재생이라는 두 단계의 과정을 통해 작업을 수행하는데, 학습에서는 새로운 정보를 습득하거나 잘못된 정보를 바로잡는 기능을 하고 재생에서는 학습을 통해 얻은 정보를 바탕으로 유사한 문제에 대한 해법을 제시하게 된다.

<그림 2-1>은 생물학적 신경 세포의 모습을 나타내주고 있다. 뉴런의 각 부분들이 하는 일은 다음과 같다. 수상돌기(dendrites)는 다른 뉴런으로부터 오는 신호를 시냅스를 통해 전달받는 기능을 한다. 신경절(synapse)은 받아들인 자극을 강도에 따라서 증폭(excite) 또는 축소(inhibit)하는 기능을 수행하는 부분이다. 세포체(cell body)는 활성화(active)인 입력신호와 억제적(inhibitory)인 입력신호를 더하는 기능을 수행한다. 축삭돌기(axon)는 세포체(cell body)의 점화에 의해 발생하는 전기적 에너지에 의해 신호를 다른 뉴런으로 전달하는 임무를 맡고 있다. 뉴런간의 정보교환은 모두 시냅스를 통하여 행하여지며 정보의 전달은 항상 한쪽 방향을 향한다.



<그림 2-1> 생물학적 신경 세포

<그림 2-1>에 나타난 생물학적 신경 세포를 본뜬 인공 신경 세포의 구조는 아래의 <그림 2-2>와 같다. 신경 세포는  $n$ 개의 입력에 대하여 입력 벡터  $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 와 가중치 벡터  $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 를 가지고 있다. 신경 세포 기능부위에서는 입력에 대하여 입력값과 가중치를 곱의 합을 구하는 일과 구해진 합을 활성화함수에 전달하여 최종 출력 값을 결정하는 일을 수행한다.



<그림 2-2> 인공 신경 세포

일반적으로 신경회로망은 지식의 내부적인 표현이 신경회로망 전체에 걸쳐 분산되어 있다. 기존의 기억장치의 경우 기억장치 일부의 파손은 그곳에 기억된 자료의 완전한 손실을 가져오지만 신경회로망의 경우는 신경회로망의 일부가 파손되더라도 그 정도가 약해질 뿐 작동은 가능하며 자료의 일부에 오류가 있더라도 그것으로 인해 최종 결과에 미치는 영향은

그리 크지 않다. 또한 신경회로망에서 학습능력이라고 하는 것은 신경회로망의 정보 저장에 있어서 특정한 응용목적에 따라 뉴론 간의 연결강도(connection weight)를 변화시키는 과정을 학습이라 한다<sup>[3]-[6]</sup>. 이것은 동일한 정보를 기억하는데 있어서도 사람의 IQ 또는 학습방법에 따라 학습시간이 다르듯이 신경회로망의 학습에 있어서도 어떠한 신경회로망 모델 또는 학습방법을 선택하느냐에 따라 학습시간이 빨라지기도 하고 느려지기도 하며, 심지어는 영원히 학습이 되지 않을 수도 있다는 사실을 염두에 두어야 한다. 이러한 특징을 가진 신경회로망은 최근 들어 컴퓨터의 발달로 인하여 공학, 자연과학, 의학 등 매우 다양한 분야에서 심도 있게 연구되고 있다.

신경회로망의 구조는 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 그리고 은닉층(hidden layer)의 세 부분으로 구성된다. 입력층은 시스템의 외부로부터 입력을 받아들이는 층으로 사람의 감각기관에 존재하는 신경세포들에 해당한다. 출력층은 시스템의 외부로 출력을 내보내는 층으로 뇌의 명령을 운동기관에 전달하는 신경세포에 해당한다. 은닉층은 감각기관들로부터 전달된 자료들을 통해 반응을 결정하는 뇌에 해당된다. 각층의 신경세포는 정보전달정도를 나타내는 연결강도라는 시냅스(synapse)로 연결되어 있다<sup>[7][8]</sup>. 그리고 신경회로망을 응용하는데 있어서 고려할 사항은 다음과 같다.

- ① 어떤 신경회로망 모델을 이용할 것인가?
- ② 신경회로망의 구조는 어떻게 구성할 것인가?
- ③ 신경회로망을 어떻게 효과적으로 학습시킬 것인가?
- ④ 학습패턴의 특징은 어떤 방법으로 추출할 것인가?
- ⑤ 실제구현은 어떻게 할 것인가?

신경회로망의 응용에 있어서 가장 먼저 고려해야 할 사항은 다양한 신

경회로망 모델 중에서 응용목적에 적합한 신경회로망 모델을 선택하는 것이다. 왜냐하면 신경회로망 모델의 선택이 잘못되면 원하는 결과를 얻지 못할 수도 있기 때문이다.

신경회로망 모델을 선택한 다음에는 그 구조를 설계하여야 한다. 구조의 설계라 함은 뉴론 수는 몇 개로 하며, 뉴런들을 어떤 형태로 배치하고 어떻게 연결시킬 것인지, 입력과 출력은 어떻게 할 것인지를 결정하는 것이다<sup>[9][10][11]</sup>.

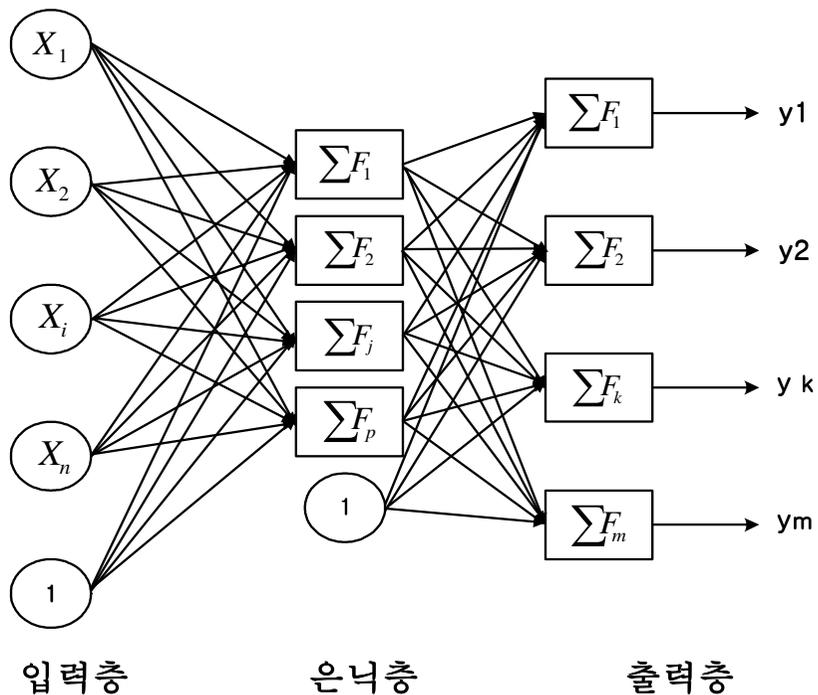
신경회로망의 구성이 완료되면 원하는 일을 할 수 있도록 신경회로망을 학습시켜야 한다. 사람이 새로운 학문을 습득하는 방법에는 학교에 가서 선생님께서 배우거나 자습서를 이용하여 혼자 독학하는 방법이 있듯이 신경회로망의 학습방법에도 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning) 방법이 있다. 이들 학습방법은 신경회로망 모델에 따라 적합한 방법을 선택하여야 한다<sup>[4][5]</sup>.

학습방법이 결정되면 신경회로망을 학습시킬 학습패턴을 선정하여야 한다. 여기서 학습패턴이라 함은 지도학습의 경우에는 입력패턴과 원하는 출력패턴의 짝을 의미하며, 자율학습의 경우에는 신경회로망이 자율적으로 결과를 출력하므로 입력패턴만을 의미한다. 또한 학습패턴의 특징추출이라 함은 패턴 중 특히 응용목적에 크게 영향을 미치는 중요한 부분만을 학습패턴으로 사용함으로써 정보량을 줄이는 것이다.

최종적으로는 실제 신경회로망을 어떻게 구현할 것인가를 결정하여야 한다. 신경회로망을 구현하는 방법에는 VLSI(very large scale integration)로 구현하는 방법, 광학적으로 구현하는 방법, 디지털 컴퓨터로 구현하는 방법 등이 있다.

## 2.2 다층퍼셉트론

다층퍼셉트론(MLP : multi-layer perceptron)은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 신경회로망으로 <그림 2-3>에 나타난 것과 같은 계층구조를 갖는다. 이때의 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이의 중간층을 은닉층(hidden layer)이라 부른다. 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층 방향으로 연결되어 있으며, 각 층 내의 연결과 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향(feedforward) 네트워크이다.

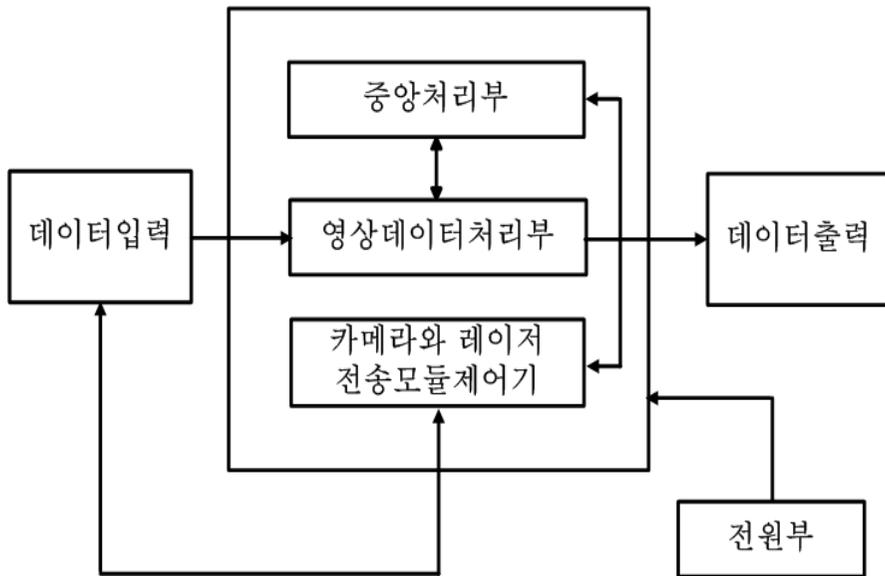


<그림 2-3> 다층퍼셉트론(MLP : multi-layer perceptron)

다층퍼셉트론은 단층퍼셉트론과 유사한 구조를 가지고 있지만 중간층과 각 유닛(unit)의 입출력 특성을 비선형으로 함으로써 네트워크의 능력을 향상시켜 단층퍼셉트론의 여러 가지 단점들을 극복했다. 다층퍼셉트론은 층의 갯수가 증가할수록 퍼셉트론이 형성하는 결정 구역의 특성은 더욱 고급화된다. 즉 단층일 경우 패턴공간을 두 구역으로 나누어주고, 2층인 경우 오목한(convex) 개구역 또는 오목한 폐구역을 형성하며, 3층인 경우에는 이론상 어떠한 형태의 구역도 형성할 수 있다.

### 제 3 장 3차원측정시스템의 구성

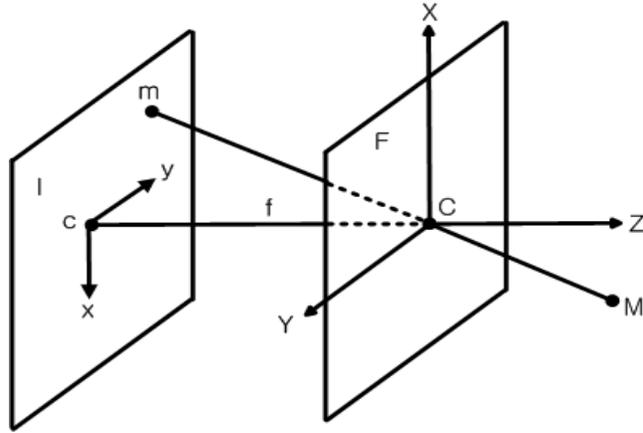
3차원측정시스템은 하드웨어시스템과 소프트웨어시스템으로 나뉘어진다. 하드웨어 시스템은 8대의 CCD카메라와 4개의 슬릿 빔 레이저 (slit-beam laser)를 이용해 화형 데이터를 획득하는데 각각의 CCD카메라는 카메라 보정(camera calibration)작업을 거치므로 획득한 화형데이터를 소프트웨어적으로 합성하는 과정을 간소화 하였다. <그림 3-1>은 본 논문에서 구현한 3차원측정시스템의 전체 구성도를 나타내고 있다.



<그림 3-1> 3차원측정시스템의 전체 구성도

### 3.1 카메라 캘리브레이션

3차원비전에서 카메라에 의한 영상은 중심사영(perspective projection) 또는 투시사영(projective projection)이라고 불리는데, 카메라는 영상중심(principal point)과 초점거리등의 내부 변수(intrinsic parameters)를 갖고 있다. 또한, 카메라 좌표계(camera coordinate system)와 세계 좌표계(world coordinate system)의 상호간에 변환으로는 회전(rotation)과 병진(translation)이있으며 이러한 것은 외부 변수(extrinsic parameters)라고 한다. 즉 카메라의 교정은 카메라의 내부변수와 외부변수를 구하는 과정을 말한다. 영상으로부터 3차원 형상 등의 복원을 위해서는 카메라의 보정은 필수적이라 할 수 있다. <그림 3-2>는 핀홀 카메라의 모델을 나타내고 있다. <그림 3-2>에서 영상 평면 I로부터 거리  $f$ 만큼 떨어진 곳에 I에 평행한 F를 두고, 그 위의 점 C에 핀 홀(pinhole)을 뚫었다. 물체로부터 들어오는 빛은 핀 홀, 즉 점 C를 통해서 영상 평면에 상을 맺는다. 물체의 점과 핀 홀, 영상평면위의 상은 일직선상에 있다. 이와 같은 상영을 중심사영이라고 부른다. 점 C를 렌즈중심(focal point), 또는 초점(focus)이라고 하고, 면 F를 초점면(focus plane), 렌즈중심으로부터 영상 평면까지의 거리  $f$ 를 초점거리(focal length)라고 한다. 점 C를 지나고 영상평면에 수직인 선을 광축(optical axis)라고 부르며, 이것과 영상평면과의 교점  $c$ 를 영상중심이라고 한다. 또한, 광축은 초점면에서도 직교하며 이와 같은 모델은 CCD카메라를 정확히 기술하고 있다.

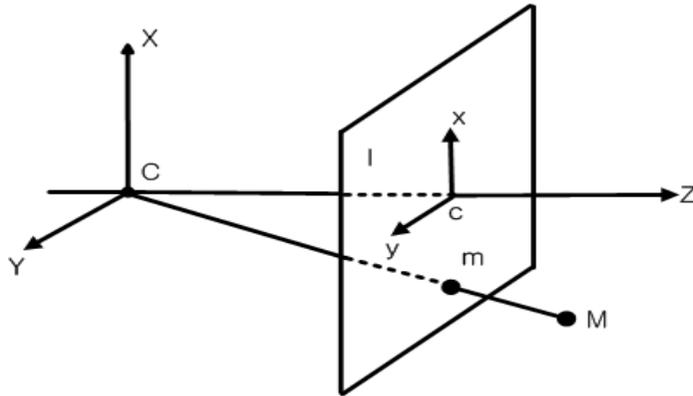


<그림 3-2> 핀홀 카메라 모델

중심사영의 방정식을 기술하는 좌표계를 정의하면, 영상좌표계는 영상 중심  $c$ 를 원점으로 하고,  $x$ 축과  $y$ 축은 각각 카메라의 소자의 배치축에 맞춘다. 광축을 제 3의 축이라고 할 때, 오른손 좌표계와 같은 순서를 정한다. 그리고 3차원 공간의 좌표계는 초점  $C$ 를 원점으로 하고, 광축을  $Z$ 축으로 하여,  $X$ 축과  $Y$ 축은 각각  $x$ 축과  $y$ 축의 반대 방향으로 놓는다. 이와 같이 하면, 오른손 좌표계가 유지되며, 이것은 오른손 좌표계 (camera coordinate systems)라고 한다. 이상의 좌표계를 이용하면, 3차원 좌표와 그 2차원 영상간에는 식(3.1)의 관계가 성립한다.

$$x = f \frac{X}{Z}, \quad y = f \frac{Y}{Z} \quad (3.1)$$

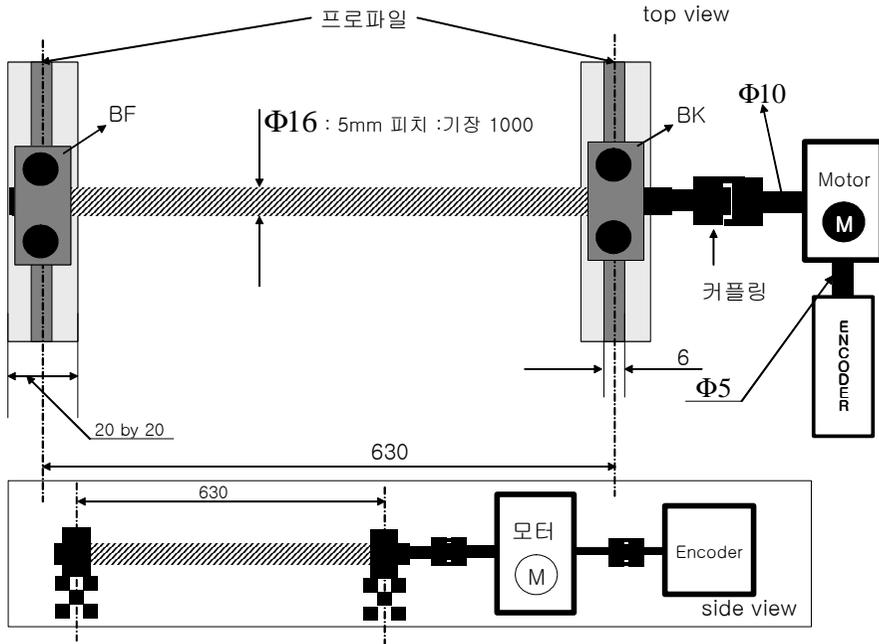
<그림 3-3>에 나타난 것과 같이, 초점면의 뒤에 있는 영상 면을 초점면의 앞으로 가져와서 반전시켜도 위의 관계가 성립한다. 컴퓨터 비전에서는 <그림 3-3>과 같은 방법이 일반적으로 이용되므로, 본 논문에서도 <그림 3-3>의 좌표계를 이용한다.



<그림 3-3> 가상의 영상평면을 렌즈중심의 앞으로 놓은 핀홀 카메라 모델

본 논문에서는 간편하고 효과적인 카메라 보정법인 Tsia의 단일 평면 보정법(coplanar calibration method)을 이용하여 불확실한 보정계수를 제외한 보정 파라미터 값을 획득하였다<sup>[12]</sup>. 카메라의 보정과정은 먼저, 보정점을 추출하고, 각 보정점에 대해 영상좌표계상의 좌표와 세계좌표계상의 좌표를 얻은 후 보정점을 정의한다. 보정점을 정의한 후 Tsia의 단일 평면 보정법을 이용하여 보정파라미터 값을 추출, 보정 계수의 최적화를 통해 모든 보정 파라미터 값을 최적화(optimization)한다. 본 논문에서는 8대의 카메라를 같은 세계 좌표계에 대해 보정하므로 별도의 병합과정(registration)이 불필요하다.

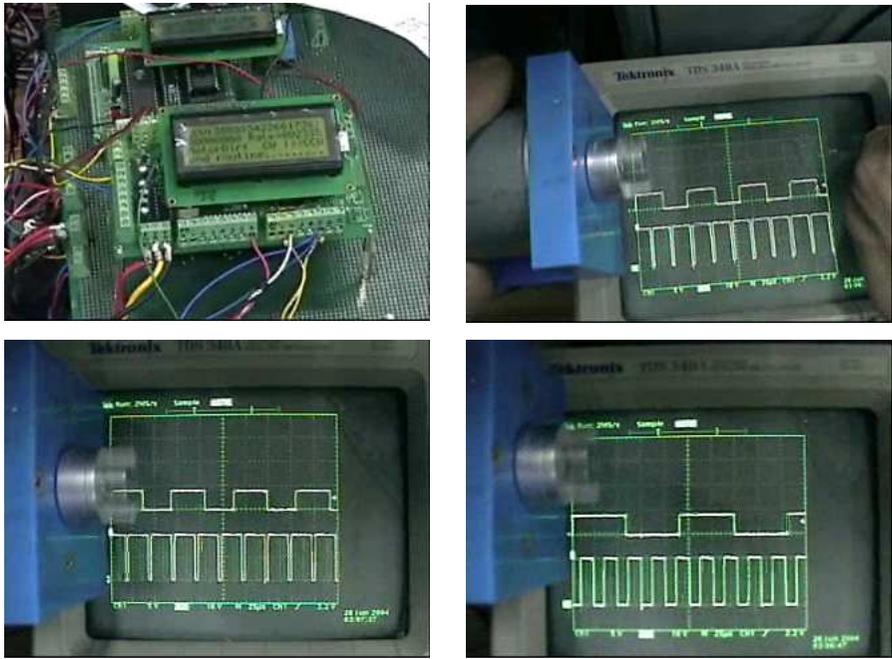
### 3.2 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기



<그림 3-4> 볼 스크류(ball screw)의 기구학적 구성

프레임상에서 CCD카메라와 레이저 전송모듈을 측정대상물의 방향으로 이송을 위해 본 논문에서는 정밀하고 안정적으로 힘을 전달할 수 있는 볼 스크류(ball screw)를 동력전달 장치로 사용하였다. <그림 3-4>는 볼 스크류의 기구학적 구성을 보여주고 있다. 구성을 살펴보면 다음과 같다. 전장은 1000[mm]이고 실제 동력이 전달되는 부분인 스크류의 길이는 630[mm]이다. 그리고 모터로부터 동력을 전달받아 회전운동을 직선운동으로 변환하게 되는데, 이 때 모터의 1회전 당 5[mm]의 직선운동으로 변환 되어 측정 프레임의 시작점부터 끝점까지는 총 106번의 회전이 필요하

게 된다. 그리고 볼 스크류에 동력을 전달하기 위해 DC 모터를 사용하였으며, 정밀한 측정을 위해 DC 모터끝단에 엔코더(encoder)를 부착하여 DC 모터의 회전수를 측정할 수 있도록 구성하였다. DC 모터는 PWM(pulse width modulation) 출력 값으로 모터의 속도를 제어하였으며, <그림 3-5>는 DC 모터에 장착된 엔코더와 출력 값 그리고 PWM의 출력 값을 나타내고 있다.

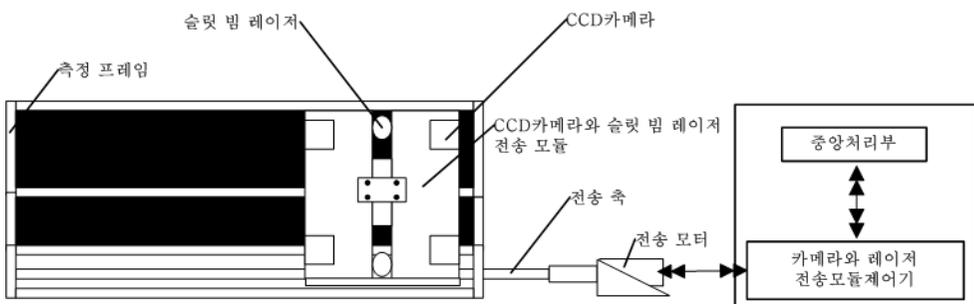


<그림 3-5> DC 모터와 엔코더(encoder) 출력

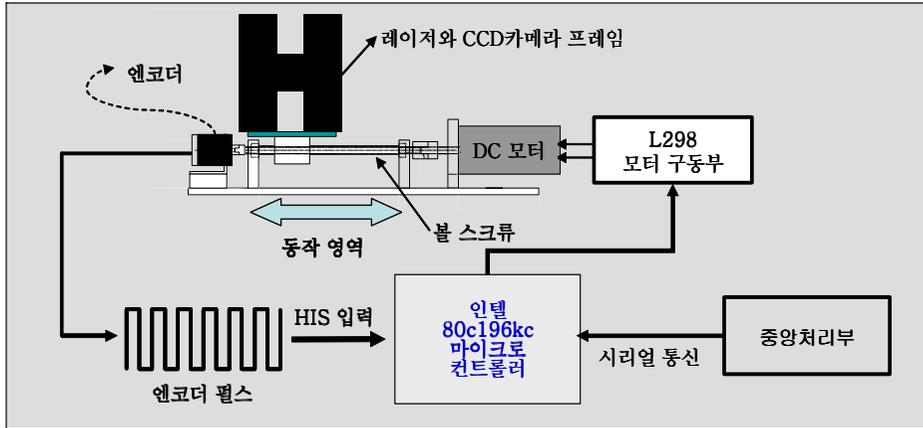


<그림 3-6> 본 논문에서 구현한 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기

본 논문에서는 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈을 제어하기 위해 카메라와 레이저 제어기를 구현하였다. <그림 3-6>은 본 논문에서 실제로 구현한 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기를 나타내고 있다. <그림 3-7>은 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기의 구성도를 나타내고 있으며, <그림 3-8>은 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기의 제어 절차를 나타내고 있다.



<그림 3-7> CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기의 구성도

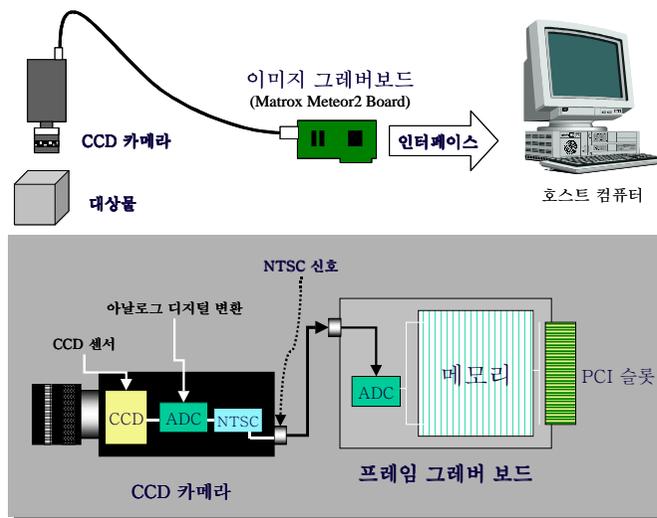


<그림 3-8> CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈 제어기의 제어 절차

본 논문에서 구현한 카메라와 레이저 제어기의 동작 주기는 다음과 같다. 먼저 제어기는 측정 대상을 측정하기 위해 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈이 대상 진행방향으로 이동시 카메라와 레이저 제어기에서 카메라와 레이저의 상태를 활성화 시켜 상하좌우 기하학적 구조로 장착된 레이저를 통해 투영되는 측정 대상물의 이미지를 각각의 8대의 CCD카메라가 획득하게 된다. CCD카메라가 측정 대상물의 이미지 획득을 완료하게 되면 카메라와 레이저 제어기에서는 카메라와 레이저의 상태를 비활성화한 후 CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈을 본래의 위치로 복귀시킨 뒤 다음 명령을 대기한다.

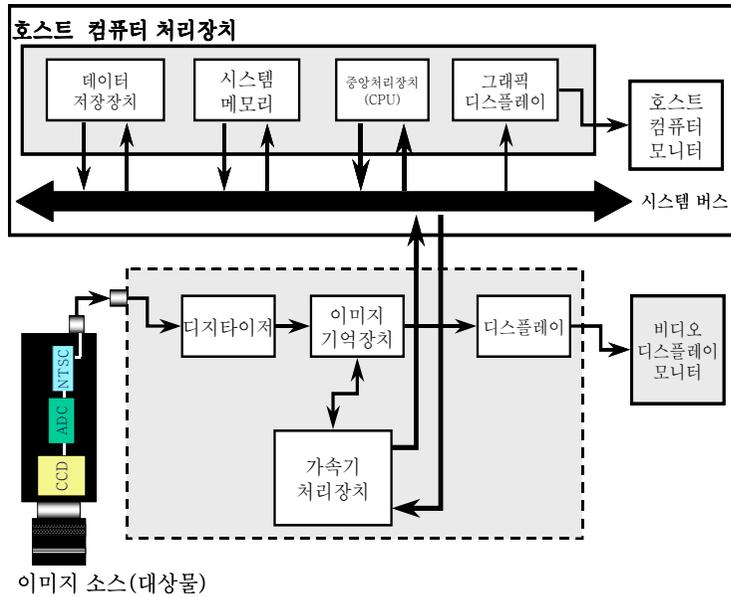
### 3.3 이미지 처리장치

비전 시스템은 기본적으로 하드웨어와 데이터를 습득하고 저장하며, 디스플레이(display)할 수 있는 소프트웨어 구성요소, 그리고 디지털 이미지(digital image) 처리의 집합체이다<sup>[13]</sup>.



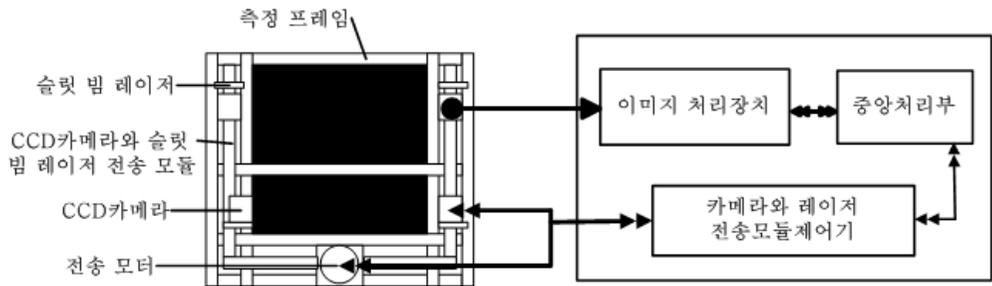
<그림 3-9> 비전 시스템의 구성

<그림 3-9>는 비전 시스템의 디지털영상처리장치의 구성으로 CCD카메라로부터 입력되는 아날로그 신호 즉, NTSC신호(national television system committee signal)를 디지털 신호로 변환하는 부분은 디지털 이미지 처리장치이다. 이 부분과 컴퓨터의 상호 인터페이스(interface)를 통하여 외부 대상물의 컬러(color)나 형태 위치 등의 아날로그정보가 디지털정보로 변환되는 일련의 과정을 통하여 컴퓨터 메모리에 저장되거나 디스플레이 장치를 통하여 재생되어 사람의 시각으로 전달된다<sup>[14]</sup>.



<그림 3-10> 디지털 영상처리 신호의 전달과정

디지털 이미지 처리에서 첫 단계는 이미지의 획득이다. 이것은 어떤 센서장치(sensor unit)와 디지털화 기능이 요구되는 두 단계 처리이다. 본 논문에서 사용한 비전 시스템의 전체적인 구성과 CCD카메라와 이미지처리장치와의 연결과 전달되는 신호는 위의 <그림 3-10>과 같으며, 본 논문에서는 측정 대상물의 이미지를 CCD카메라로부터 받아들이고 이를 이미지처리장치를 통하여 양자화된 디지털 값으로 변환하는데, 대상물의 정보를 하나의 화소가 256레벨의 값을 가지는 그레이 스케일의 이미지 320×240크기의 영상 데이터를 처리하게 된다.

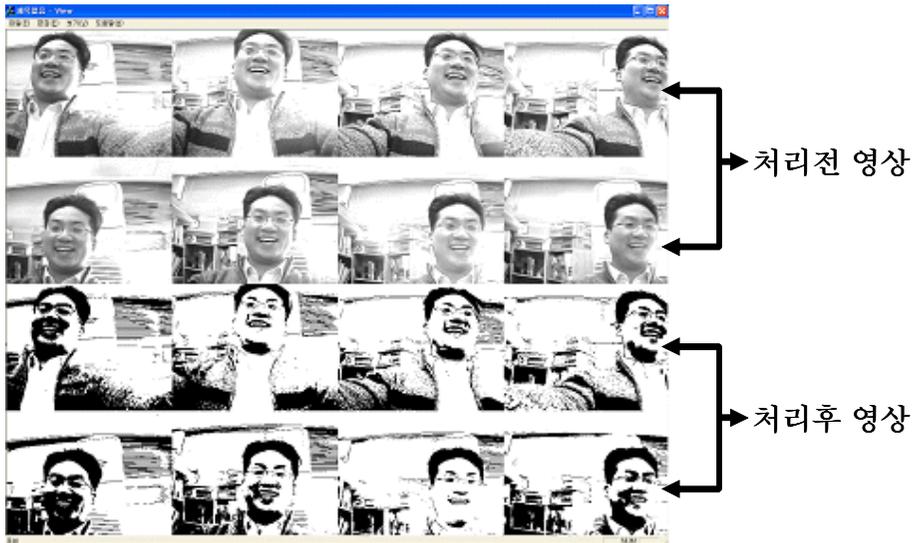


<그림 3-11> 이미지 처리장치의 구성도

상하좌우 기하학적인 형태로 각각 장착된 8대의 CCD카메라로부터 획득되는 이미지 데이터를 획득하기 위해 본 논문에서는 이미지 처리장치를 구현하였다. <그림 3-11>은 이미지 처리장치의 계약적인 구성을 나타내고 있으며, <그림 3-12>는 본 논문에서 직접 제작한 이미지 처리장치이다.



<그림 3-12> 본 논문에서 제작한 이미지 처리장치 및 구현을 위해 사용된 Fusion 878A 칩



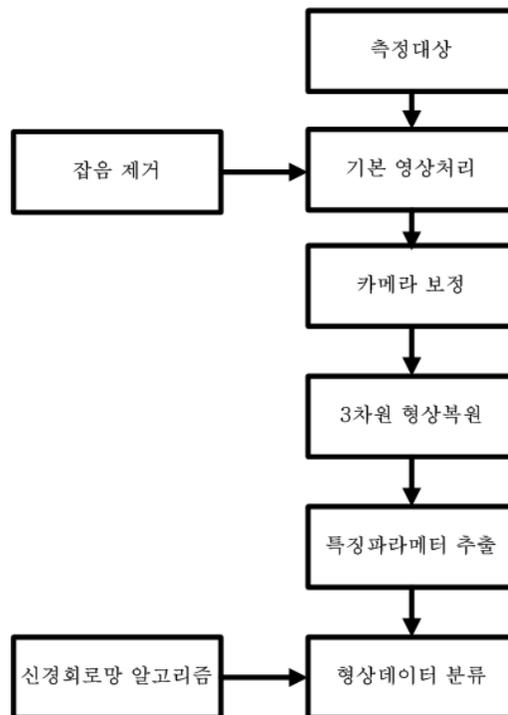
<그림 3-13> 이미지 처리장치로부터 획득된 이미지와 처리된 영상

본 논문에서 구현된 이미지 처리장치는 두 개의 이미지 처리장치를 사용 각각의 CCD카메라를 4대씩 수용 할 수 있게 구성 하였다. 이미지 처리장치의 구현을 위해 사용된 칩은 TV 방송을 수신할 수 있는 튜너를 비롯해, NTSC/PAL/SECAM 방식의 아날로그 비디오 입력을 받아 고화질의 영상을 출력할 수 있는 CONEXANT사의 Fusion 878A 디코더 칩을 사용하였다. 구현된 이미지 처리장치는 TV수신 카드에서 TV 튜너만 떼어 놓은 형태로 오버레이기능을 하드웨어적으로 수행하고 소프트웨어를 이용해 캡처하는 방식을 사용했다. <그림 3-13>은 구현된 이미지 처리장치로부터 획득된 이미지와 이진화 처리된 영상을 보여주고 있다.

## 제 4 장 신경회로망을 이용한 영상데이터의 분류

본 장에서는 제 3 장의 3차원측정시스템으로부터 획득된 15개의 파라메터를 기본으로 하여 착용감이 좋은 신발을 선택하기 위해 다시 제 2 장에서 제안한 신경회로망을 이용하여 최적의 데이터를 추출하게 된다.

### 4.1 데이터 처리과정



<그림 4-1> 데이터 처리과정

<그림 4-1>은 데이터 처리과정을 개략적으로 보여주고 있으며, 본 시

시스템의 데이터의 획득 및 처리과정은 다음과 같다. 먼저 데이터 획득 대상이 측정 영역에 위치하게 되면 8대의 CCD카메라로부터 상하좌우로 각각의 이차원적인 화형 데이터가 이미지 처리장치로 입력되게 된다. 이렇게 획득된 데이터는 기본 영상처리를 통하여 레이저의 선 데이터들을 검출하고, 고속처리를 위하여 획득된 전체의 데이터들 중 관심영역을 분할한다. 그리고 획득된 데이터에 포함되어있는 기본적인 잡음들과 시스템의 내부 잡음이라 할 수 있는 반사 이미지등을 제거하게 되고, 처리되어진 데이터들은 저장된 후 다음 처리단계로 넘기게 된다. 두 번째 처리 단계에서는 3차원 형상복원을 위하여 CCD카메라 보정을 거쳐 미리 설정되어 있는 3차원 좌표계를 통하여 3차원 형상을 복원 한다. 그리고 이렇게 복원된 3차원 데이터들을 기반으로 하여 화형의 특징 데이터들을 측정한 후 특징 파라미터들을 추출하게 된다. 이 특징 파라미터들은 다시 신경회로망 알고리즘을 적용하여 화형 데이터들이 다시 재결정되어 분류되고, 최종적으로 얻어진 3차원 화형 데이터들과 특징 파라미터들은 데이터베이스에 저장된 후 모든 데이터 처리를 완료하게 된다.

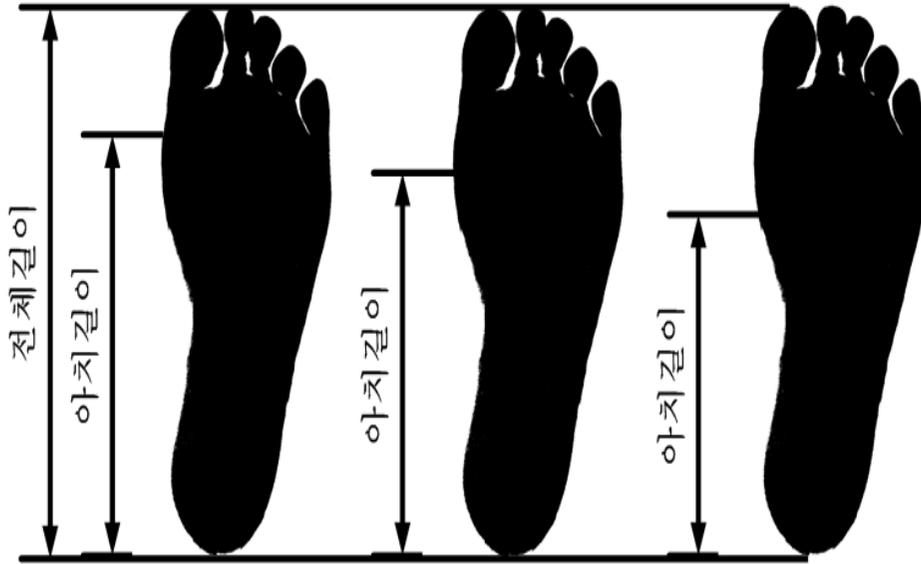
## 4.2 형상데이터의 분류

착용감 좋은 신발을 선택하기 위해서는 전체길이(overall length)와 아치길이(arch length) 그리고 너비(width)를 고려해야 한다. <그림 4-2>와 같이 전체길이는 발뒤꿈치에서부터 가장 긴 발가락 끝까지의 길이를 말하며, 아치길이는 발뒤꿈치에서부터 앞발이 꺾이는 볼조인트(ball joint)까지의 길이를 말한다. 그리고 너비는 발 폭 사이즈를 말한다.



<그림 4-2> 발 사이즈

발 사이즈하면 흔히 전체의 길이만을 생각하는 경향이 있다. 전체길이에 못지않게 중요한 것이 아치길이이다. 신발은 발과 함께 자연스럽게 구부러져야 한다. 대부분의 신발은 볼조인트 부분에서 잘 구부러지도록 설계된다. 겔창(out sole) 볼조인트 앞뒤 부분에 횡으로 깊은 홈 선을 파고 중창(mid sole) 볼조인트 위쪽 부분에도 몇 개의 홈 선을 파놓아 발과 함께 잘 꺾이도록 되어있다. 이는 발이 꺾이는 부분과 신발이 꺾이는 부분이 일치해야 발동작 과정에서 유연하게 신발이 꺾일 수 있다는 것을 의미한다. 그런데 모든 사람이 <그림 4-3>과 같이 전체길리와 아치길리가 일치하지는 않는다. 전체길리는 같더라도 아치길이가 길어 다른 사람보다 한 두 치수 큰 신발을 신어야 하는 경우가 있다. 이는 전체길이만을 기준으로 사이즈를 선택할 경우 신발의 유연성이 떨어지고 신발이 약간의 문제를 일으킬 수 있다는 것을 내포한다.

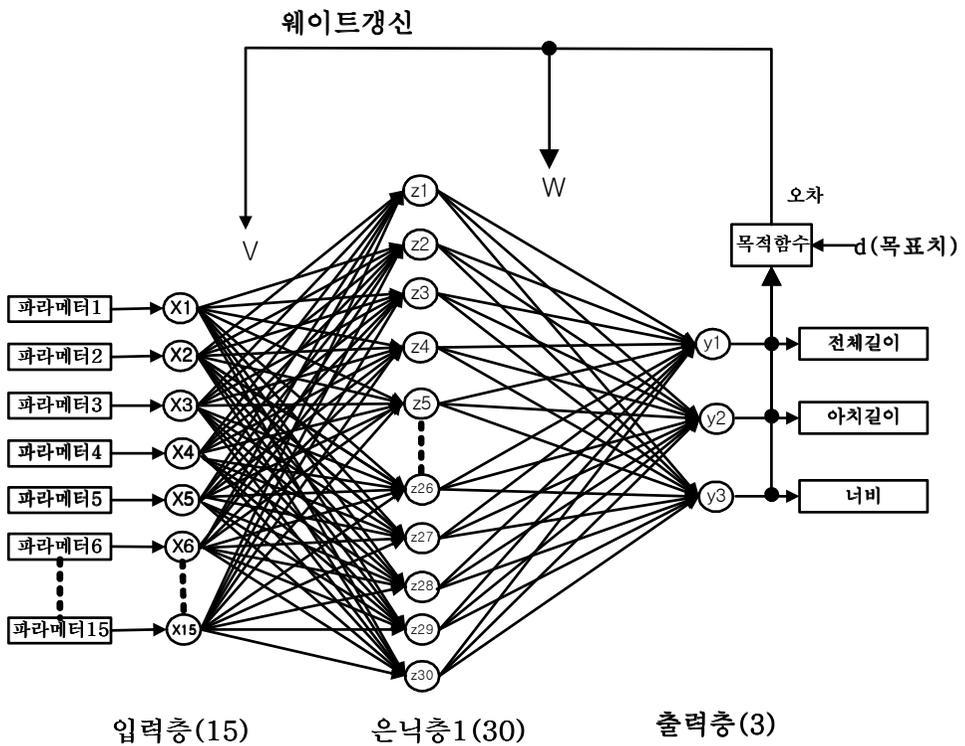


<그림 4-3> 아치의 길이

또 한 가지 중요한 발 사이즈는 발의 너비이다. 발과 신발 너비가 일치해야 조이거나 헐렁거리는 현상 없이 신발이 발을 부드럽게 감싸 안아 좋은 착용감을 가질 수 있다. 동일한 외관, 동일한 발길이의 신발이라도 너비가 좁거나 넓은 것이 있다.

### 4.3 형상데이터추출을위한 신경회로망모델

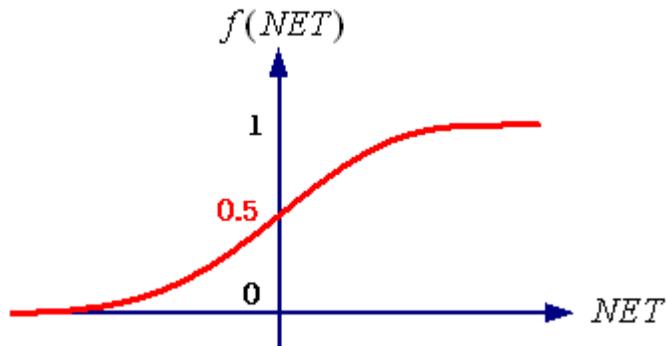
<그림 4-2>와 <그림 4-3>에서 제시한 기준으로 형상데이터를 분류하기 위해 본 논문에서는 오류역전파(BP : back propagation)알고리즘을 적용하였다.



<그림 4-4> 형상데이터추출을위한 신경회로망모델

<그림 4-4>는 형상데이터를 추출하기 위해 오류역전파 알고리즘을 적용

한 신경회로망모델을 나타내고 있다. 오류역전파 알고리즘은 출력층의 오차 신호를 이용하여 은닉층과 출력층간의 연결강도를 변경하고, 또한 출력층의 오차 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층과의 연결 강도를 변경하는 학습 방법이다<sup>[15]</sup>. 오류역전파 알고리즘을 이용한 신경회로망의 학습은 3단계로 진행된다. 먼저 학습 패턴을 입력하여 출력을 구한다. 출력과 목표치의 오차를 구한다. 마지막으로 오차값을 역방향으로 전파시키면서 출력층의 연결 강도 및 은닉층의 연결강도를 변경한다.



<그림 4-5> 단극성 시그모이드 함수

신경회로망 모델에서는 뉴런의 주요 기능은 입력과 연결 강도의 가중합을 구한 다음 활성화 함수에 의해 출력을 내보내는 것이다. 따라서, 어떤 활성화 함수를 선택하느냐에 따라 뉴런의 출력이 달라질 수도 있다. 오류역전파 알고리즘을 학습하기 위해서 본 논문에서는 활성화 함수로 <그림 4-5>의 단극성 시그모이드 함수를 사용하였다. 단극성 시그모이드 함수를 수학적으로 표현하면 다음과 같다.

$$f(\text{NET}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}}} \quad (4.1)$$

오류역전과 알고리즘의 학습 절차를 살펴보면 다음과 같다. 먼저 연결 강도 초기화 및 학습 패턴쌍을 선정한다. 그리고 적절한 학습율과 오차의 최대 한계치  $E_{\max}$ 를 결정한 후 연결 강도를 변경하기 위해 학습 패턴쌍을 차례로 입력하고 은닉층의 가중합  $\text{NET}_z$ 를 구한 다음, 식(4.1)을 사용하여 은닉층의 출력  $Z$ 를 구한다.

$$\text{NET}_z = \mathbf{XV}^T \quad (4.2)$$

$$Z = f(\text{NET}_z) = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}_z}} \quad (4.3)$$

마찬가지로 출력층의 가중합  $\text{NET}_y$ 와 최종 출력  $y$ 를 구한다.

$$\text{NET}_y = \mathbf{ZW}^T \quad (4.4)$$

$$y = f(\text{NET}_y) = \frac{1}{1 + e^{-\text{NET}_y}} \quad (4.5)$$

다음으로 목표치  $d$ 와 최종출력  $y$ 를 비교하여 식(4.6)에 의해 제곱 오차  $E$

를 계산한다.

$$E = \frac{1}{2}(d-y)^2 \quad (4.6)$$

그리고 출력층의 오차 신호  $\delta_y$ 와 은닉층에 전파되는 오차 신호  $\delta_z$ 를 구한다.

$$\delta_y = (d-y)y(1-y) \quad (4.7)$$

$$\delta_z = z(1-z) \sum_{i=1}^m \delta_y w \quad (4.8)$$

은닉층과 출력층간의 연결 강도 변화량  $\Delta W$ 를 계산하여 다음 학습단계에서 사용될 연결 강도  $W_{k+1}$ 을 구한다.

$$\Delta W = \alpha \delta_y Z \quad (4.9)$$

$$W_{k+1} = W_k + \Delta W \quad (4.10)$$

또한, 입력층과 은닉층간의 연결 강도 변화량  $\Delta V$ 를 계산하여 다음 학습단계에서 사용될 연결 강도  $V_{k+1}$ 을 구한다.

$$\Delta V = \alpha \delta_z X \quad (4.11)$$

$$V_{k+1} = V_k + \Delta V \quad (4.12)$$

학습 패턴쌍을 반복하여 연결 강도를 변경하고 마지막으로 오차 E가 특정 범위 Emax보다 작아지면 학습을 종료한다.

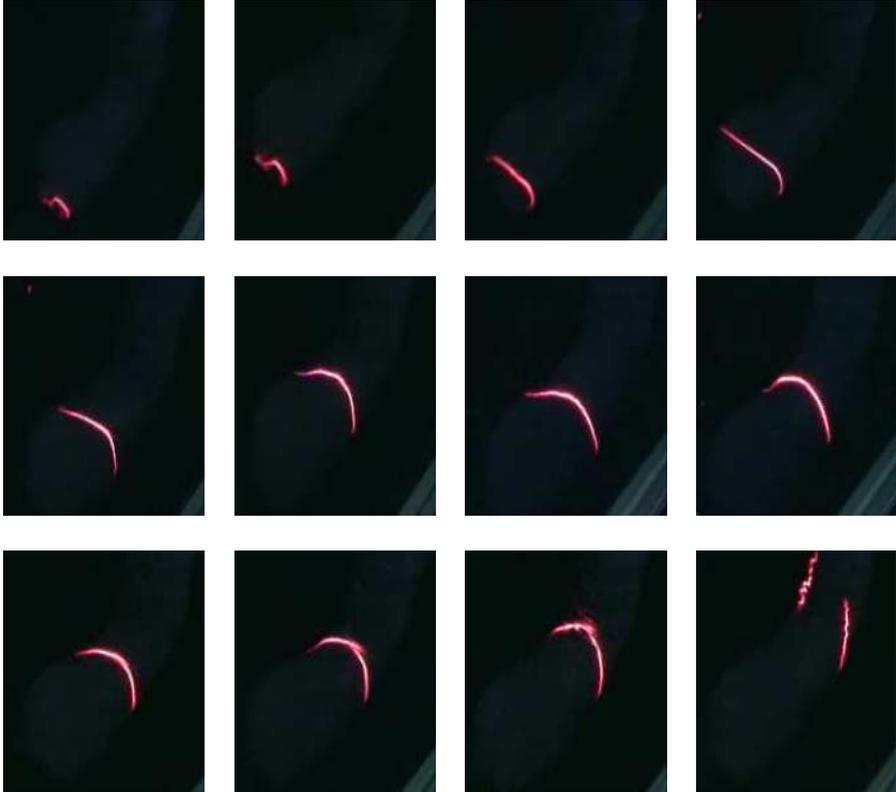
## 제 5 장 실험 및 결과

본 장에서는 앞장에서 논의한 내용을 바탕으로 3차원형상데이터의 분류 및 실험 결과를 제시하고자한다. <그림 5-1>은 3차원측정 시스템의 외부 구조와 실제 측정 모습을 나타내고 있다. 외부 구조는 스캔 과정과 데이터 처리 및 시스템 상태를 관찰할 수 있는 두 개의 TFT-LCD 모니터와 스캔이 이루어지는 제어부로 구성된다. 측정은 왼쪽 발과 오른쪽 발 순으로 2번에 걸쳐 수행이 되며, 한번 스캔하는데 소요되는 시간은 약 1분에서 1분 30초 정도이다. 이는 이미지 처리 장치의 bandwidth문제로 데이터 획득과 처리로 인한 시간 지연이 측정 시스템의 모든 처리 시간을 결정한다. 따라서 어느 정도의 정밀도를 유지하기 위하여 본 시스템에서는 전체 측정 과정중 하나의 채널 당 약 200 frame의 영상 데이터를 획득 가능하도록 설정하여 시스템을 구동한다.



<그림 5-1> 3차원측정시스템의 외형

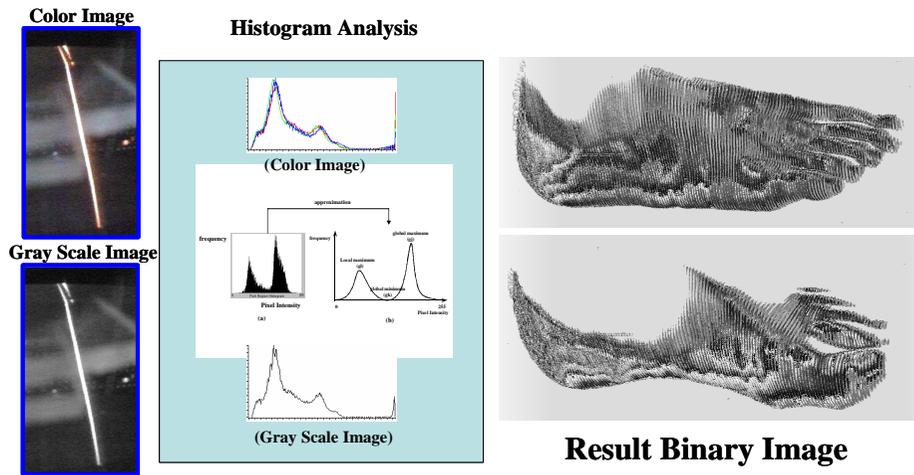
<그림 5-2> CCD카메라가 데이터를 획득하기위해 레이저 슬릿광이 주사되는 과정을 보여주고 있다. 이 과정을 통해 CCD카메라는 레이저 슬릿광이 주사되는 영역에서만 데이터를 획득하게 된다.



<그림 5-2> 데이터획득을위한 레이저슬릿광의 주사

<그림5-3>은 8채널 중 하나의 채널에 대한 2차원 이진화 영상을 표시한 것이다. 이 그림은 대상 물체에 레이저슬릿광을 주사하여 카메라 프레임의 이동 속도와 이미지 처리장치의 캡처 속도를 동기화하여 획득되는 RGB칼라영상에서 필요한 부분을 분할한 후 그레이 영상으로 변환하고,

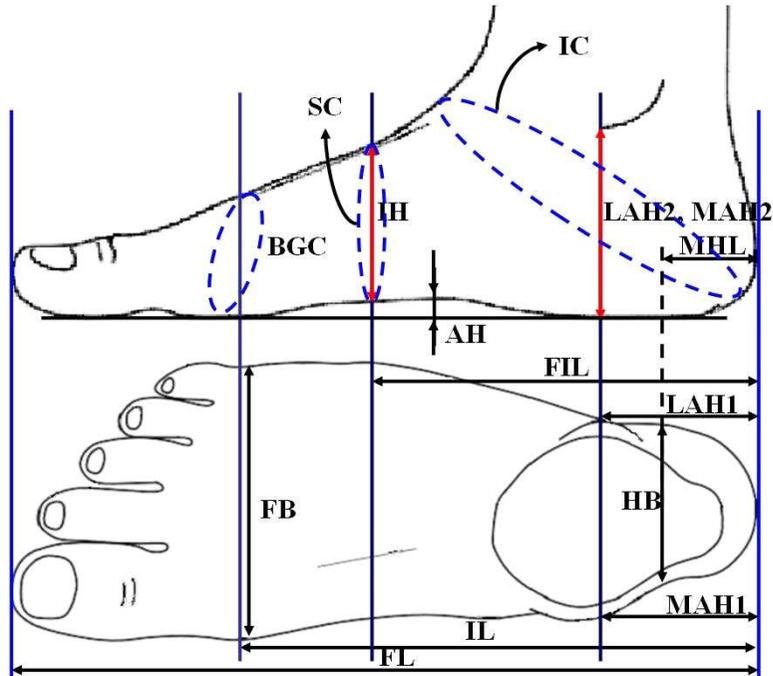
다시 이진화를 통하여 획득된 결과이다. 획득된 점 데이터는 캘리브레이션 과정에서 얻은 파라미터를 바탕으로 3차원 데이터로 계산되어진다.



<그림 5-3> 2차원 스캔 이미지

<그림 5-4>는 사람의 발 구조를 나타낸 것이며, 본 논문에서는 그림과 같이 발사이즈에 필요한 부분을 파라미터로 정의하고, 앞에서 제시한 기구학적인 구조와 처리 방법을 통하여 원하는 데이터를 측정한다.

## Data of Foot



<그림 5-4> 15개 파라미터의 구성

<그림 5-5>는 위의 <그림 5-4>에서 정의한 파라미터를 바탕으로 좌측과 우측발의 실제 측정 데이터를 획득한 결과를 보여주고 있다. 3차원 형상 복원을 통해 구현된 발의 형상을 이용하여 화형데이터에 필요한 발의 특징적인 치수를 나타내는 것이다. 전체 15개의 파라미터로 구성되며, 사용자가 필요한 부분에 대하여 추가가 가능하다.

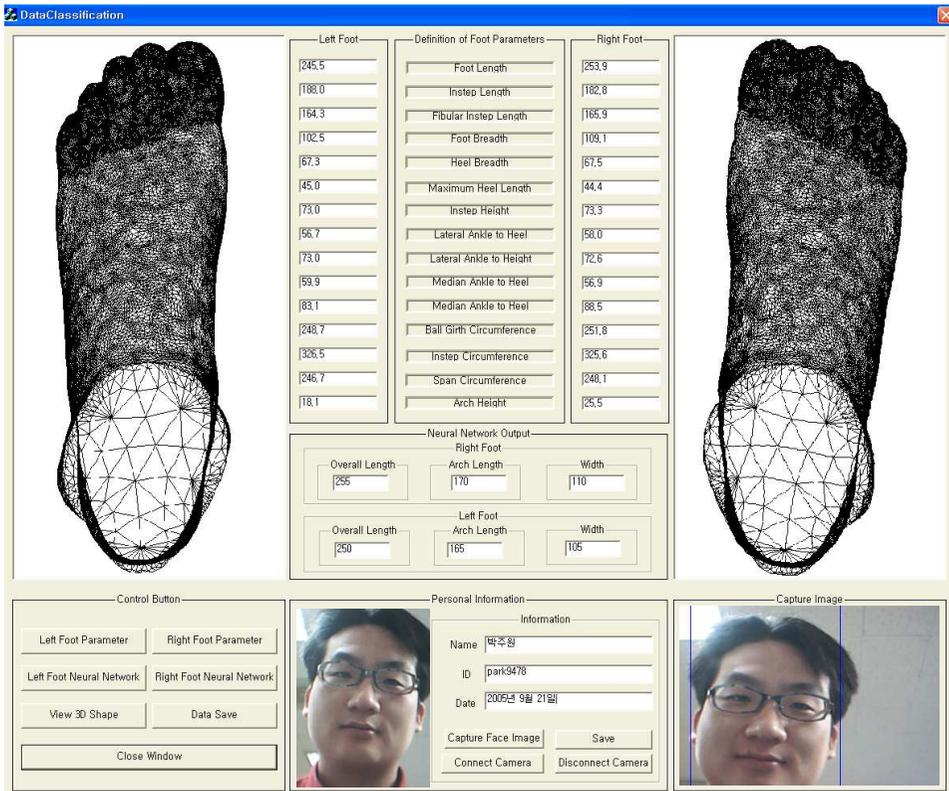
Foot Scan Data

	Left Foot Data	Right Foot Data
1) FL => Foot Length (Kor : 전체 발 길이)	254,5 [mm]	259,0 [mm]
2) IL => Instep Length (Kor : 내쪽 볼의 길이)	188,0 [mm]	182,8 [mm]
3) FIL => Fibular Instep Length (Kor : 외쪽 볼의 길이)	165,3 [mm]	165,9 [mm]
4) FB => Foot Breadth (Kor : 볼 넓이)	102,5 [mm]	114,1 [mm]
5) HB => Heel Breadth (Kor : 힐 넓이)	67,3 [mm]	67,5 [mm]
6) MHL => Maxisimum Heel Length (Kor : 최대 힐 길이)	45,0 [mm]	44,4 [mm]
7) IH => Instep Height (Kor : 발등 높이)	73,0 [mm]	72,3 [mm]
8) LAH1 => Lateral Ankle to Heel (Kor : 외복숭아 뼈 거리)	56,7 [mm]	58,0 [mm]
9) LAH2 => Lateral Ankle to Height (Kor : 외복숭아 뼈 높이)	73,0 [mm]	72,6 [mm]
10) MAH1 => Median Ankle to Heel (Kor : 내숭아 뼈 거리)	59,9 [mm]	56,9 [mm]
11) MAH2 => Median Ankle to Height (Kor : 내복숭아 뼈 높이)	83,1 [mm]	88,5 [mm]
12) BGC => Ball Girth Circumference (Kor : 볼 둘레)	248,7 [mm]	251,8 [mm]
13) IC => Instep Circumference (Kor : 발목과 뒷굽치 둘레)	326,5 [mm]	325,6 [mm]
14) SC => Span Circumference (Kor : 발등 둘레)	246,7 [mm]	248,1 [mm]
15) AH => Arch Height (Kor : 아치 높이)	18,1 [mm]	25,5 [mm]

Save in DB    View 3D Image    확인    취소

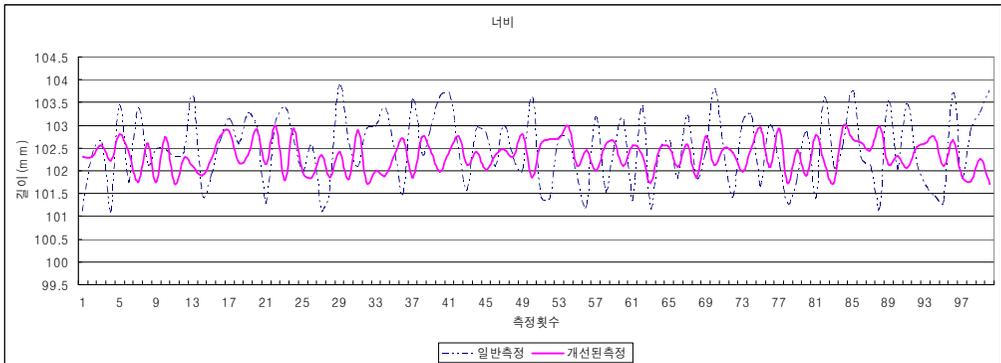
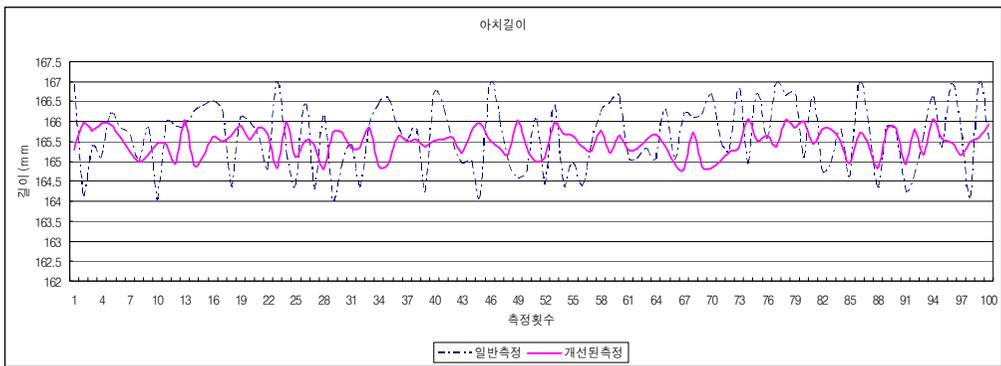
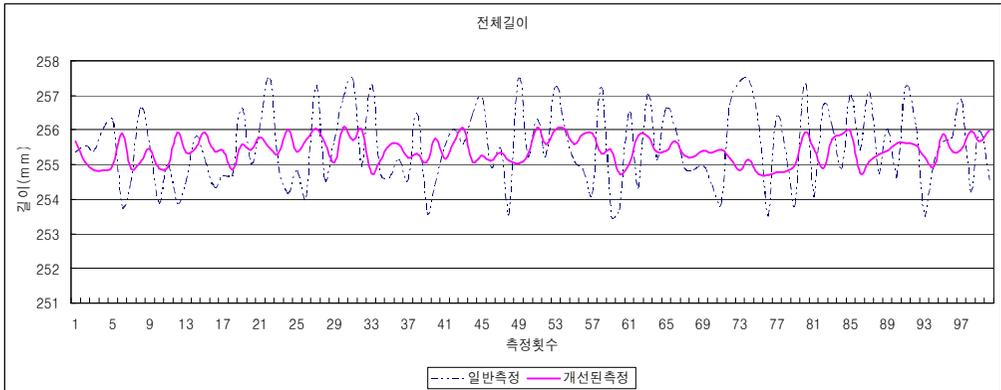
<그림 5-5> 좌측과 우측발의 실제 측정 데이터

<그림 5-6>은 실제 3차원측정시스템의 측정을 통해 획득된 형상 데이터의 파라미터 값들을 제 2 장과 4 장에서 논의한 신경회로망 알고리즘을 적용하여 분류된 데이터들의 결과 값들을 보여주고 있다.



<그림 5-6> 형상데이터의 획득과 분류

<그림 5-7>은 동일한 조건에서 한 사람의 발을 100번 측정하여 그 결과 값의 분포를 나타내고 있으며, 그림의 점선그래프와 같이 동일한 사람의 발을 측정한 결과 값이라 하더라도 영상 데이터의 처리과정에서 노이즈의 영향으로 측정 데이터의 편차 폭이 크다는 것을 알 수 있다. 그리고 그림의 실선그래프는 본 논문에서 제안한 신경회로망 알고리즘을 적용하여 분류된 데이터 값의 분포를 보여주고 있으며, 그림에서도 알 수 있듯이 신경회로망 알고리즘을 적용한 측정 결과 값의 분포가 성능이 더 개선되었음을 알 수 있다.



<그림 5-7> 측정 결과 값의 분포

## 제 6 장 결 론

본 논문에서 제시한 3차원측정시스템은 측정 데이터와 파라미터를 획득하기 위하여 상하좌우로 각각 장착된 8대의 CCD카메라와 4개의 레이저를 이용해 사람들마다 각기 다른 발의 길이, 높이, 폭과 곡면등의 수치데이터를 3차원적으로 합성하고 형상화하여 발의 데이터를 계산한 후 신경회로망의 오류역전과 알고리즘을 이용하여 최적화된 데이터를 분류할 수 있도록 구성하였다.

3차원측정시스템으로부터 획득된 15개의 파라미터들은 최적화된 데이터로 분류하는 과정에서 신경회로망 알고리즘을 적용하여 분류한 데이터가 신경회로망 알고리즘을 적용하지 않은 데이터보다 데이터분류 특성이 개선되었음을 알 수 있었다.

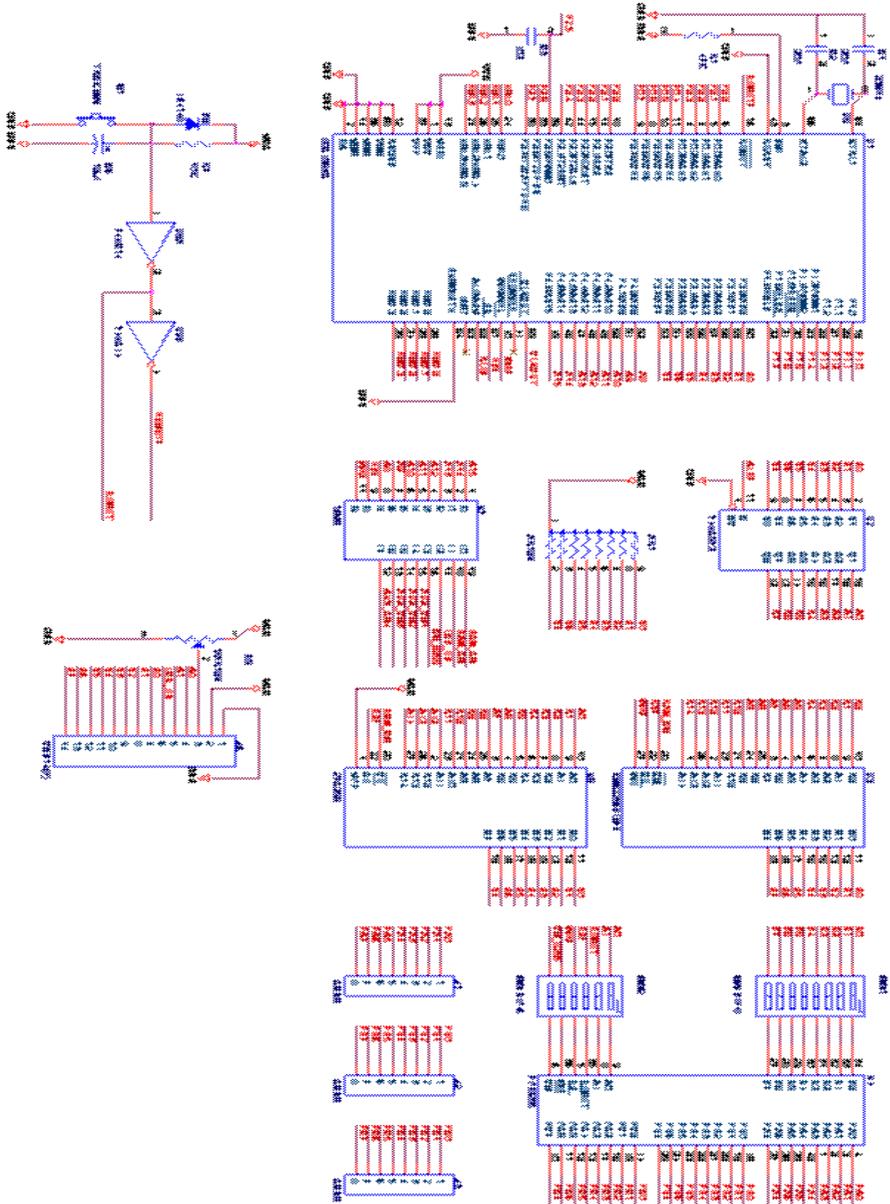
본 논문에서 제작한 영상획득용 이미지 처리장치는 8채널을 동시에 고속으로 사용할 경우 이미지 처리상에 약간의 노이즈를 발생 시킨다. 향후 영상 데이터의 고속처리를 위해서 새로운 이미지 처리장치의 개발과 데이터의 획득성능을 향상시키기 위해 영상처리과정에서 인공지능기법의 적용이 필요하며, 또한 퍼지나 유전자 알고리즘등과 같은 다른 인공지능 기법들을 적용하여 형상데이터 분류의 성능 및 비교 분석이 필요할 것이다.

## 참 고 문 헌

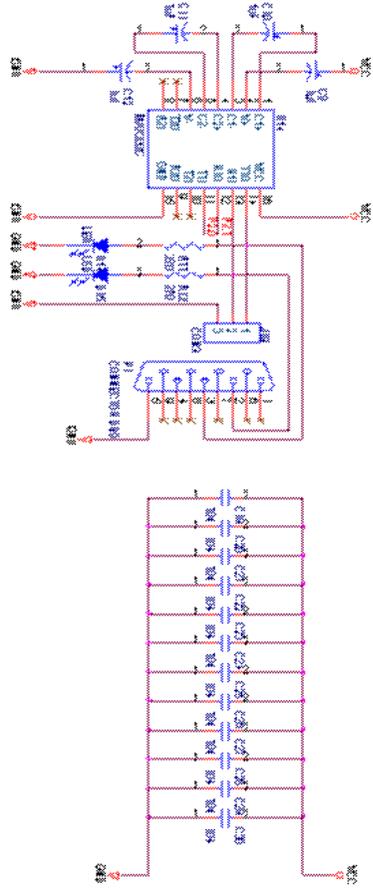
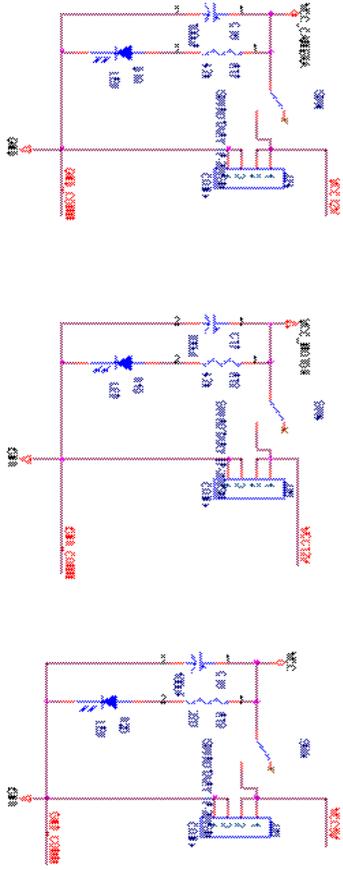
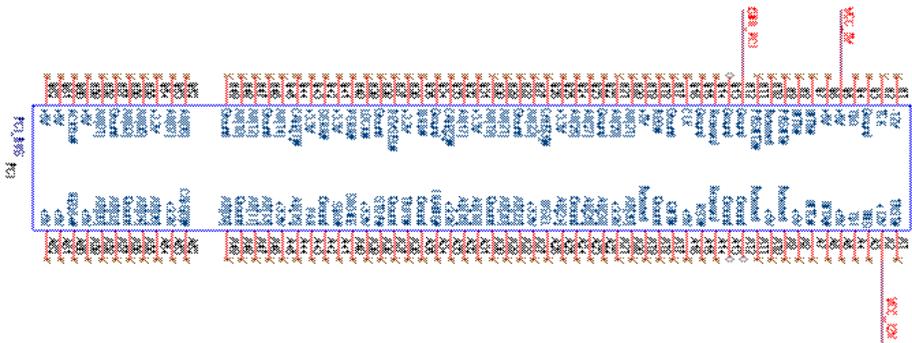
- [1] P. Jones, P. Li, K. Brooke-Wavell and G. West. Format for human body modeling from 3-D body scanning, International Journal of Clothing Science and Technology, Vol.7(1), pp.7-16, 1995.
- [2] Lefteri H. Tsoukalas and Robert E. Uhrig. Fuzzy and Neural Approaches in Engineering, John Wiley & Sons Inc., 1992.
- [3] Chin-Teng Lin and C.S. George Lee, Neural fuzzy systems, Prentice Hall, 1996.
- [4] Sigeru Omtsu, Marzuki Khalid and Rubiyah Yusof, Neuro-Control and its Applications, 1995.
- [5] Jacek M. Zurada, Introduction to Artificial Neural System, West Publishing Company, 1992.
- [6] Simon Haykin, Neural Networks, Macmillan Company, 1994
- [7] M. Minsky and S. Paper, Perceptrons, MIT Press, 1969.
- [8] Yan-Qing Yang and Abraham Kandel, Compensatory Neuro-fuzzy Systems with Fast Learning Algorithm, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 9, No. 1, pp. 83-105, 1998
- [9] Alexander Waibel, Toshiyuki Hanazawa, Geoffrey Hinmton, Kiyohiro Shikano, Kevin J. Lang, Phone Recognition Using Time-Delay Neural Networks, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 37, No. 3, pp.328-339, March 1989.

- [10] Hopfield, J.J. and D.W.Tank, Neural computation of decision in Optimization problems, Biological Cybernetics Vol.52. pp. 141-155 , 1985
- [11] Hopfield, J.J, Neural networks and physical systems with emergent computational abilities, Proc. of National Academy of Secinces, Vol.79, pp. 2554-2558, 1982
- [12] 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.3, pp.323-334, August 1987.
- [13] Hu, N. K. Vision Recognition by Moment In Invariants, IRE, pp.179-187. 1962
- [14] 김영탁, 퍼지 추론을 이용한 비전 시스템의 영상인식 알고리즘 및 제어모듈에 관한 연구, 한국해양대학교 석사학위 논문, pp.13-14, 2003.
- [15] 오창석, 뉴로컴퓨터개론, 내하출판사, pp.273-277, 2000.

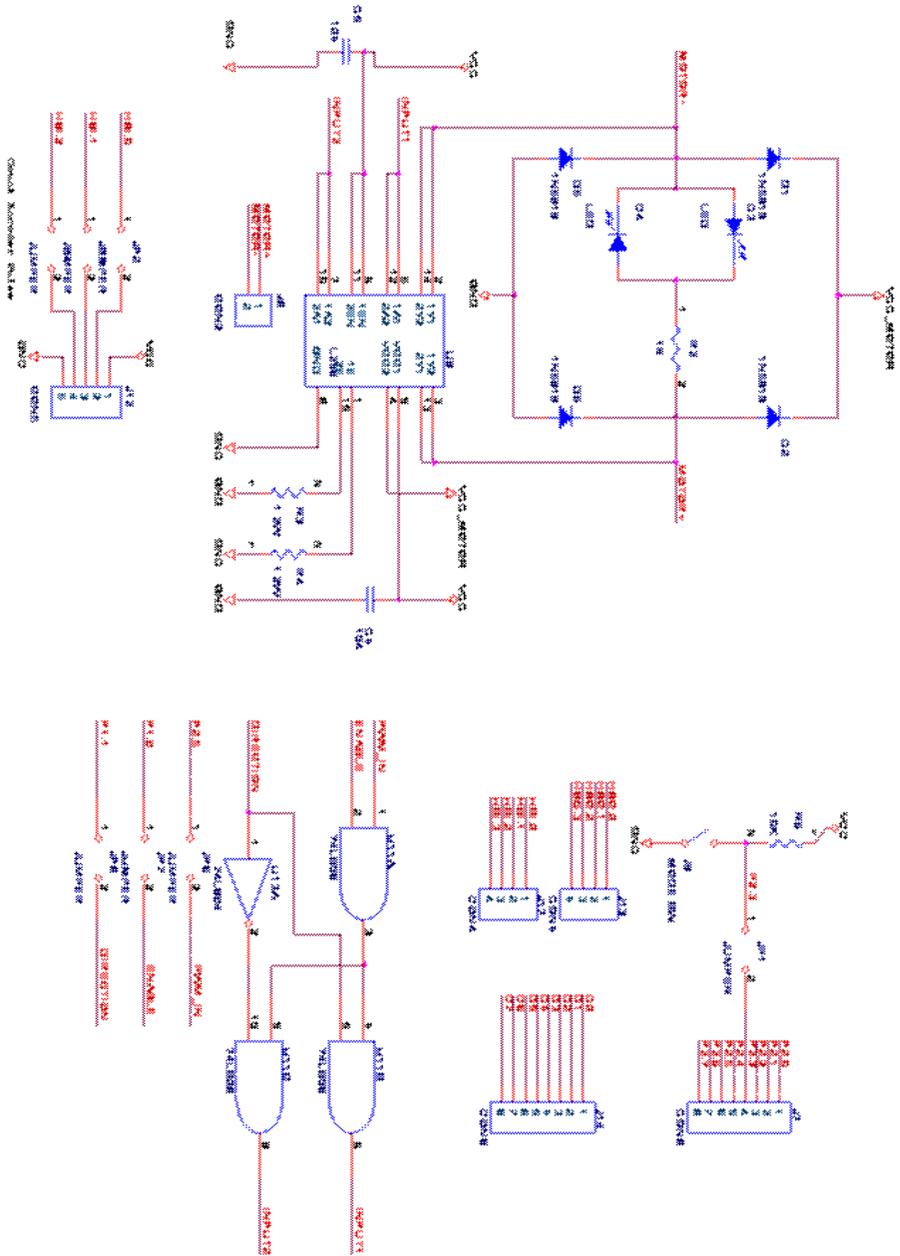
# 부록



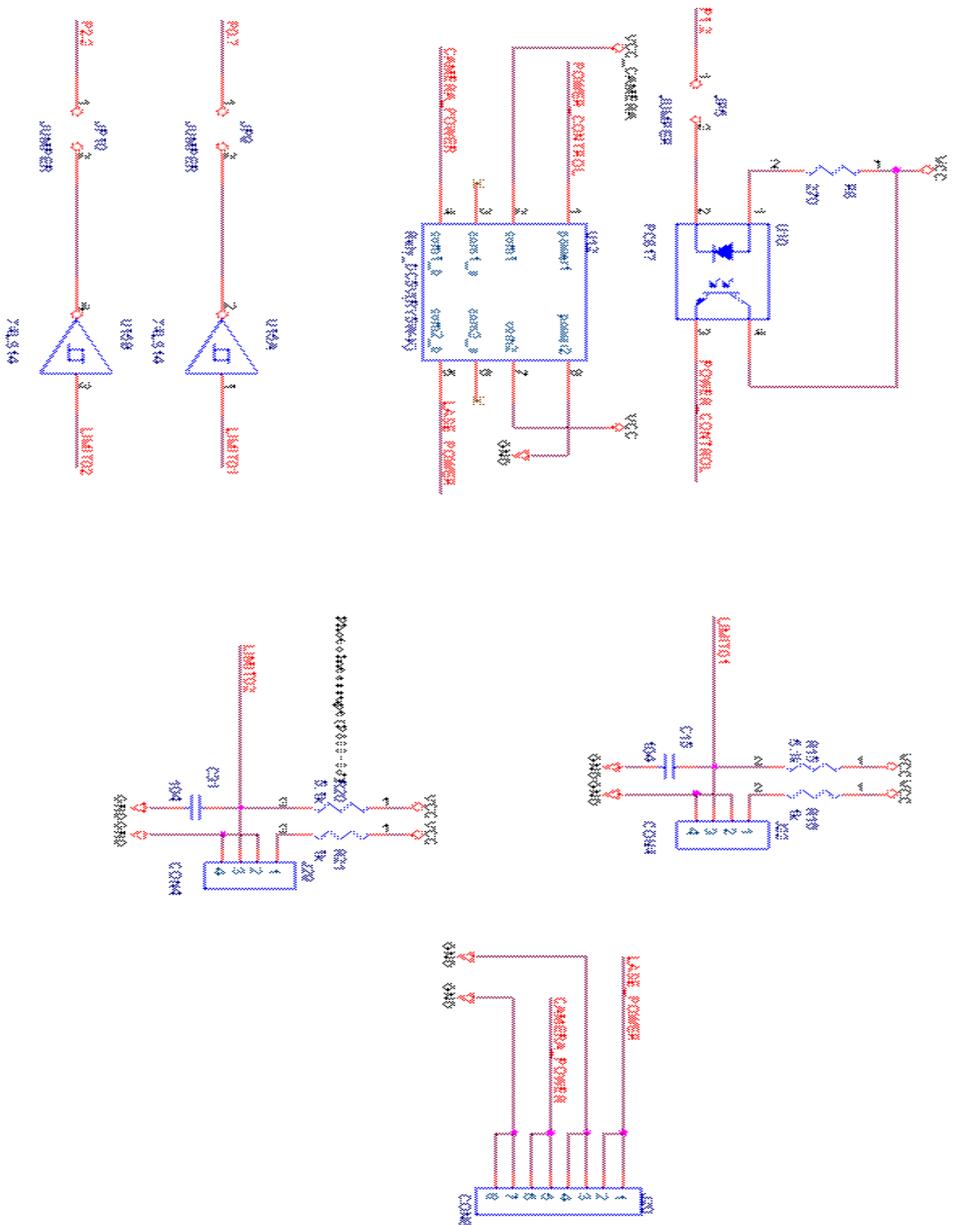
부록 1. CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈제어기의 메인 회로



부록 2. CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈제어의 전원회로

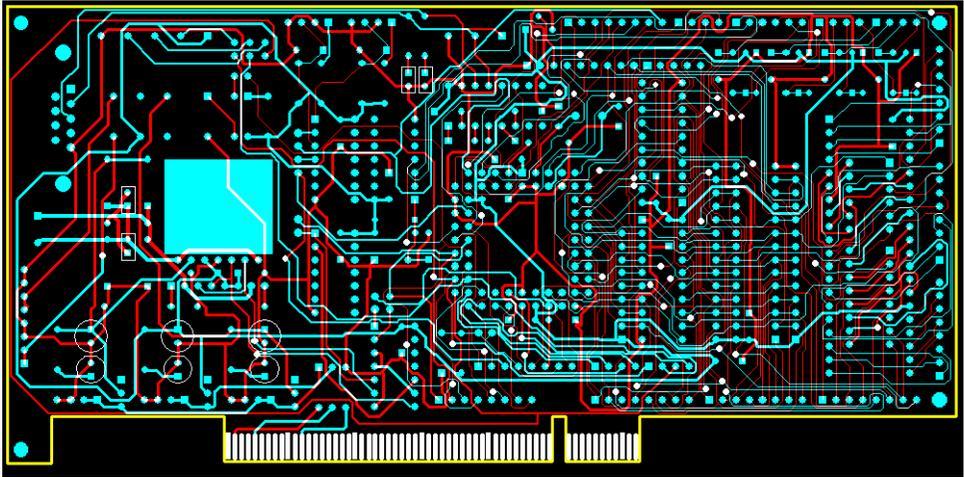


부록 3. CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈제어기의 모터 제어회로

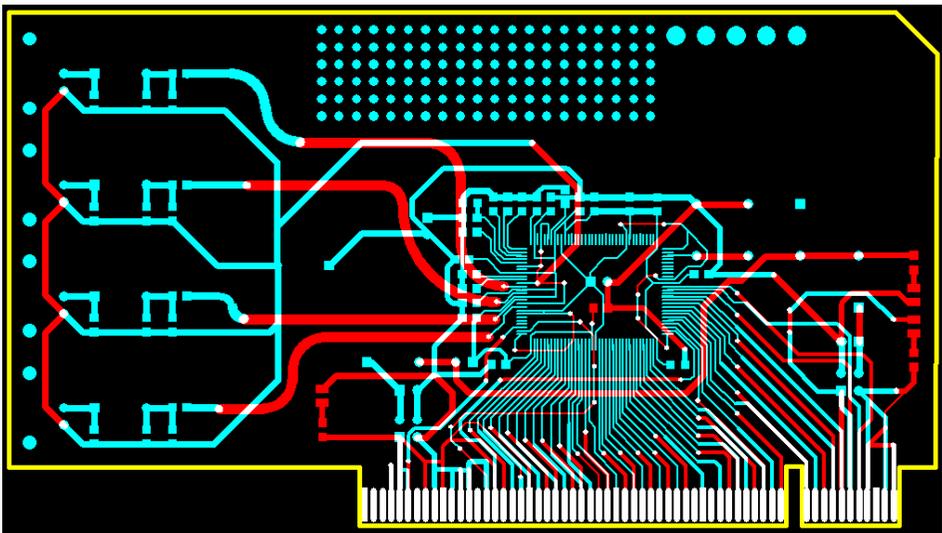


부록 4. CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈제어기의  
카메라와 레이저 리미터 제어회로





부록 6. CCD카메라와 슬릿 빔 레이저 전송 모듈제어기의  
PCB의 형



부록 7. 이미지 처리장치의 PCB의 형