工學碩士 學位論文

神經回路網을 이용한 知能形 制御시스템의 制御機 設計 및 具現에 관한 研究

A Study on the Controller Design and Implementation of Intelligent Control System using Neural Network

指導敎授 李 尙 培

2003年 2月

韓國海洋大學校 大學院

電子通信工學科

文 熙 根

本 論文을 文熙根의

工學碩士 學位論文으로 認准함

委員長　金 基 文　印

委　員　沈 俊 煥　印

委　員　李 尙 培　印

2003年 2月

韓國海洋大學校 大學院

電子通信工學科

목차

Abstract

An artificial neural network is an information-processing system that has certain performance characteristics in common with biological neural networks. Artificial neural networks have been developed as generalizations of mathematical models of human cognition or neural biology, based on the assumptions.

In this study, this system makes use of the analog sensor and converts the feature of fish outline when sensor is operating with CPU(80C196KC). Then, after signal processing, this feature is classified a special feature and a outline of fish by using the neural network, one of the artificial intelligence scheme. This neural network classifies fish pattern of very simple and short calculation. This has linear activation function and the errror back propagation is used as a learning algorithm. And the neural network is learned in off-line process. Because an adaptation period of neural network is too long when random initial weights are used, off-line learning is induced to decrease the progress time

An "Fillet machines" is a fillet extracting-tail cutting machine that is commonly used in the fish processing industry.

Millions of dollars worth of "pollack" are wasted annually due to inaccurate fillet cutting using these somewhat outdated machines. The main cause of wastage is the "over-feed problem". This occurs when a pollack is inaccurately positioned with point to the cutter blade so that the cutting location is into fillet of a pollack. An effort has been made to correct this situation by sensing the position of the fillet using sensors accordingly.

We confirmed this method has better performance than somewhat outdated machines.

1. 서 론

오늘날 산업사회는 기계기술에서 시작되어 최근의 전자기술, 정보기술, 제어기술 등으로 발전하여 산업성장을 이룩하였다. 제어기술로는 요즘 인공 지능 기법이 많은 부각을 받고 있으며, 공학과 산업 응용에서 공통적으로 사용하고 있다. 그 중에서 신경회로망은 수학적인 공식이 요구되지 않으므로 작업과 동작 환경에 대한 수학적인 모델을 쓸 수 없는 시스템에 적용이 되므로 데이터의 패턴 인식이나 음성 인식, 연산 메모리등에 많이 쓰인다.

따라서 이런 알고리즘을 바탕으로 아날로그식으로 시스템의 입력을 판별할 수 있는 센서를 사용하여 특징점과 윤곽을 받아, 현 산업 공정에서 대두되고 있는 인공 지능 제어기법을 기반으로 센서에서 나오는 신호의 특징점과 윤곽을 패턴 분류하였다.

인공지능 기법들은 여러 가지가 있으며, 그 대표적인 기법은 퍼지논리와 신경회로망이다. 퍼지논리는 인간의 추론 방법을 구현하기 때문에 인간의 지능을 표현하기가 매우 쉽고 복잡한 환경에서도 그 성능은 우수하다[1]. 그리고 신경회로망은 인간의 학습능력과 유사하기 때문에 패턴인식과 분류가 우수하다는 것이 여러 논문에서 입증되었다[2].

이런 기능을 바탕으로 본 논문에서는 지능 시스템에 마이크로 컨트롤러(80C196KC)를 이용해서 대상물의 다양한 특성과 변위의 가변적인 상황에서도 공정의 안정성과 비선형적인 상황을 판별하는 아날로그식 센서를 사용해서 센서에서 나오는 신호를 A/D 변환하고 신호처리하면서 인공지능 제어기법을 이용한 지능형 제어시스템의 알고리즘과 제어기를 연구하였다. 그리고, 그 응용을 위하여 어류의 중간 등뼈의 부분

을 절단하는 지능형 제어 시스템을 구현하였다.

먼저, 어류의 중간 등뼈의 부분을 절단하기 위한 절단기의 위치를 마이크로 컨트롤러로 위치제어하고, 컨베이어 모터제어와 칼날모터 동작을 시퀀스적으로 구현하였다.

본 논문의 구성을 살펴보면 제 2장에서는 신경망의 개요와 학습 알고리즘과 패턴인식을 위한 신경회로망 모델을 논의하였고, 제 3장에서는 지능형 제어시스템에서의 센서에 대한 물체 검출, 마이크로 컨트롤러 시스템 그리고 DC 서보 모터 제어에 대해 설명하였다. 그리고 제 4장에서는 제시된 시스템의 구조를 기반으로 지능형 제어시스템에서의 제어 알고리즘 및 제어기를 구현하고 지능형 제어시스템에서 실험하여 그 결과를 고찰하였으며, 제 5장에서는 결론을 제시하였다.

제 2 장 신경회로망

신경회로망은 학습을 통해 지식과 경험을 축적하여 스스로 상황을 판단할 수 있는 인간과 유사한 것을 만들고자 생겨난 인공지능의 한 분야이다. 신경회로망의 발단은 뇌의 생물학적 신경세포와 그들의 연관관계를 단순화시키고 수학적으로 모델링하므로서 뇌가 나타내는 지능적 형태를 구현해 보자고 하는 것이었다. 신경회로망은 개념적으로 매우 단순하며 주어진 입력에 대해 자신의 내부구조를 스스로 조직화하여 학습해 나간다.

신경회로망에 대한 연구는 1943년 맥컬럭(McCulloch)과 피츠(Pitts)에 의해 처음으로 가능성이 제어되었다[2]. 이들은 인간의 두뇌를 수많은 신경세포들로 이루어진 계산기라 생각했다. 그리고 단순한 논리적 임무를 수행하는 모델을 보여주었으며, 패턴분류가 인간의 지능적인 행위를 규명하는데 매우 중요하다는 것을 인식시켰다.

헵(Hebb)은 두 뉴런사이의 웨이트(Weight)를 조정할 수 있는 최초의 학습규칙을 제안하였으며[3], 이 학습에 관한 연구는 적응 신경회로망의 연구에 많은 영향을 끼쳤다. 1957년 로젠블렛은 퍼셉트론(Perceptron)이라는 신경모델을 발표하므로써 실질적인 신경회로망에 관한 연구가 활성화 되었다[4]. 그후 민스키(Minsky)와 파퍼트(Papert) 등이 퍼셉트론 모델을 수학적으로 철저히 분석하여, XOR 함수와 같이 단순한 비선형 문제를 풀 수 없다는 것을 밝혀낸 후 신경회로망에 관한 연구는 20년간 침체기를 맞게 되었다[5].

그러나 1980년대에 들어서 홉필드(Hopfield), 코호넨(Kohonen), 코스코(Kosko), 파커(Parker)에 의해 신경회로망이 새롭게 발전하게 되었다

[3]. 오늘날 가장 일반적으로 사용하는 신경회로망의 학습알고리즘인 오류 역전파 알고리즘은 웨보스(Werbos)와 파커(Parker)에 의해 정립되었다[3].

이런 역사적인 배경으로 발전한 오늘날의 신경회로망은 패턴인식, 음성인식, 제어 시스템, 의료진단, 통신시스템 등 여러 분야에 널리 응용되고 있다. 본 장은 신경회로망들이 본 연구에서 어떤 형태로 이용되는지를 도움 주기 위해 먼저 신경회로망의 구조와 학습알고리즘, 그리고 패턴인식과 예측을 위한 신경회로망 모델을 논의한다.

2.1 신경회로망 모델

신경회로망에 관한 연구는 두뇌와 신경세포 모델에 대한 연구에서 시작되었다. 뇌의 무게는 약 3 파운드를 조금 넘고, 100 140억개의 뉴런이라고 불리는 신경세포로 구성되어 있다.

모든 인간의 행동은 최종적으로 작은 세포들의 활동에 기인하고 뉴런은 다른 뉴런들과 상호 연결되어 있어서 신경회로망이라고 하며, 뉴런들로 조밀하게 서로 상호 연결되어 있다. 이러한 광범위한 상호 연결은 대단히 큰 연산과 기억 능력을 제공해 준다[4],[5]

뉴런은 중추신경계의 기본 단위이고, 생물학적 뉴런의 개략적인 모습은 그림 1에 나타내었다. 여기서 정보처리의 관점에서 보면 개개의 뉴런은 다른 뉴런으로부터 정보를 받는 수상돌기(Dendrite), 다른 뉴런으로부터 수상돌기가 받는 정보를 수집 및 조합하는 세포체(Soma 또는 Cell Body), 세포체의 결과를 다른 뉴런으로 전달하는 축색돌기(Axon)로 구성되어 있다. 그리고 한 뉴런의 수상돌기와 다른 뉴런의 축색돌기의 연결 지점을 시냅스(Synapse)하며 시냅스는 과거의 축적된

경험이나 지식 등을 기억한다[2].

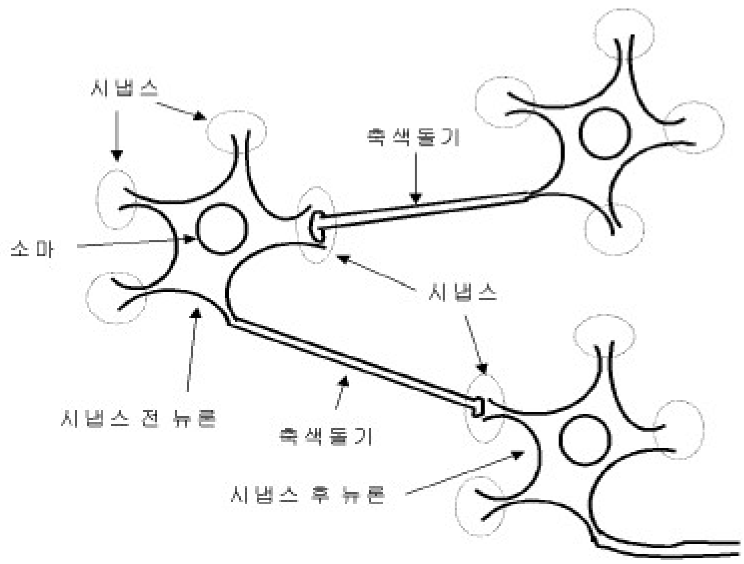


그림 2. 생물학적 뉴런의 구조

정보의 처리와 전송은 시냅스 전 뉴런의 활동전위 펄스가 시냅스 후 뉴런의 막전위를 변화시킴으로써 정보가 수상돌기를 통해 세포체로 전달된다. 이때 뉴런은 정보의 값이 뉴런 고유의 한계 값보다 커지면 뉴런은 발화(Fire)되어 다른 신경세포에 자신의 출력을 전달한다. 이러한 뉴런을 인공적인 뉴런으로 모델링(Modelling)하면 그림 2와 같이 된다[5],[6].

생물학적 뉴런의 성질이 복잡하고 다양하기 때문에 그 모델 특성을 요약하기가 어렵다. 뉴런은 다른 뉴런 또는 외부로부터 입력을 받으며 그 입력들의 가중된 합은 그림 2에서 나타낸 비선형 활성화 함수로 입력된다. 그리고 입력들의 가중된 합이 정해진 뉴런의 임계치를 넘었을 때 뉴런이 점화(Firing)되어 다른 뉴런으로 출력된다.

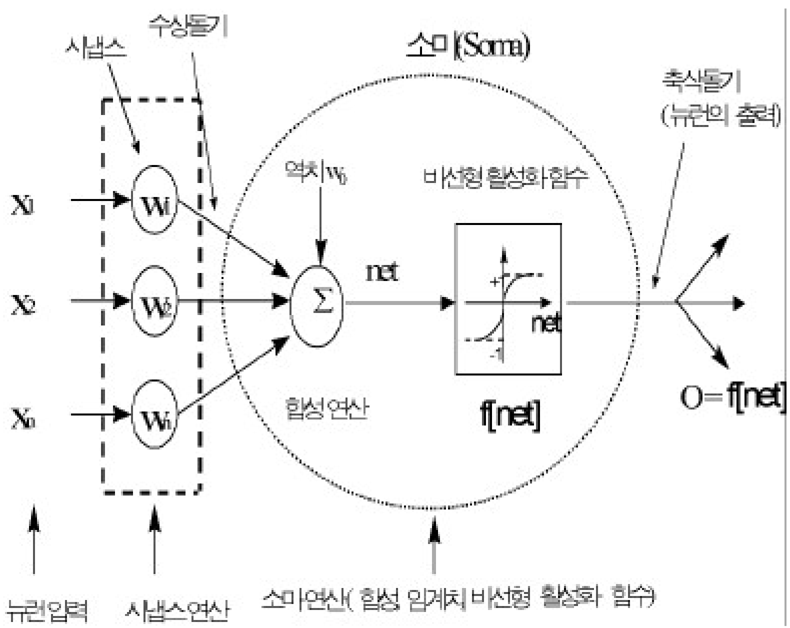


그림 3. **인공적인 뉴런의 구조**

이 뉴런 함수를 수학적으로 표현하면 식(1)**과 같다**.

$$O = f\left[\sum_{i=1}^{n} w_i x_i - w_o\right] \quad (1)$$

여기서 $x_1, \ldots, x_n$**는 뉴런의 입력**, $w_1, \ldots, w_n$**는 시냅스 가중치**, O**는 뉴런의 출력**, w_0**는 임계치(역치)**, f **는 비선형 활성화 함수이다**.

신경회로망에서 많이 사용되는 활성화 함수의 종류로는 그림 3**에 나타내었다**.

대표적으로 단극성 선형함수(Unipolar linear function), **양극성 선형함수**(Bipolar linear function), **양극성 계단함수**(Bipolar step function), **단**

극성 시그모이드 함수(Unipolar sigmoid function), 양극성 시그모이드 함수(Bipolar sigmoid function) 등이 있다[2].

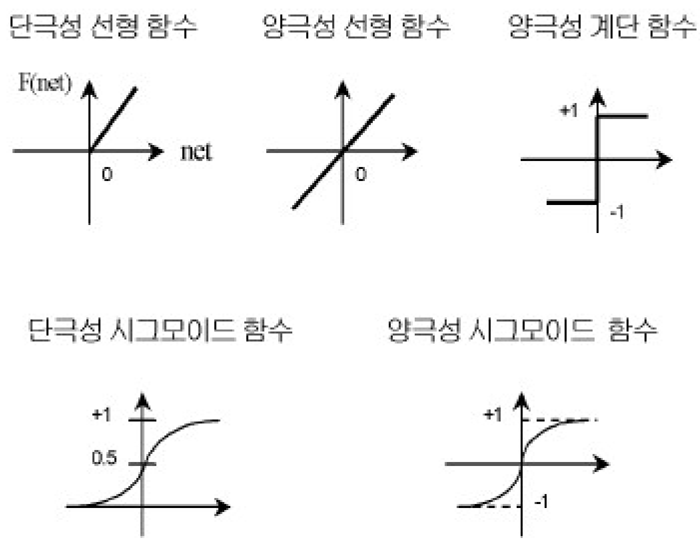


그림 4. 뉴런의 활성화 함수

2.2 다층 신경회로망의 구조와 학습

인간의 뇌는 수많은 뉴런으로 서로 연결되어 있다. 따라서 인간의 뇌와 유사한 인공적인 신경회로망은 다층 구조라 할 수 있고 , 서로 연결된 뉴런에 의해서 더욱 더 좋은 성능으로 수행할 수 있다. 일반적으로 더욱 큰 망은 큰 연산 용량을 제공한다. 뉴런을 층에 배열하는 것은 뇌의 일부분인 계층화된 구조를 흉내낸 것이다.

패턴 인식과 시스템 인식, 또는 제어와 같은 응용에서 가장 일반적으로 사용되는 신경회로망 구조는 오류 역전파(Error Back - Propagation) 알고리즘을 갖는 다층 신경회로망(Multi layered neural network)이다. 전형적인 다층 신경회로망은 그림 4에 나타내었다[7][8].

그림 4에서 각각의 원은 그림 2에서 보여준 뉴런이다. 이 신경회로망은 x라는 입력 벡터를 갖는 입력층과 y라는 출력 벡터를 갖는 출력층으로 이루어지며 입력층과 출력층 사이의 층을 우리는 보통 은닉층(Hidden layer)이라 한다.

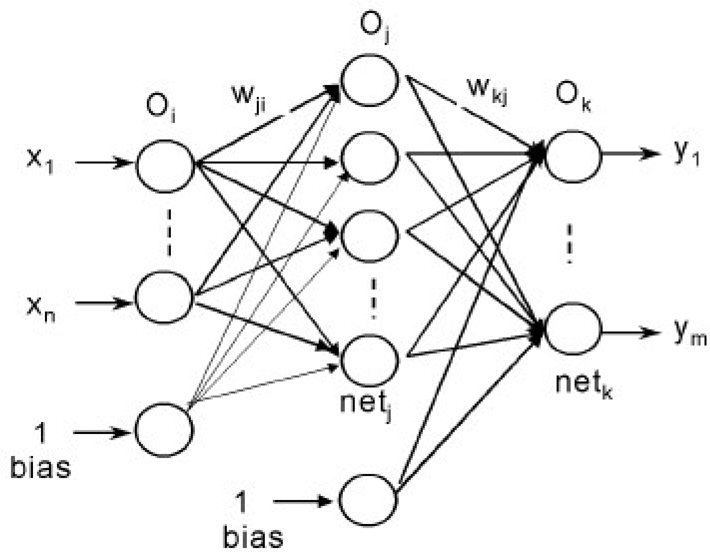


그림 5. 다층 신경회로망의 구조

그림 4에서 O_i, O_j, O_k는 입력층, 은닉층, 출력층들의 각 뉴런 출력이고, 입력층과 은닉층 사이의 웨이트를 W_{ji}, 은닉층과 출력층 사이의 웨이트를 W_{kj}로 표기한다. 모든 정보는 신경회로망의 웨이트에 저장되며, 학습과정 동안 웨이트 W_{ji}, W_{kj}의 성분은 계속적으로 새로운 정보로 바뀌어 진다. 일반적으로 새로운 정보를 변경하는 신경회로망의 대표적인 알고리즘은 오류 역전파 알고리즘이다.

오류 역전파 알고리즘은 신경회로망의 각 뉴런에 의해 계산된 최종

출력층 뉴런의 출력과 바라는 출력사이의 오차를 자승하여 최소화시키는 최소-평균 자승법(Least-mean square)이다[9].

오류 역전파 학습 알고리즘의 원리는 먼저 입력층에서는 신경회로망의 입력 x를 은닉층으로 보낸다. 두번째로 은닉층의 뉴런들은 각각의 입력층으로부터 입력된 값과 웨이트들의 곱을 합산함과 동시에 활성화 함수를 통해 연산된 결과를 출력층으로 보낸다. 출력층은 은닉층과 같은 뉴런 연산을 하여 출력한다. 이때 신경회로망의 출력값이 바라는 목표값과의 차이를 구하며, 이 차를 오차라고 말한다.

이 오차를 최소화 하기 위해 각 층에 있는 웨이트의 오차 벡터 항을 편미분하여 웨이트를 조정한다. 다시 말해 출력층의 출력과 바라는 목표치의 오차를 연산한 후 출력층에서 은닉층으로, 은닉층에서 입력층으로 역전파하여 오차에 따른 웨이트 변화량에 의해 웨이트들을 조정하며 이것을 오류 역전파라고 말한다[7]. 오류 역전파 학습 알고리즘을 수식적으로 나타내면 다음과 같다. 먼저 입력층, 은닉층, 출력층의 뉴런 출력은 식(3), 식(5), 식(7)과 같다.

$$net_i = x_i \quad (i = 1, 2, 3, \ldots, n) \tag{2}$$

$$O_i = \lambda f \ [net_i] \tag{3}$$

$$net_j = \sum_j W_{ji} O_i \tag{4}$$

$$O_j = \lambda f \ [net_j] \tag{5}$$

$$net_k = \sum_k W_{kj} O_j \tag{6}$$

$$O_k = \lambda f \ [net_k] \tag{7}$$

여기서 사용한 f 는 활성화 함수이며, net_i, net_j, net_k는 이전의

뉴런 출력과 현재 층에 있는 웨이트들과의 곱을 합산한 값이고 λ는 활성화 함수의 기울기이다. 신경회로망을 학습시키기 위해 신경회로망의 출력값이 바라는 목표값과의 차인 오차를 구해야 하며 이 오차를 구하는 수식은 식(8)에 나타내었다.

$$E = \frac{1}{2}\sum_k (D_k - O_k)^2 \tag{8}$$

학습의 목적은 웨이트를 조정하여 오차 E를 최소화하는 것이므로 웨이트의 조정에 대하여 살펴보면 오차를 최소화하기 위해 웨이트를 음의 경사방향(Negative gradient direction)으로 변화시켜 한다. 따라서 웨이트 변화를 음의 경사 방향으로 오차에 대한 웨이트의 방향 벡터를 편미분함으로써 웨이트 변화량을 구할 수 있다. 각 층에 있는 웨이트 변화량을 구하면 다음과 같다.

$$\triangle W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}}, \qquad \eta > 0 \tag{9}$$

여기서 η는 학습 속도를 나타내는 상수이며 이것을 학습률이라 한다. 그리고 식(9)을 연쇄 규칙(Chain rule)을 사용하여 아래와 같이 간단하게 쓸 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial O_k}\frac{\partial O_k}{\partial net_k}\frac{\partial net_k}{\partial W_{kj}}$$

$$= \frac{\partial \frac{1}{2}\sum_k (D_k - O_k)^2}{\partial O_k}\frac{\partial \lambda f\,[net_k]}{\partial net_k}\frac{\partial \sum_k W_{kj}O_j}{\partial W_{kj}} \tag{10}$$

여기서, 활성화 함수 f 가 선형함수라고 가정하면, 웨이트 변화량 $\triangle W_{kj}$ 는 다음의 식과 같다.

$$\Delta W_{kj} = \eta(D_k - O_k)O_j \tag{11}$$

은닉층에 대한 웨이트의 변화량도 오차를 최소화하기 위해 웨이트를 음의 경사 방향(negative gradient direction)**으로 변화시켜 준다**.

$$\Delta W_{ji} = -\eta\frac{\partial E}{\partial W_{ji}}, \qquad \eta > 0 \tag{12}$$

식(12)**를 연쇄 규칙**(chain rule)**을 사용하여 아래와 같이 간단하게 쓸 수 있다**.

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial O_k}\frac{\partial O_k}{\partial net_k}\frac{\partial net_k}{\partial O_j}\frac{\partial O_j}{\partial W_{ji}}$$

$$= \frac{\partial \frac{1}{2}\sum_k (D_k - O_k)^2}{\partial O_k}\frac{\partial \lambda f[net_k]}{\partial net_k}\frac{\partial \sum_k W_{kj}O_j}{\partial O_j}\frac{\partial \lambda W_{ji}O_i}{\partial W_{ji}} \tag{13}$$

식(13)**에 의해 입력층과 은닉층 사이에 있는 웨이트의 변화량은 다음의 식으로 나타내어진다**.

$$\Delta W_{ji} = \eta(D_k - O_k)W_{ki}O_i \tag{14}$$

따라서 웨이트의 변화는 다음과 같다.

$$W_{ji} = W_{ji} + \Delta W_{ji} \tag{15}$$

$$W_{kj} = W_{kj} + \Delta W_{kj} \tag{16}$$

지금까지 설명했듯이, **오류 역전파 알고리즘은 오차 신호를 계산하고 신경회로망의 웨이트들을 조정하기 위해서는 바라는 응답값이 필요하**

다. 이러한 초기의 학습 후에 신경회로망은 학습에 사용되지 않은 새로운 데이터의 집합을 입력할 수 있다.

학습된 데이터의 집합이 아닌 데이터를 갖는 망의 정확성은 신경회로망에 일반화 능력을 부여한다. 그리고 이것은 곧 신경회로망의 신뢰도를 가리킨다. 학습과 검사단계 후에, 신경회로망은 패턴 분류기, 또는 잘 모르는 비선형 함수와 복잡한 처리를 모델화하는데 사용될 수 있다[10].

신경회로망을 학습시킬 때 초기 웨이트는 작은 무작위 값으로 설정하고 이런 초기화는 최종 출력에 영향을 미치므로 보통 일반적으로 초기 웨이트는 -0.5에서 0.5사이의 값을 주로 사용한다. 그리고 오류 역전파 알고리즘의 수렴 정도는 학습률에 의해서도 달라질 수 있다. 학습률은 신경회로망의 구조와 응용 목적에 따라 각각 달리 선택되고 일정한 기준이 없으며 보통 0에서 1사이의 값을 사용한다. 만약 큰 학습률을 사용하면 오버슈트가 일어날 수 있고 작은 학습률을 사용하면 학습속도가 느려질 수 있으므로 위에서 제시한 범위 내에서 적절히 선택해야한다.

2.3 모멘텀 항 연산

모멘텀 방법은 오류 역전파 알고리즘에서 수렴 속도의 향상과 지역 최소점으로 빠지는 걸 막기 위한 목적으로 사용한다. 여기서 식(12)에서 가장 최근의 웨이트 변화량을 추가시킨 것이 모멘텀 방법이고, 추가시킨 항을 모멘텀 항이라 하고, 아래와 같이 표현되어진다.

$$\Delta w(t) = -\eta \triangle E(t) + \alpha \triangle w(t-1) \tag{17}$$

또, 상수 α를 모멘텀 상수라고 한다. 보통 모멘텀 상수는 0.1에서 0.8의 값으로 사용한다. 모멘텀 방법을 사용한 N 스텝 전체의 웨이트 변화량은 아래 식과 같다.

$$\Delta w(t) = -\eta \sum_{n=0}^{N} \alpha^{n} \triangle E(t-n) \tag{18}$$

그림 5의 A 에서 경사 하강법이 시작된다고 할 때, A 에서는 (-) 방향으로 웨이트가 변화하지만 A' 에서는 반대 방향인 (+) 방향으로 향한다. 이것은 이전의 A 의 (-) 웨이트 변화량을 모멘텀 항으로 추가하면 이러한 오버슈트를 줄이게 되어 학습의 신뢰도를 향상시킨다[11]. 반면, 왼쪽 그림의 C 파형은 일반적인 오류역전파 방법으로 최소지점 M 을 지나치는 오버슈트가 발생하게 된다.

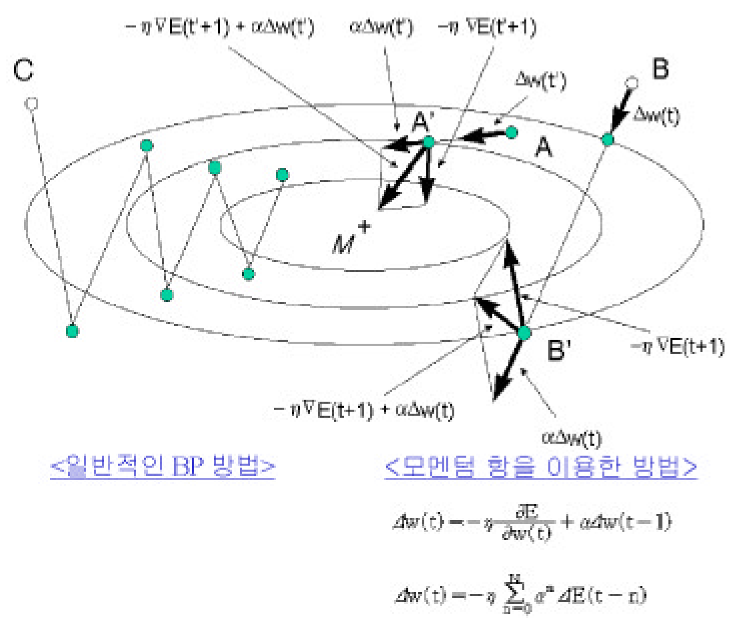


그림 6. 오류역전파 방법과 모멘텀 항 추가한 방법

3. 지능형 제어 시스템의 구성

메카트로닉스 시대의 기술 중에서 가장 두드러진 특징이라면 자동화 시스템을 들지 않을 수 없듯이 이는 어떤 형태든 계측을 전제로 하지 않으면 안 된다. 생산 공정에 있어서 자동화(FA)는 그 과정에서의 물리적 또는 화학적인 계량이 요구에 맞게 계측되어지고, 이것을 제어 기능과 연결시키면서 동시에 액추에이터 기능과 연결시킴으로써 가능하게 된다[12]. 따라서 본 장에서는 산업현장에서 자동화에 의한 지능 시스템에서의 센서 기술과 마이크로 컨트롤러 시스템 기술, DC 서보 모터제어 기술에 대해 논의한다.

3.1 센서회로부

센서는 오래전부터 제어 기기의 검출부로서 이용되어 왔지만 최근엔 소형으로서 고성능인 센서가 다양하게 개발되어 각종 산업이나 민생 응용에서부터 마이컴에 이르기까지 광범위하게 이용되고 있다.

본 연구에서는 아날로그식 포텐션메타를 사용함으로써 물체의 뚜께와 특징점을 추출하여 신호 처리한 후에, 인간의 학습 능력과 유사한 신경회로망 제어 기법으로 패턴 분류하고자 한다[13].

포텐션메타는 전자회로의 조정, 제어, 정밀 가변소자로서 이용되는 외에 각도나 직선변위 등의 기계식 변위량을 전기신호(전압)으로 변환하는 위치센서로서 사용된다. 또한 높은 정밀도와 큰 아날로그 출력을 얻을 수 있고 기계량과의 변동이 간단해서 서보계의 피드백 센서로서 넓은 분야에서 활용되고 있다[14].

신호 검출은 물체의 두께를 포테션메타의 회전각으로 입력되어 출력되는 전압의 양(아날로그)을 측정하여 물체의 두께와 특징점을 측정하는 방법으로, 마이크로 컨트롤러를 사용하여 아날로그의 신호를 A/D 변환한다. 이렇게 신호를 받은 여러 물체들의 윤곽이나 특징점들을 마이크로 프로세서에서 판별하게 된다.

3.2 마이크로 컨트롤러 시스템

제어 응용 시스템에 마이크로 컨트롤러를 사용하게 되면 다음과 같은 장점이 있다.

(1) 소형 경량화.

시스템의 컨트롤러 부분이 마이크로 컨트롤러 LSI(Large-Scale Integrated Circuit) 1개와 극히 소수의 외부 소자들로 간단히 구성됨으로 컴퓨터 사용에 비해 크기와 무게가 현저히 줄어들고 소비 전력도 적어진다.

(2) 낮은 가격.

컨트롤러 부분이 단순화됨에 따라 부품비, 제작비, 개발비가 감소되고 개발 시간도 단축된다.

(3) 신뢰성의 향상.

컨트롤러가 단순화되어 부품수가 적어지고 신뢰도가 높은 소자를 사용하므로 고장률이 감소되며 Chip 교체 만으로 유지 보수가 용이해진다.

(4) 융통성.

하드웨어에 의존하는 부분을 소프트웨어로 처리할 수 있게 됨으로 기능의 변경이나 확장에 보다 유연하게 대응 할 수 있다.

80C196KC를 사용하여 모터 1개의 위치 제어와 A/D 변환할 수 있는 제어 응용 시스템을 구현하고자 한다. 그림 6은 제어응용 시스템에서 마이크로 컨트롤러의 블록도이다.

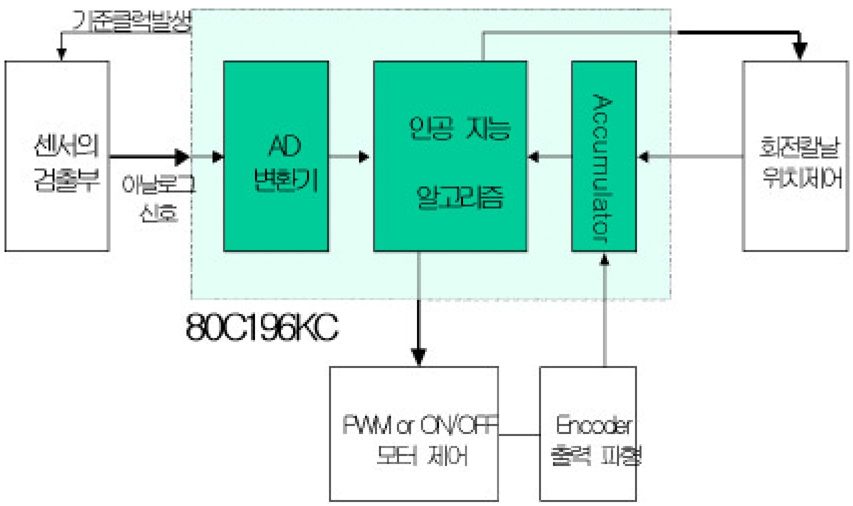


그림 7. 지능시스템에서의 마이크로 컨트롤러 블록도

3.3 DC 서보 모터 제어

이동 로봇이나 매니퓰레이터(Manipulator)등의 산업용 가공 시스템에는 움직임을 발생시키는 액추에이터(Actuator)가 반드시 필요하다.

외부환경을 인식하는 부분이 센서라면 일을 하는 부분이 바로 액추에이터로써, 소형및 경량이고 토크등의 출력이 커야하고 에너지 효율도

좋고 제어하기 쉬워야 한다[15]. 현재 가공 시스템에 사용되는 엑추에이터는 공기압이나 유압등을 이용한 실린더 방식이나 모터 등을 이용하는 방식이 대부분이다. 여기서는 DC 서보 모터제어 방법에 대해 설명한다[15][16].

DC 모터를 사용하려면 폐루프 제어(Closed loop control)를 해야 한다. 폐루프 제어란, 엔코터 등을 모터 회전축에 부착하여 속도와 위치 정보를 알아내서 속도나 위치 제어 알고리즘 등이 지령 값과 실제 값의 차이를 없애면서 모터를 움직이도록 제어하는데, 이러한 제어를 할 수 있는 모터를 서보 모터라 한다[17][18]. 그림 7은 DC 모터 제어 시스템 구성도이다.

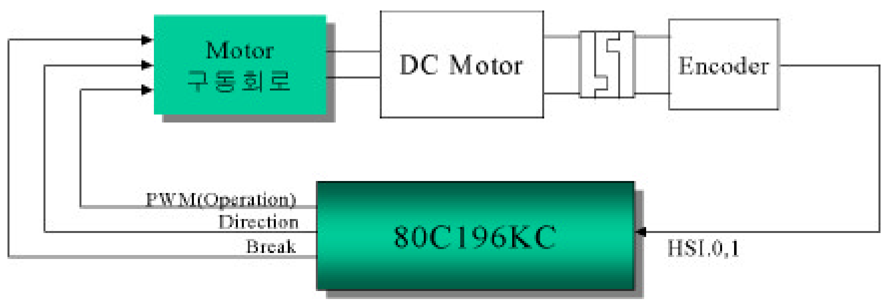


그림 8. DC 모터 제어 시스템 구성도

DC 모터를 사용하여 제어를 하는 경우, DC 모터의 등가회로를 고려해야 한다. 그 이유는 등가회로를 알면 모터의 특성을 알 수 있어 그 뒤의 회로설계가 용이하게 되기 때문이다. 그림 8(a)는 모터와 전원을 접속한 회로의 예이다. 이것을 등가회로로 치환하면 그림 8(b)와 같이 된다. 여기에서 그림 8(b)는 아래와 같은 관계식이 성립된다.

$$E_b = R_a \cdot I_a + V_B + E_c \quad (19)$$

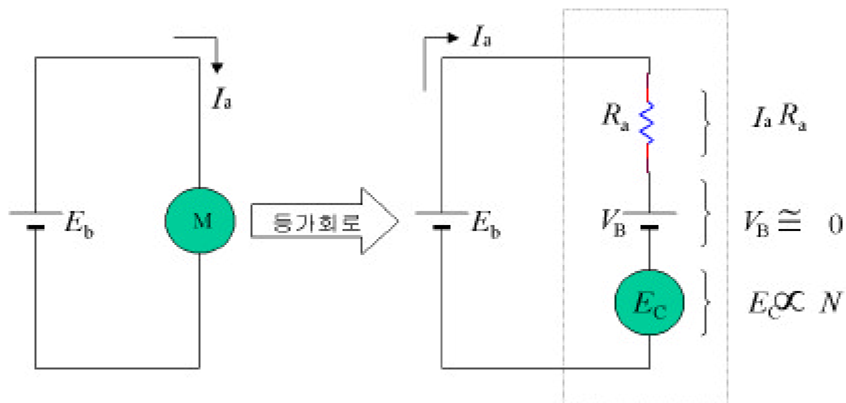
E_b ; **전원전압**[V]

R_a ; **전기자 내부저항**[Ω]

I_a ; **모터 전류**[A]

V_B ; **브러시-커뮤테이터간의 접촉 전압**[V]

E_c ; **모터의 유도전압**[V]



(a) **전원과 접속했을 경우** (b) **등가 회로**

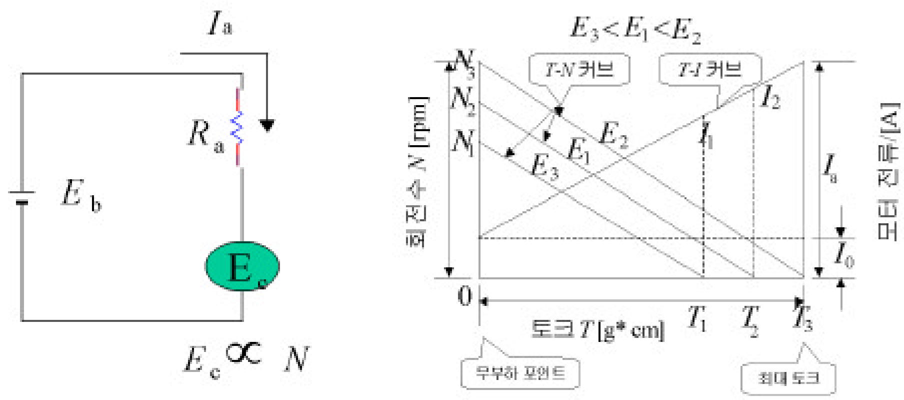
그림 9. DC **모터의 등가회로**

또한 브러시-커뮤테이터간에 발생하는 접촉 전압 V_B**는** $E_b \gg V_B$, $E_c \gg V_B$**여서, 이것을 무시하면 식** (20)**과 같이 된다.**

$$E_b = R_a \cdot I_a + E_c \quad (20)$$

따라서 DC **모터는 일정한 회전수로 회전하고 있는 경우. 그림** 9(a)**와 같은 등가회로로 표현할 수 있다. 이것들의 관계에서 그림** 9(b)**와 같은** DC **모터의 특성이 얻어진다. 그림** 9(b)**에서** $T - N$ **커브는 반비**

례 관계로 토크가 크면 클수록 회전수가 낮아지고, T - I 커브는 토크가 클수록 모터 전류는 높아진다. 그래서 회전수를 빨리 하면서 토크를 높이려면 큰 회전수를 가진 모터 선정과 모터 축앞에 기어 박스를 달므로 인해 토크와 회전수의 반비례적인 관계를 극복해야 한다.



(a) 등가회로 (b)특성

그림 10. DC 모터의 등가회로 및 특성

본 연구에서도 DC 모터 2개를 사용하는데, 1개의 모터에는 36의 기어 박스를 달고 1/2 타임벨터를 사용하여 72번의 모터 회전으로 액추에이터가 1번 회전하는 정밀 제어가 가능하게 하고, 다른 하나의 모터는 양쪽의 컨베이어가 똑같이 움직이기 위해 컨베이어 모터에는 맞물리는 기어 박스를 장착해서 시스템의 성능에 부합시켰다.

4. 지능형 제어시스템의 제어기 구현 및 실험

본 장에서는 3장에서 언급한 기능들을 지능형 제어시스템에 적용해 그 응용을 생선의 종류, 크기 등의 가변적인 상황을 수용하면서도 공정의 안정성과 유연성이 뛰어난 지능시스템의 알고리즘 및 제어기에 적용하여 실험하였다. 이를 위해 원양해협에서 잡히는 명태를 표본으로 하여, 기계식 어류가공 시스템의 일률적인 동작과 노동 집약적인 수작업의 가공을 사용자와 관리자 측면에서 보다 편리하게 사용함에 목적을 두었으며, 정확하게 어류의 절단 위치를 검출해서 중간 등뼈 부분을 제거하는데 촛점을 두었다.

4.1 전체적인 시스템의 제어기 구현 및 패턴 분류

시스템의 주 제어기인 내장형 제어기, 센서 회로, 절단 위치로 이동하는 모터를 제어하고 컨베이어 모터, 칼날 회전 모터를 제어하면서 절단 동작을 시퀀스적으로 동작을 수행하는 회로를 부록 그림 1, 2, 3, 에 나타내었다.

그림 10은 전체 하드웨어 구성도로서 내장형 제어기(80C196KC)를 기준으로 주변 장치들을 나타낸 것이다. 먼저, 포테션메타에서 나오는 아날로그 신호를 CPU 자체내의 A/D 변환기능으로 처리해서 이 데이터를 임시 저장 레지스터에 저장한다. 그래서 데이터를 신호처리 한 후에 신경망 학습에 의한 등뼈의 절단 부분을 찾아서 위치 제어 모터를 움직이고, 컨베이어 모터를 별도의 회로로 정속으로 움직이면서 절단 동작한 후 컨베이어 모터를 따라 움직이면 1사이클의 동작이 끝나게

된다.

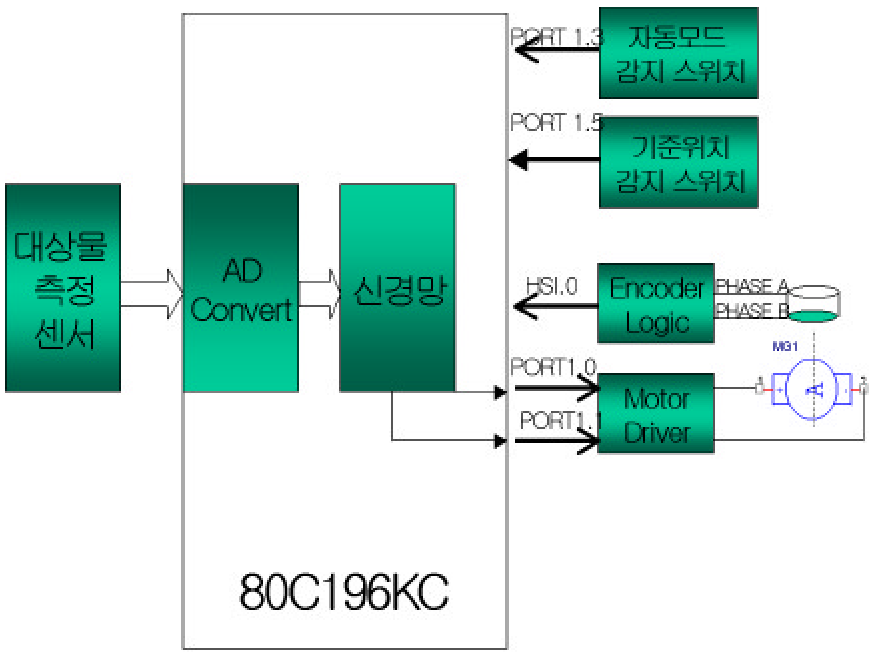


그림 11 전체 하드웨어 구성도

그림 11은 절단기의 기본 구조를 나타낸 것으로 어류를 컨베이어 투입구에 넣으면, 컨베이어가 진행하면서 포테션메타에 의해 어류의 뚜께 부분의 윤곽을 받아 절단위치로 칼날을 이동시킨다. 이 때 포테션메타로 신호가 들어오면 컨베이어는 계속 정속으로 움직이고 칼날 이동 모터는 정확성을 위해 기준위치로 이동 후 알고리즘 처리된 위치데이터 만큼 움직이는 동작을 한다.

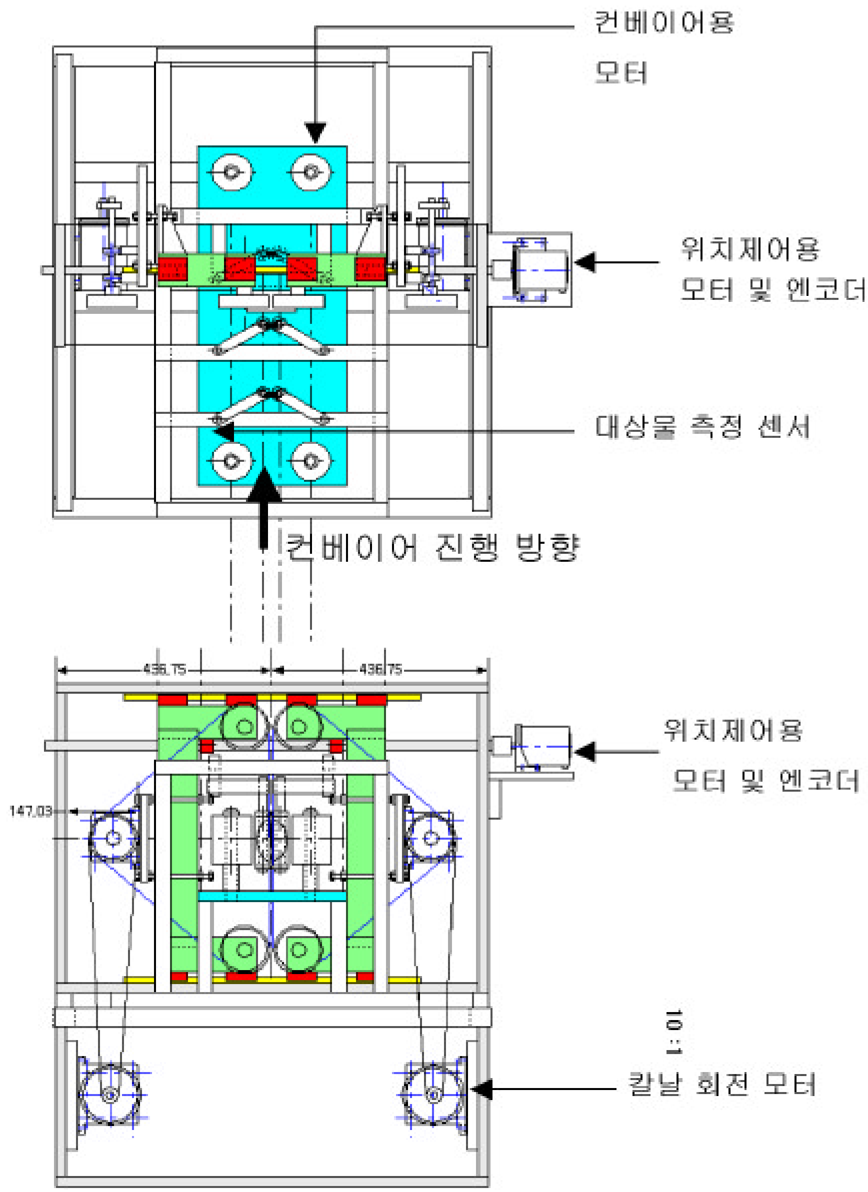


그림 12. **기본 구조도**

시스템의 구성요소로는 센서요소, 입력요소, 출력요소, 동작요소가 있으며, 그림 12**에 제시하였다.**

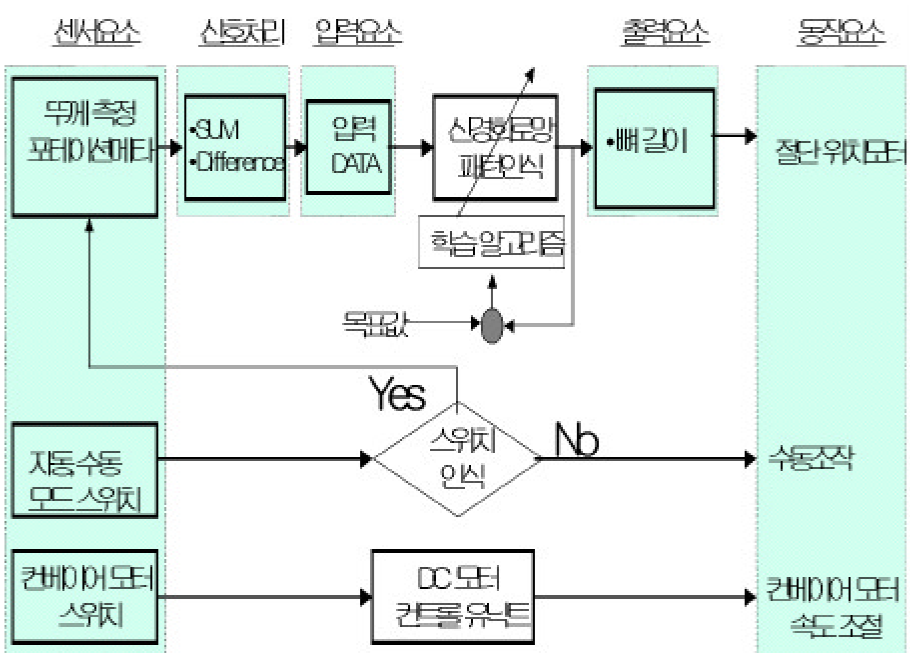


그림 13. **가공 시스템의 구성요소**

80C196KC**와 같은 마이크로프로세서가 외부의 아날로그 신호를 읽어 처리하려면 먼저 이를 디지털값으로 변환**(A/D; analog to digital conversion) **하여야 한다**. **또한**, **마이크로 프로세서에 의하여 처리된 결과가 아날로그 신호로 출력되도록 하려면 반대로 디지털 데이터를 아날로그 신호로 변환**(D/A; digital to analog conversion)**하여야 한다**. **이와 같은** A/D **변환이나** D/A **변환은 매우 복잡한 회로를 필요로 하므로 전용의 단일** IC **소자로 된 것을 사용하는 경우가 대부분이며**, 80C196KC**와 같이 마이크로콘트롤러에서는 이들 회로를 내장하는 경우가 점차 많아지고 있다**.

80C196KC**에는 샘플 앤 홀드**(Sample and Hold) **기능을 포함하는** 8 **비트 또는** 10**비트 분해능의 축차 비교형**(Successive Approximation)

아날로그-디지털 변환기(Analog-Digital Converter)가 내장되어 있다. 8개의 아날로그 입력을 받을수 있고 변환 속도는 80C196KB 호환 모드를 사용할 경우 대략 15.8μs 정도로 비교적 빠르다.

80C196KC의 A/D 컨버터가 변환 시작 명령을 받으면 1 스테이트 시간이 경과한 후에 샘플링이 시작된다. 샘플링이 시작되면 축차 비교형 A/D 내부의 레지스터가 리셋되고 지정된 채널이 선택된다. 샘플링 기간 동안에는 멀티플렉서에서 선택된 출력이 샘플링 커패시터에 접속되어 샘플링 시간으로 지정된 시간만큼 이를 충전하게 된다. 샘플링 시간이 지나면 멀티플렉서는 이 신호를 차단하여 A/D 변환이 수행되는 동안 샘플링 커패시터의 전압이 변하지 않고 안정되게 유지하도록 한다.

A/D 컨버터는 8비트 혹은 10비트 모드를 지정할 수 있으며, 8 비트 변환은 빠른 컨버전 시간을 필요로 할 경우 사용한다. 그리고 소프트웨어로 샘플과 홀드 시간 및 A/D 컨버전 타임을 지정할 수 있다.

아날로그 포테셔 메타 센서는 어류의 뚜께 윤곽에 따른 특징점을 추출하는 장치로서, 센서값들을 컨베이어 모터가 움직이면서 스캔하는 방식으로 어류의 뚜께를 검출한다. 이러한 방법으로 받은 센서의 데이터를 신호 처리해서 분석한 결과 일정한 파형을 얻을 수 있었다.

Off-line 상에서 8마리 각각의 명태를 입력 패턴으로 설정해서 학습시켜 최적의 웨이트 값을 얻었다. 은닉층은 10, 학습률은 0.6 이고, 활성화 함수는 기울기가 0.0006인 선형 함수를 사용하였으며, 학습은 에러율이 0.0001밑으로 내려 갈 때까지 계속하였다.

그림 13은 입력 패턴을 받아 마이크로 컨트롤러에서 학습시킨 신경망 구조이다.

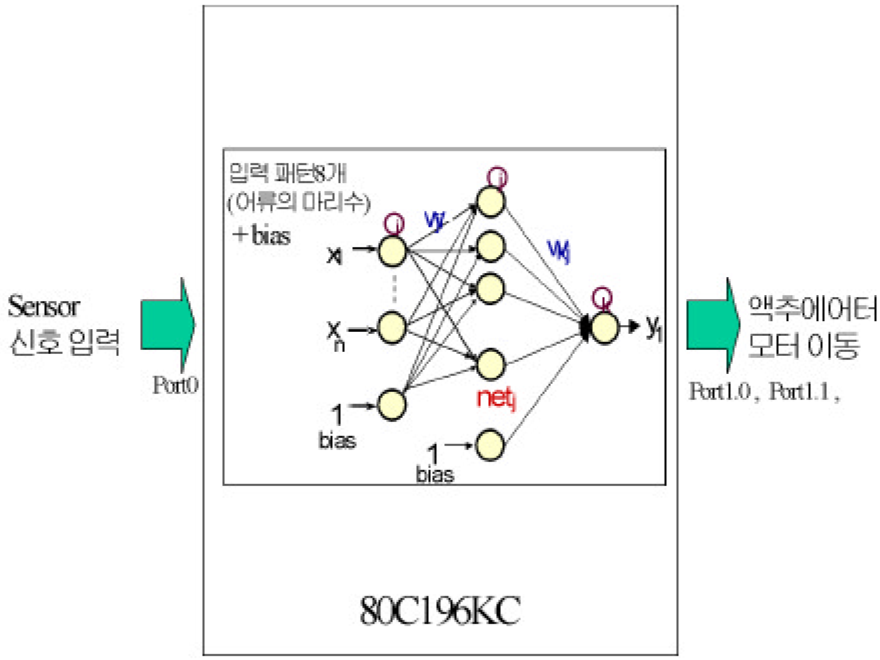


그림 14. 마이크로 컨트롤러에서 학습시킨 신경망 구조

필렛의 절단부분의 길이를 예측하기 위해서 오류 역전파 알고리즘을 이용한 신경회로망을 사용하였다.

그림 14는 일반적인 신경망으로 학습시켰을 때의 에러율을 그래프로 나타낸 그림이고, 그림 15는 모멘텀 항을 사용한 에러율의 그래프로써 수렴속도가 빠르게 도달되는 것을 볼 수가 있다.

이렇게 구한 최적의 웨이트값들을 마이크로 컨트롤러 변수에 대입시켜, 실질적인 물체(생선)의 특징점과 윤곽의 데이터들이 들어오면 절단될 필렛부분의 절단 모터에 신호를 전송한다.

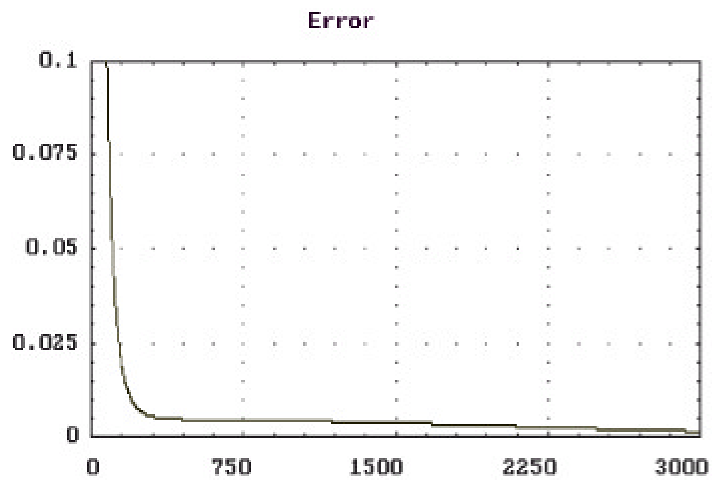


그림 15. Off-line 상에서의 일반적인 BP 학습 그래프

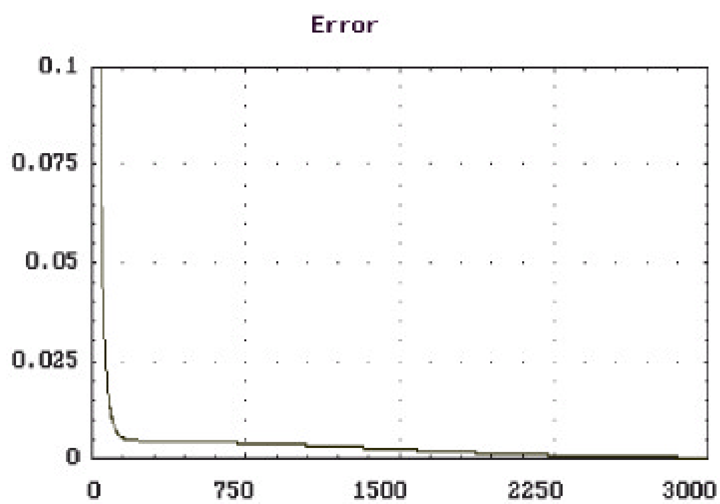


그림 16. 모멘텀 항을 사용한 BP 학습 그래프

4.2 마이크로 컨트롤러를 사용한 모터 위치 제어 및 시퀀스 동작

센서에서 받은 데이터를 계측해서, 제어 기능과 연결시키면서 동시에 액추에이터 기능을 연결시키면 자동화 기능의 기본적인 구조라 할 수 있다. 이런 일들은 단순하면서 개발비가 저렴한 마이크로 컨트롤러와 폐루프 제어를 할 수 있는 DC 서보 모터의 이용으로 구현할 수 있다[14].

마이크로 컨트롤러는 INTEL社의 80C196KC를 사용했으며, 자동화 생산 가공 시스템의 기능에 대해 설명하면 다음과 같다.

- 샘플/홀드 기능을 포함한 8 또는 10비트의 A/D 변환기를 8채널로 구성
- 인터럽트와 연계된 고속 입출력(HSI,HSO) 기능
  HSI 기능 ; 엔코더가 부착된 모터 1개의 펄스를 동시에 인터럽트 사용으로 카운팅
- 외부 어드레스 버스가 16개로써 최대 64KB의 메모리 용량
- 5개의 8비트 I/O 포트중에 1개(포트 1)는 1개의 위치 제어 모터의 동작, 방향, 기준선의 판별 제어와 컨베이어 모터 제어 사용

이와 같은 기능을 어셈블리 언어로 구현했으며, A/D 변환 기능과 모터 1개의 엔코더에서 나오는 클럭을 카운팅하는 기능은 80C196KC의 인터럽터 기능인 A/D 변환 완료과 HSI 데이터 셋 인터럽터를 사용해서 구현하였다.

그림 16은 위치제어 모터의 평면도로, 피치(screw가 한바퀴 돌았을

때의 거리 : pitch)가 1.5mm이므로 이동 스크류의 축이 한바퀴 돌 때 1.5mm 움직이면서 중앙을 기준으로 스크류의 홈이 반대로 나 있어서 한꺼번에 양쪽의 2개의 삼각형으로 구성된 칼날을 이동시키기 때문에 동시에 3mm를 움직일수 있게 구성하였다. 또한 모터에 연결된 엔코더는 Autonics사의 E40H6-60-3-2의 모델을 사용하여 모터가 한바퀴 회전하면 발생하는 펄스의 수는 60펄스 나오게 된다. 또한 36단 기어박스와 1/2 타임벨트를 모터와 스크류축에 연결하여 더욱 정밀한 제어가 가능하게 하였다. 만약 15mm 가고자 한다면 DC 모터에 전원을 인가한 후 엔코더에서 나오는 펄스의 수가 43200펄스 카운팅이 되면 모터를 정지하는 식으로 위치를 정밀하게 제어하게 된다.

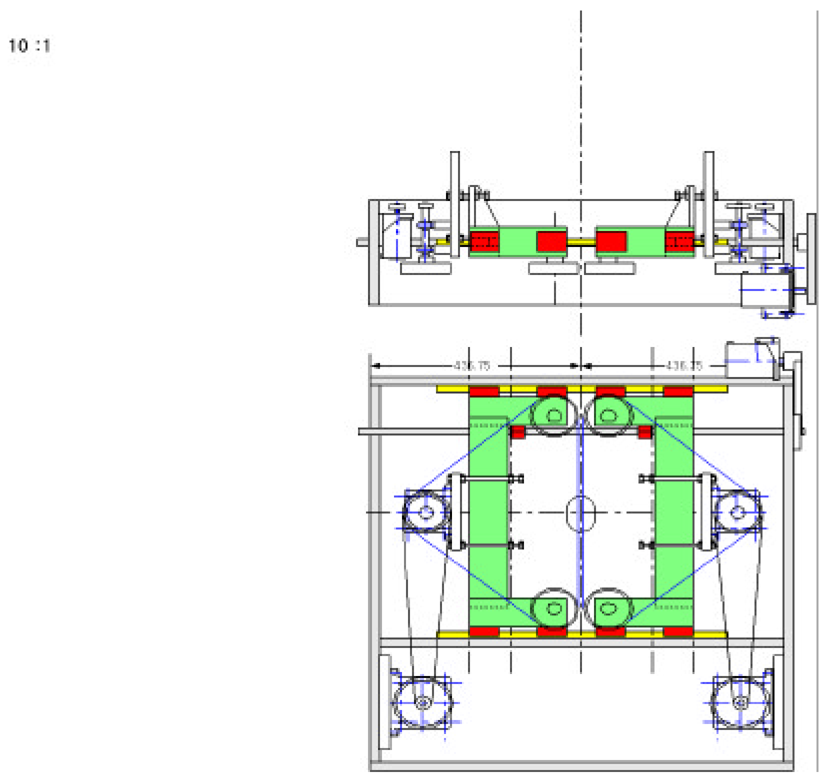


그림 17. 위치제어 모터의 평면도와 측면도

그림 17은 컨베이어 모터의 제어와 전체적 시스템의 동작을 순서도로 나타내었다.

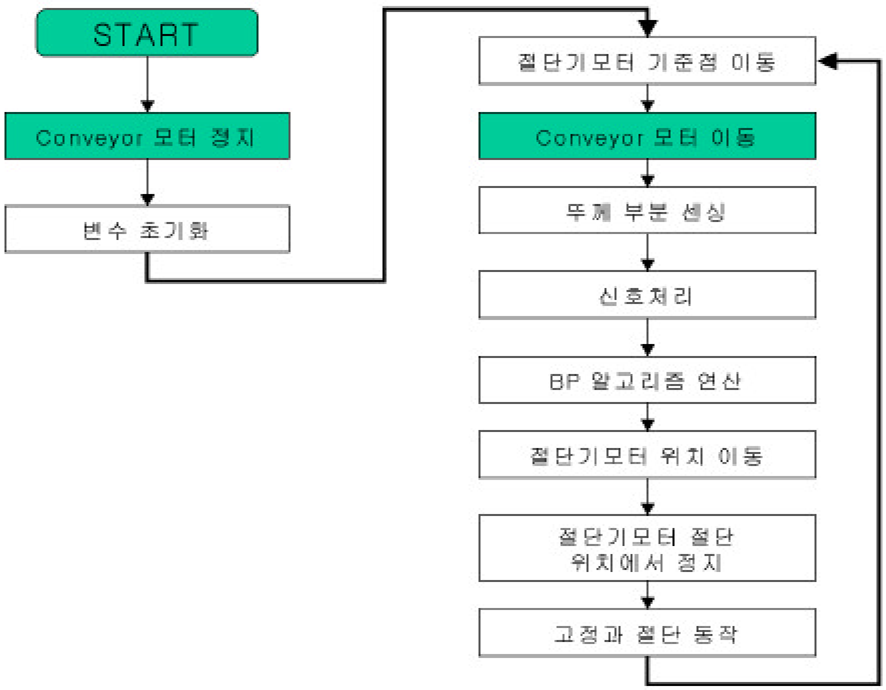


그림 18. 전체적인 시스템의 동작 순서도

고정과 절단 동작은 컨베이어 모터에 연결된 롤러로 동작이 되었고 마이크로 프로세서의 프로그램과 응용된 전자회로적으로 전체적 시퀀스를 구현했다.

시퀀스적인 타임 챠트는 그림 18에 나타내었다.

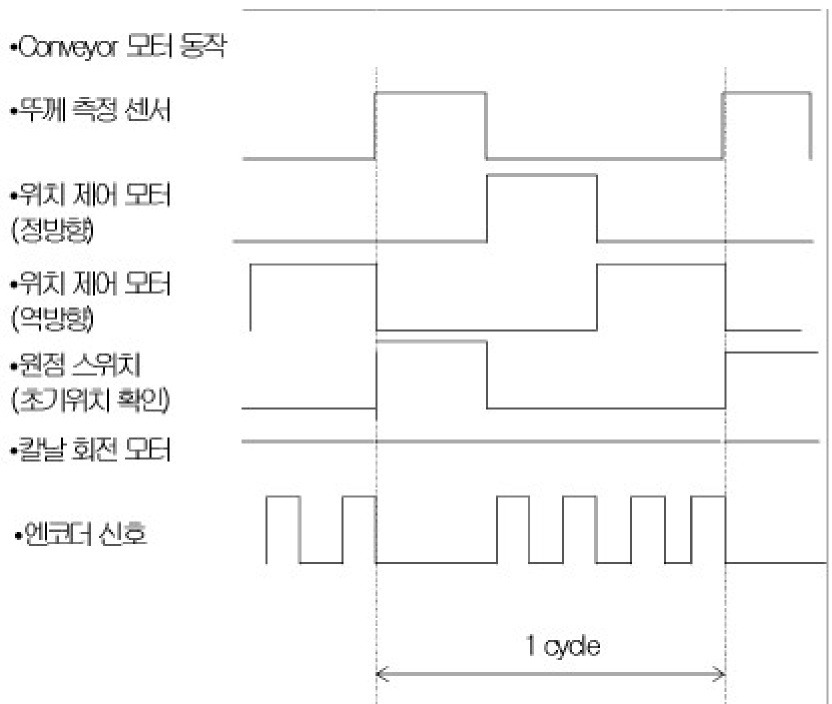


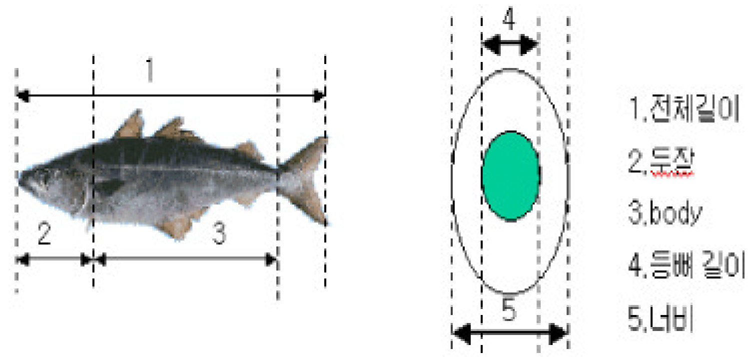
그림 19. 시퀀스 타임 차트

4.3 실험 및 고찰

본 장에서는 4.2절까지 언급한 지능형 제어시스템의 제어알고리즘 및 제어기를 구현하여 어류의 중간 등뼈를 절단하는 지능형 제어 시스템을 실험 및 고찰하였다.

많은 어종(魚種)중에서 현재 우리나라에서 꾸준한 수요를 얻고 있는 명태를 대상으로 설정했다. 현재 명태를 이용한 생선가공공장에서는 원양어선을 통해서 잡히는 북태평양 어장이나 러시아, 일본 등에서 잡히는 명태를 주원료로 사용하고 있다. 그림 19는 본 논문의 대상이 되는 명태의 생물학적 모습과 측정기준 및 제어대상에 해당하는 등뼈 길이와 너비를 나타낸 그림이다.

구체적으로, 너비는 센서에 의하여 제어기의 입력요소에 해당하고 등뼈 길이는 4.2절까지 언급한 지능형 제어시스템의 제어알고리즘을 통한 출력요소로서 절단 칼날 위치 제어용 모터가 움직이는 거리이다.



(a)명태의 측정기준 (b)단면도

그림 20. 명태의 생물학적 모습과 단면도

그림 20과 그림 21은 대상물이 있을 때와 없을 때의 각각의 상황에서 센서의 공급전압과 센서에서 출력되어 나오는 전압, 즉 본 시스템에 사용된 포테션메타에 공급되는 전압과 출력되어 나오는 아날로그 파형으로 마이크로 프로세서 A/D 포트에 입력되어 들어가는 파형을 비교하였다. 대상물이 없을 때의 센서의 출력 전압은 0V의 가까운 전압이 나타나고, 대상물이 있을 때, 대상물이 특성에 따라 차이는 나지만 지금은 센서의 출력 전압이 3V의 전압이 나타나 현격한 차이를 보였다.

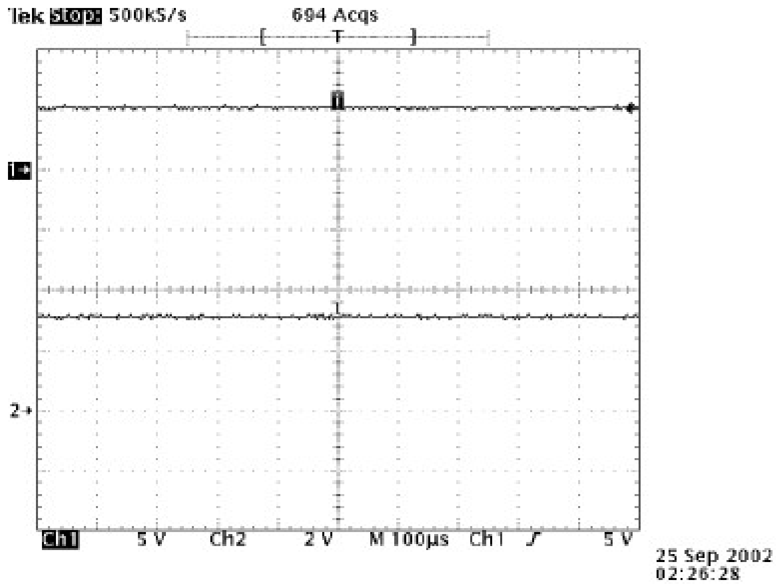


그림 21. **대상물이 있을 때 센서의 입력과 출력 전압**

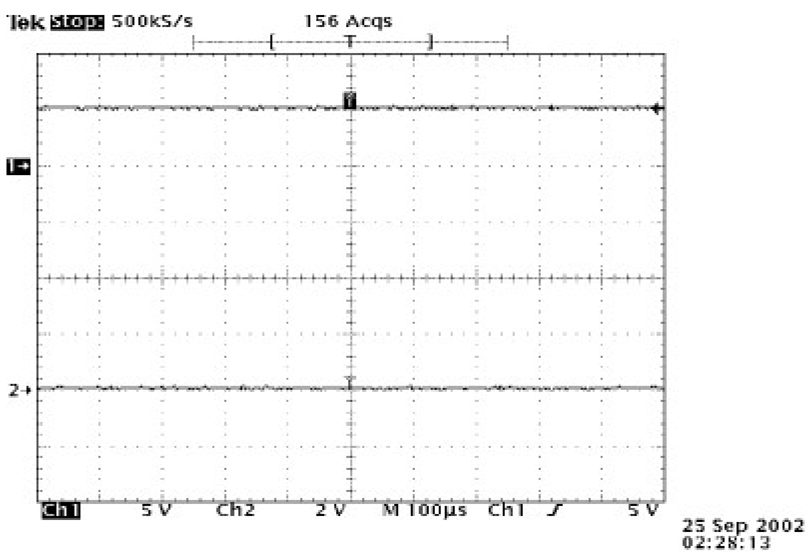


그림 22. **대상물이 없을 때 센서의 입력과 출력 전압**

본 논문에서 제시한 제어알고리즘 및 제어기를 구현, 응용하여 30마리의 명태에 대해 적용한 결과 실질적인 대상물의 뚜께의 길이에 대한 절단기 위치제어 모터의 위치는 그림 22와 같이 나타났고, 두 위치의 편차를 그림 23에 나타났다.

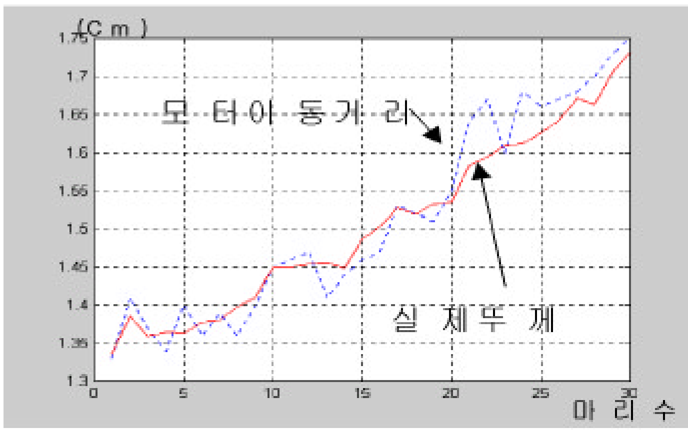


그림 23. 어류의 뚜께와 모터이동길이의 출력비교

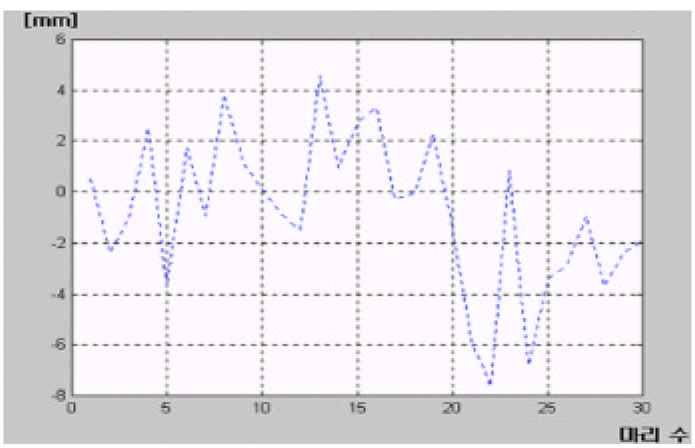


그림 24. 어류의 등뼈와 모터이동거리의 오차분포

그리고 실질적인 아가미 길이와 신경회로망에서 출력된 아가미 길이의 오차 범위가 최대 4mm 범위 안에 존재하는 것을 알 수 있었다.

그림 24는 구현된 시스템의 전체모습을 나타내고 있고, 그림 25는 시스템의 마이크로 컨트롤러(80C196KC), 주변 회로로서 아날로그 센서 회로 및 모터구동회로, 엔코더 입력회로, 전체적 시퀀스를 위한 릴레이와 주변 장치들을 나타낸 것이다. 그림 26은 논문에서 제시된 지능시스템의 제어 알고리즘과 제어기의 구현을 통해 실험을 한 결과물의 모습을 나타낸다.

그림 24. 구현된 지능시스템의 모습

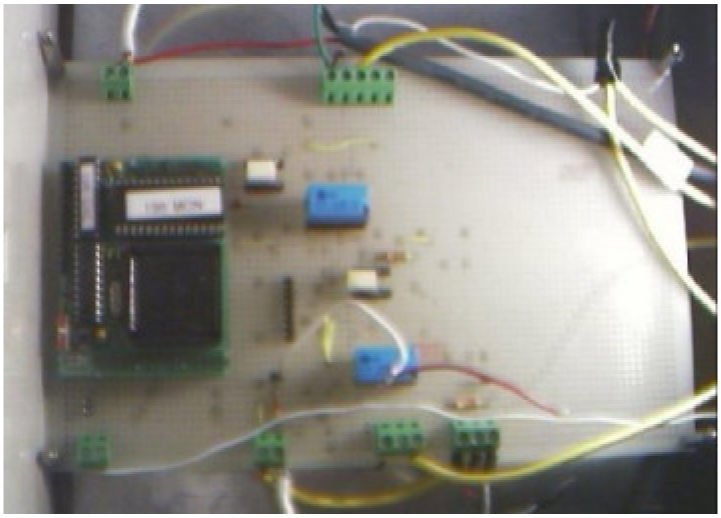


그림 25. 구현된 제어기의 전자회로

그림 26. 구성한 지능형 제어시스템으로
가공 처리된 결과물 모습

5. 결론

인공지능 방법인 신경회로망은 매우 간단하며, 짧은 시간에 빠른 연산을 할 수 있어 빠른 수렴과 비 선형 시스템의 처리 능력에서 효과적인 성능을 얻을 수 있음을 실험 결과로 확인 할 수 있었다.

본 연구에서는 현재의 기계식 생선 가공 시스템의 일률적인 동작과 노동 집약적인 수작업의 가공을 사용자와 관리자 측면에서 보다 편리하게 사용하기 위하여 정확하게 생선의 등뼈 절단 위치를 검출해서 등뼈를 제거할 수 있는 시스템을 구현하였다.

센서에서 나오는 신호를 CPU상에서 A/D 변환과 신호 처리하면서 인공지능 제어기법을 이용하여 어류의 특징점과 윤곽을 분류하였고, 엔코더에서 나오는 펄스로 카운팅해서 위치를 찾아 어류의 등뼈를 양쪽으로 절단하여 양쪽 살부분과 등뼈를 분리하기 위하여 DC 서보 모터 1개를 제어하였다.

어류의 윤곽을 포테션 메타라는 센서로 받아들인 뚜께 부분의 특징점 패턴 분류에서 off-line 상의 오류 역전파 알고리즘으로 학습시킨 그래프와 모멘텀 항을 사용한 오류 역전파 알고리즘의 학습 그래프 비교에서 모멘텀 항을 사용한 연산의 수렴 속도가 빨리 감소하는 것을 알 수 있었고, 지역 최소점으로 빠질 확률도 적었다.

제안된 알고리즘을 검증하기 위하여 마이크로 컨트롤러를 사용한 모터 위치 제어 시스템에 적용하여 실험을 실시하였다. 기존의 시스템과 비교한 결과 만족할 만한 성능을 가지고 있음을 확인하였다.

향후 연구 방향은 본 논문을 기초로 다른 정밀 가공기 모듈과 협동생산을 위한 동기화 문제와 원격 제어 시스템 장치를 연구하여 모듈별 정밀가공 기계 제어를 계속 연구하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] Lefteri H. Tsoukalas and Robert E. Uhrig. *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*, John Wiley & Sons Inc., 1992.

[2] Jacek M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural System*, West Publishing Company, 1992.

[3] Chin-Teng Lin and C.S. George Lee, *Neural fuzzy systems*, Prentice Hall, 1996.

[4] **이재현**, **강성인**, **이상배**, "**신경회로망을 이용한 동적 시스템의 상태 공간 인식 모델에 관한 연구**", **한국 퍼지 및 지능 시스템 학회 논문집**, Vol 7, pp.115-120, 1997.

[5] Yan-Qing Yang and Abraham Kandel, "Compensatory Neuro-fussy Systems with Fast Learning Algorithm", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 9, No. 1, pp. 83-105, 1998

[6] Y. Chen and F. Bastani, "ANN with Two Dendrite Neurons and Weight Initialization", Proc. IJCNN, Baltimore, Vol.Ⅲ, pp. 139-146, 1992.

[7] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators", Dept. Economics, University of California, San Diego, CA, discussion pap., June 1988.

[8] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "A diagrammatic representation of back propagation", Center for Syst. Sci., Dept. of Electrical Eng., Yale University, New Haven, CT, tech.

rep. pp. 78-85, Aug. 1988.

[9] **김태영**, **김관형**, **김일**, **이상배**, "**신경회로망의 패턴분류를 이용한 용접 갭 검출에 관한 연구**", **한국 퍼지 및 지능 시스템 학회 논문집** Vol. 8, No. 2, pp. 527-531, 1998.

[10] P. G. Gallman and K. S. Narendra, "Identification of nonlinear systems using a Uryson model", Becton Center, Yale University, New Haven, CT, tech. rep., Apr. 1976.

[11] **이상배**, **퍼지-뉴로 제어 시스템**, (**주**)**교학사**, pp. 151-152, 1999.

[12] R.J. Thien and S.D. Hill, "Sensor Fusion for Automated Assembly Using an Expert System Shell", Proc. 5th Int. Conf. Advanced Robotics, Pisa, Italy, Vol. 2, pp. 1270-1274, 1991.

[13] C.W. de Silva, *Motion Sensors for Industrial Robots*, Mech. Eng., pp. 40-51, 1985.

[14] C.W. de Silva, "Advanced Techniques for Robotic Manipulator Control", Proc. Int. Conf. Tech, pp. 148-153, 1986.

[15] G.F. franklin, and A.E. Naeini, *Feedback Control of Dynamic Systems*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1986.

[16] D.H. Rao and M.M. Gupta. "A Multi-Functional Dynamic Neural Processor for Control Applictions", Proc. Am. Control Conf., San Francisco, pp. 2902-2906, 1993.

[17] J.H. Smith and C. Naina, "The Space Station Freedom Evolution Phase", Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, Scottsdale, AZ, pp. 1472-1477, 1989.

[18] C.W. de Silva, *Control Sensors and Actuators*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989

부 록

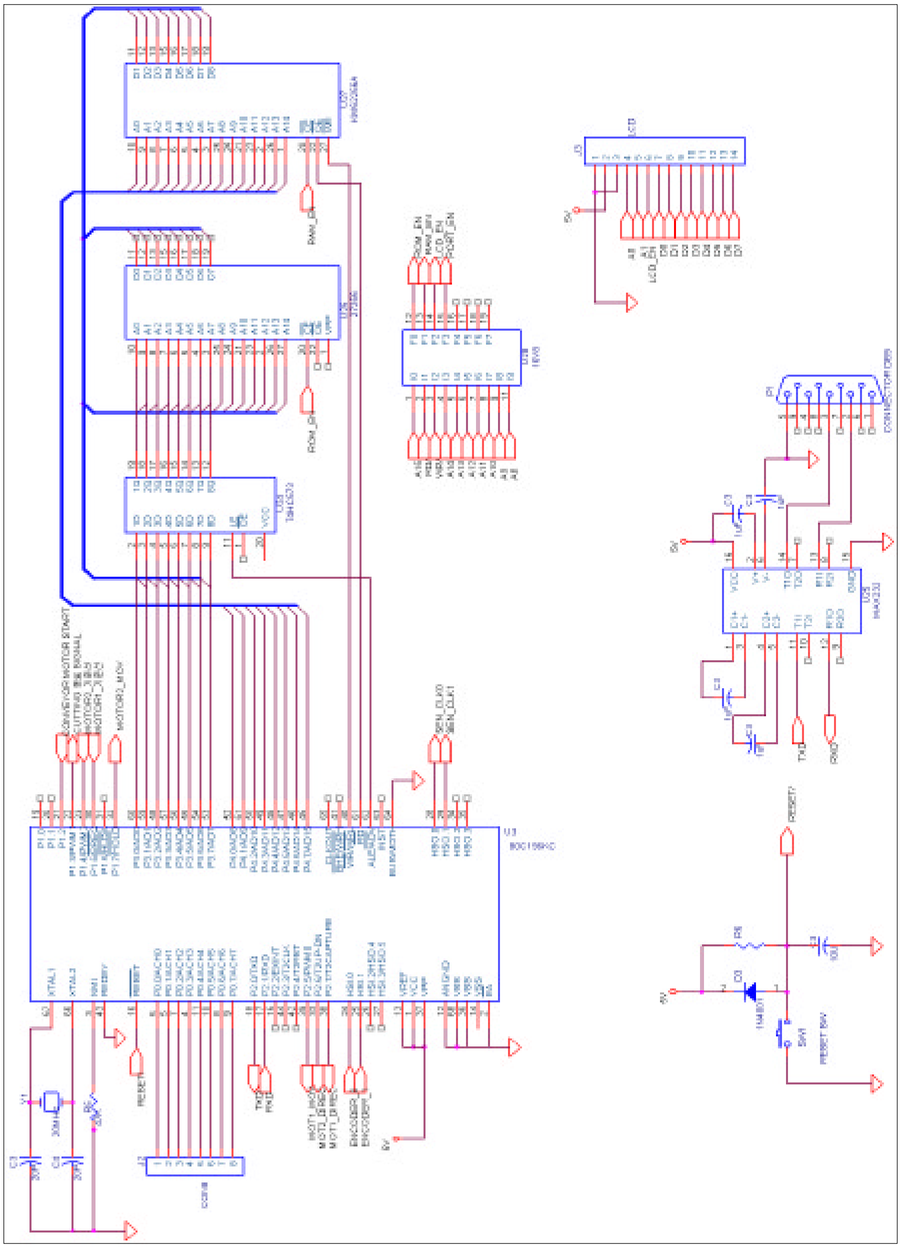


그림 1. 80C196KC Main System **회로도**

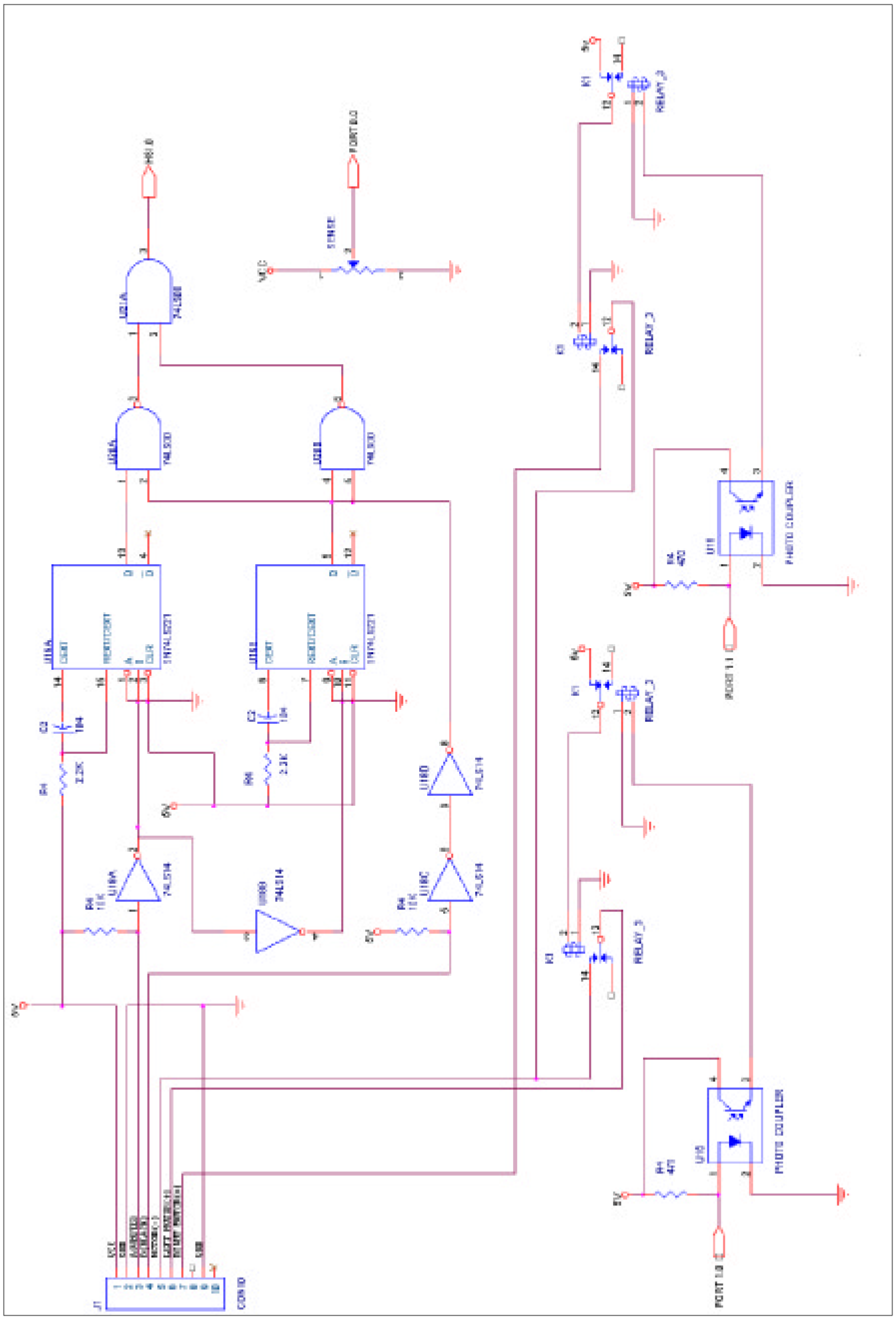


그림 2. 위치제어 모터의 제어부의 회로도 및 센서회로도

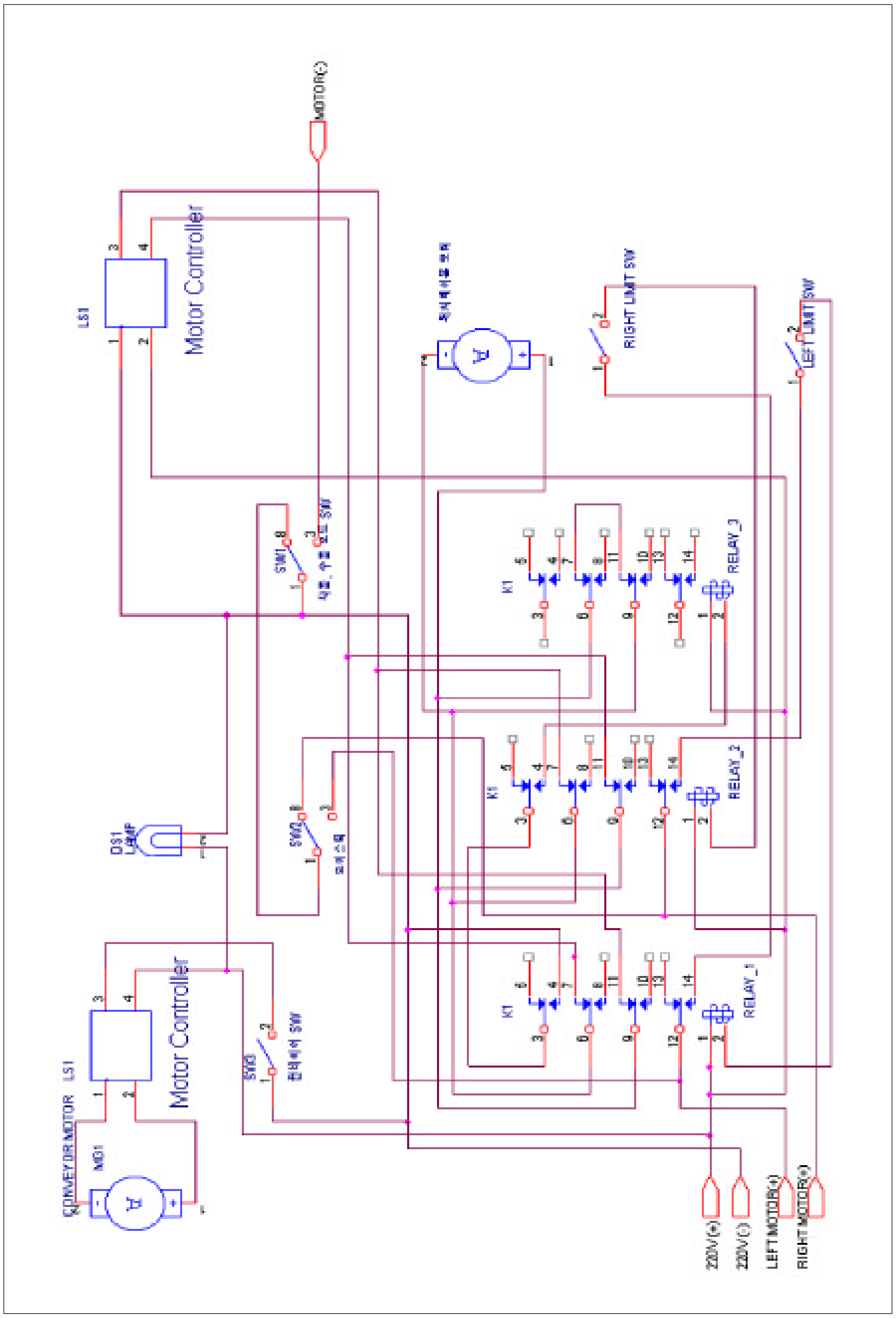


그림 3. 시스템 시퀀스 동작 회로도

감사의 글

본 논문의 완성까지 세심한 지도와 충고를 해주신 지도교수 이 상배 교수님, 김 기문 교수님, 심 준환 교수님께 먼저 감사를 드립니다.
또한 학부와 석사 과정까지 다양한 전공지식을 접할 수 있게 해주신 홍 창희 교수님, 양 규식 교수님, 임 재홍 교수님, 박 동국 교수님께도 감사를 드립니다.
또한 2년 동안 같은 연구실 소속이었던 김 관형, 이 재현, 채 명기, 강 성인, 공 석민, 이 주상 선배님들과 이미 졸업하신 선배님들 그리고 동기 김 영탁, 김 동한, 강 재명, 이 창규, 김 정훈과 후배 강 종윤, 류 홍석, 김 수정에게도 감사를 드립니다.

이제 저는 학부과정에서 전자통신공학을 석사과정에서 인공지능을 이용한 제어기법과 마이크로 프로세서를 응용한 분야의 지식과 기술을 갖추고 더욱 큰 발전을 위해 노력하겠습니다.
良馬見鞭追風千里처럼....
마직막으로 저의 인생과 석사학위과정에서 부족한 저에게 너무나 많은 도움과 사랑을 주신 존경하는 부모님과 여동생에게 작은 결실을 바칩니다. 감사 드립니다.