

수평필릿용접시 용접부형상의 예측과 용접결함발생시 적절한 용접변수의 보상에 관한연구

김 관 형* · 이 상 배*

A study on the Estimate of Weld Bead Shape and the Compensation of Welding Parameters by Considering Weld Defects in Horizontal Fillet Welding

Gwan-hyung Kim · Sang-bae Lee**

〈 목 차 〉	
Abstract	4.3.1 퍼지제어기를 이용한 외란에 대한 제어모드
1. 서 론	4.3.2 신경회로망을 이용한 외란에 대한 제어모드
2. 신경회로망	4.4 퍼지제어기를 이용한 종합적인 시스템
3. 퍼지이론	4.5 신경회로망을 이용한 종합적인 시스템
4. 용접시스템	5. 결 론
4.1 신경회로망을 이용한 모니터링모드	참고문헌
4.2 신경회로망을 이용한 초기값 설정모드	
4.3 외란에 대한 제어모드	

Abstract

Generally, though we use the vision sensor or arc sensor in welding process, it is difficult to define the welding parameters which can be applied to the weld quality control. Especially, the important parameters is Arc Voltage, Welding Current, Welding Speed in arc welding process and they affect the decision of weld bead shape, the stability of welding process and the decision of weld quality. Therefore, it is difficult to determine the unique relationship between the weld bead geometry and the combination of various welding condition. Due to the various difficulties as mentioned, we intend to use Fuzzy Logic and Neural Network to solve these problems. Therefore, the combination of Fuzzy Logic and Neural network has an effect on removing the weld defects, improving the weld quality and turning the desired weld bead shape. Finally, this system can be used under what kind of welding process adequately and help us make an estimate of the weld bead shape and remove the weld defects.

“이 논문은 1998년 한국학술진흥재단의 학술연구비에 의하여 지원되었음”

* 한국해양대학교 공과대학 전자통신공학과

1. 서 론

현재 급속히 발전하는 조선, 철강 산업 등과 같은 중공업 위주의 산업 국가에서는 용접이 차지하는 비중은 대단히 크며 용접 기술이 산업 전반에 미치는 영향 또한 대단히 크다고 할 수 있다. 그러나, 열악한 작업환경으로 인하여 대표적인 3D 직종으로 생각하고 있다. 또한 용접이라는 것은 여러가지 분야가 결합된 복잡한 기술이므로 숙달된 용접전문가의 양성에도 오랜 시간이 필요하고 많은 경비가 소요되는 어려운 점이 있다. 용접기술의 자동화와 무인화는 용접속련공의 감소 문제에도 대처할 수 있기 때문에 최근에는 용접용 로봇(robot)의 도입이 급격히 증가하고 있는 추세에 있다. 그러나, 실제 현장에서의 용접용 로봇은 대부분 오프-라인(off-line)으로 작업을 수행하고 있어 생산성의 향상과 용접 품질 향상 면에서 그 기능을 충분하게 발휘하지 못하는 실정에 있다. 그러므로 이러한 결점을 보완하기 위해 보다 고감도의 센서를 도입하고 있으며, 이를 이용하여 용접시스템에 포함시키는 케환시스템을 구성하여 용접선 추적 및 비드(bead)형상제어에 응용하고 있다. 또한, 최근에는 인간의 지능을 구현한 지능을 가진 인공지능제어기술이 발달되어 인간의 학습능력과 의사결정능력을 대신하는 신경회로망(neural network)과 퍼지이론(fuzzy logic)등과 같은 최첨단기술을 도입하여 용접기술을 개발·발전시키고 있다. 그러므로 본 연구의 최종목표는 실시간으로 용접 시스템을 모니터링하고, 퍼지-뉴로제어기에 의해 용접결함을 수정·보완 할 수 있는 지능을 가진 퍼지-뉴로제어시스템의 알고리즘을 개발하는 것이다.

2. 신경회로망

역전파 학습 알고리즘(back-propagation learning algorithm)은 역사적으로 신경회로망의 발전에 매우 중요한 역할을 한 알고리즘 중의 하나이다 [Bryson and Ho, 1969, 1974; LeCun, 1985; Parker, 1985; Rumelhart et al., 1986a,b].

신경회로망은 뉴런과 시냅스로 구성된 생체의 신경 조직을 단순화시켜 모방한 모델을 기본으로 하고 있으며, 한 절점에서의 뉴런은 인접한 많은 뉴런으로부터 입력신호를 받아서 하나의 결론을 출력하게 되고 시냅스는 뉴런의 출력을 받아서 가중치를 곱한 후 다른 뉴런으로 보내게 된다. 이러한 소자들은 입력층과 출력층 그리고 은닉층으로 나뉘어져 전체 신경망을 구성한다.

은닉층에서는 학습을 통해 습득된 지식을 이용하여 주어진 입력에 대해 관련된 정보를 인출하게 되는데, 신경회로망의 학습은 신경회로망에 입력패턴이 주어져 신경망의 동작결과인 출력패턴이 나왔을 때 이것을 입력패턴에 대한 목적패턴과 같아지도록 스스로 자신의 연결강도를 조절하는 반복 과정이다. 다시 말해 신경회로망으로 하여금 일련의 자료들을 경험하도록 하여 신경회로망이 주어진 규칙에 따라 스스로 자신의 연결강도를 조절하는 과정이다.

이러한 과정을 그림으로 나타내면 그림 1과 같다.

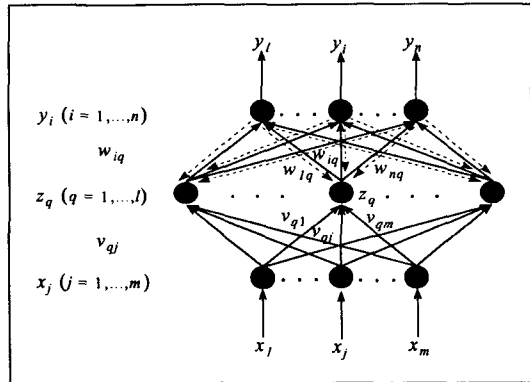


그림 1. 3층구조의 신경회로망

그림 1.에서 m 은 입력층의 노드(node) 수, l 은 은닉층의 노드 수, n 은 출력층의 노드 수이며, 직선은 전방향전파(forward propagation)를 나타내고 점선은 역방향전파(backward propagation)를 보여주고 있다.

전방향전파 과정은 주어진 입력패턴 x 에 대해 은닉층의 q 번째 뉴런의 입력으로 받게되는 값으

로부터 시작한다.

식(1)에 의해 은닉층으로의 입력이 계산된다.

$$net_q = \sum_{j=1}^m v_{qj} x_j \quad \dots\dots\dots (1)$$

은닉층의 출력은 식(2)와 같다.

$$z_q = f(net_q) = f\left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j \right) \quad \dots\dots\dots (2)$$

식(2)의 $f(\cdot)$ 을 활성화함수(activation function)이라 한다.

출력층으로의 입력은 식(3)과 같고

$$net_i = \sum_{q=1}^l w_{iq} z_q = \sum_{q=1}^l w_{iq} f\left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j \right) \quad \dots\dots\dots (3)$$

신경회로망의 출력으로서는 식(4)와 같다.

$$\begin{aligned} y_i &= f(net_i) = f\left(\sum_{q=1}^l w_{iq} z_q \right) \\ &= f\left(\sum_{q=1}^l w_{iq} f\left(\sum_{j=1}^m v_{qj} x_j \right) \right) \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (4)$$

식(1)에서 식(4)는 주어진 입력으로부터 뉴런층을 통하는 전방향으로 전파되는 과정을 나타낸 것이다.

역방향전파 과정은 주어진 오차에 대한 역전파 과정이다.

우선 학습에 사용되는 평가함수(cost function)는 식(5)와 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} E(\mathbf{w}) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (d_i - y_i)^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [d_i - f(net_i)]^2 \quad \dots\dots\dots (5) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left[d_i - f\left(\sum_{q=1}^l w_{iq} z_q \right) \right]^2 \end{aligned}$$

주어진 경사하강법(gradient-decent method)에 의해 은닉층과 출력층 사이의 연결강도를 식(6)에 의해 갱신한다.

$$\Delta w_{iq} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{iq}} \quad \dots\dots\dots (6)$$

식(6)에서 사용되는 갱신 규칙 $\partial E / \partial w_{iq}$ 은 식(7)로 풀이할 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{iq} &= -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial y_i} \right] \left[\frac{\partial y_i}{\partial net_i} \right] \left[\frac{\partial net_i}{\partial w_{iq}} \right] \quad \dots\dots\dots (7) \\ &= \eta [d_i - y_i] [f'(net_i)] [z_q] \\ &\triangleq \eta \delta_{oi} z_q \end{aligned}$$

여기에 사용된 δ_{oi} 은 출력층의 i-th 노드에 대한 오차신호(error signal)이고, 식(8)에 의해 정의된다.

$$\begin{aligned} \delta_{oi} &\triangleq -\frac{\partial E}{\partial net_i} = -\left[\frac{\partial E}{\partial y_i} \right] \left[\frac{\partial y_i}{\partial net_i} \right] \\ &= [d_i - y_i] [f'(net_i)] \quad \dots\dots\dots (8) \\ f'(net_i) &: \partial f(net_i) / \partial net_i \end{aligned}$$

입력층과 은닉층 사이의 연결강도는 식(9)에 의해 갱신된다.

$$\begin{aligned} \Delta v_{qj} &= -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial v_{qj}} \right] \\ &= -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial net_q} \right] \left[\frac{\partial net_q}{\partial v_{qj}} \right] \quad \dots\dots\dots (9) \\ &= -\eta \left[\frac{\partial E}{\partial z_q} \right] \left[\frac{\partial z_q}{\partial net_q} \right] \left[\frac{\partial net_q}{\partial v_{qj}} \right] \end{aligned}$$

식(7)에 의해 식(9)은 식(10)로 유도된다.

$$\Delta v_{qj} = \eta \sum_{i=1}^n [(d_i - y_i) f'(net_i) w_{iq}] f'(net_q) x_j \quad \dots\dots\dots (10)$$

식(10)를 정리하면 식(11)과 같이 쓸수 있다.

$$\Delta v_{qj} = \eta \sum_{i=1}^n [d_{oi} w_{iq}] f'(net_q) x_j = \eta \delta_{hq} x_j \quad \dots\dots\dots (11)$$

식(11)에서 δ_{hq} 은 은닉층으로부터 만들어지는 오차신호이고 식(12)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \delta_{hq} &\triangleq -\frac{\partial E}{\partial net_q} = -\left[\frac{\partial E}{\partial z_q} \right] \left[\frac{\partial z_q}{\partial net_q} \right] \quad \dots\dots\dots (12) \\ &= f'(net_q) \sum_{i=1}^n \delta_{oi} w_{iq} \end{aligned}$$

이상과 같은 갱신방법을 “generalized delta learning rule” 이라 부른다. 또한, 연결강도의 갱신은 학습의 가속화를 위해 모멘텀항(momentum coefficient)을 참가한 경사하강법에 의해 학습되어진다.

$$\Delta v_{qi}(t+1) = \alpha \Delta v_{qi}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial v_{qi}} \dots\dots\dots (13)$$

$$\Delta w_{iq}(t+1) = \alpha \Delta w_{iq}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{iq}} \dots\dots\dots (14)$$

α : 모멘텀항
 η : 학습율

위 식을 그림으로 나타내면 그림 2.와 같다.

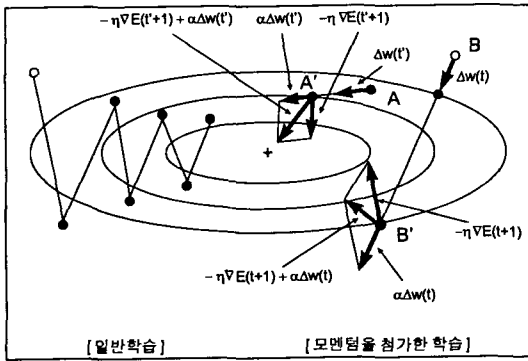


그림 2. 2차평면에 대한 에러 경사 하강법

위 그림 2.에서 왼쪽 부분은 모멘텀항이 없을 때의 경로를 나타내는 것이고, 오른쪽 부분은 모멘텀항을 추가했을 때에 나타나는 경로를 나타낸 그림이다. 위에서 보는 바와 같이 모멘텀항이 있을 때의 학습속도가 상대적으로 빠르다는 것을 알 수 있다.

3. 퍼지이론

인공지능 분야에서 인간의 추론능력을 구현할 수 있는 이론이 퍼지이론이다.

퍼지이론은 전문가시스템(expert system)적인 측면을 내포하고 있으며 지금까지의 고전제어기법과 현대제어기법의 어느쪽과도 다른 제어기법이다. 또한 퍼지이론은 제어뿐만이 아니라 광범위한 공학 분야에 걸쳐 응용될 수 있는 진정한 「사람의 지혜」를 살린 기술이라 말할 수 있다.

일반적인 제어시스템(Traditional control systems)은 제어대상의 수학적 모델을 알 수 있고, 모델이 선형(linear)적인 시스템에 대해서는 기존의 PID제

어, 극배치제어, 최적제어 등등의 제어기 설계기법을 적용하여, 폐루프시스템(close-loop system)이 원하는 성능을 발휘하도록 제어기를 설계한다. 한편, 미지의 선형시스템(linear system) 제어기법으로는 적응제어기법(adaptive control method), 학습 제어기법(learning control method) 등이 있다. 선형으로 근사화할 수 있는 비선형시스템(non-linear system)은 선형시스템설계기법을 적용하여 어느 정도 원하는 성능을 얻을 수 있으나, 비선형성이 강하여 선형으로 근사화할 수 없는 경우에 대한 일반적인 설계기법은 소개되어 있지 않고, 한정된 분야에서만 적용되는 비선형시스템 제어기법들이 소개되고 있다.

숙련자 중심 시스템(Expert centered system)은 시스템이 크고 복잡하며 모델이 비선형이거나 모델을 얻을 수 없는 시스템을 숙련자가 시스템을 작동시킨다. 이러한 '숙련자 중심 시스템'의 특징은 숙련자가 현재의 조작량(제어량)을 결정하는 데 경험적 지식을 활용하는 것으로 지능(즉, 학습능력과 판단능력)을 가지고 있는 사람이 시스템에 포함되어 있다는 것을 의미한다. 이와 같이 '숙련자 중심 시스템'을 자동화할 수 있는 방법의 하나는 제어기에 인공지능을 부여하여 숙련작업자를 흉내내도록 하는 것이다. 이러한 인공지능제어의 하나가 퍼지논리제어이다.

퍼지논리 제어시스템(fuzzy logic control system)의 경우는 시스템을 지능적으로 제어하기 위해서는 제어기에 학습능력과 판단능력을 부여하여야 하고 이에 대한 여러가지 방법이 연구되고 있다.

'숙련자 중심 시스템'을 자동화할 수 있는 한 가지의 제어기법은 숙련자의 경험적 지식과 제어전문가의 지식을 활용하여 시스템제어에 필요한 제어규칙을 기술할 수 있다는 가정 하에서 제어기에 판단능력을 보유하도록 하는 것이다. 제어기는 숙련작업자의 지식과 제어전문가의 지식을 어떠한 규칙 또는 데이터베이스(data-base)를 기초로 하여 제어기가 그러한 규칙기반을 활용하여 주어진 편차에 대해 조작량을 판단 결정하는 기능을 가지게 하는 '숙련자 중심 시스템'과 같이 지능을 갖춘 시스템이 '퍼지논리 제어시스템'인 것이다.

특히, 퍼지시스템은 본질적으로 비선형적인 시스템이고 그 제어는 비선형적 이어서 선형시스템론과 같은 개념구성이 매우 어렵다. 그러나 퍼지시스템은 넓은 클래스의 비선형성을 대상으로 하고 있으며, 퍼지시스템에서의 퍼지모델은 비선형시스템의 특성을 복수개의 선형 시스템의 조합으로 근사화하는 넓은 범위의 비선형시스템을 대상으로 하고 있다. 그리고, 모델의 기술방법 또한 일반적인 것과 매우 다르다.

일반적인 기술은 정확한 수식에 의해 기술고, 전제조건으로 입·출력량과 시스템 파라미터를 분명히 알 수 있다는 가정과, 시스템이 그러한 파라미터나 수식에 의해 지배된다는 가정 하에서 전개된다. 따라서 시스템적 측면에서 본다면 확정적인 선형모델을 알 수 있고, 정보가 확실하다는 가정 하에서의 이론이다. 그러나, 실제 시스템에서는 어떤 모델도 실제 모델에 대한 근사치에 지나지 않고, 확률론적 모델로부터 얻어진 기대치에 불과한 어떤 경향적인 모델이다. 그러므로, 시스템 모델링에서의 여러 가지 전개는 모델링 할 때의 근사치를 고려하여야 하며, 불확실하게 모델링된 시스템을 제어할 때에는 불확실한 모델에 대한 불확실한 제어기법이 필요한 것이다.

퍼지이론은 시스템 파라미터들 사이의 상관관계를 정량적으로 명확하게 규명하기가 힘들고 전문가의 경험에 의존하여 어느 정도 밝혀져 있는 경우에 매우 유용한 제어 알고리즘이다.

본 논문에 사용하는 퍼지추론법인 "Mamdani's minimum fuzzy implication rule"을 소개하기로 한다.

$$\begin{aligned} R^1 &: \text{IF } x \text{ is } A_1 \text{ AND } y \text{ is } B_1, \text{ THEN } z \text{ is } C_1, \\ R^2 &: \text{IF } x \text{ is } A_2 \text{ AND } y \text{ is } B_2, \text{ THEN } z \text{ is } C_2. \end{aligned} \quad (15)$$

식(15)와 같은 퍼지제어규칙에 있어서 첫 번째 규칙의 연결강도를 α_1 , 두 번째 규칙의 연결강도를 α_2 로 정의하면 식(16)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= \mu_{A_1}(x_0) \wedge \mu_{B_1}(y_0) \\ \alpha_2 &= \mu_{A_2}(x_0) \wedge \mu_{B_2}(y_0) \end{aligned} \quad (16)$$

식(16)에서 $\mu_{A_1}(x_0)$ 과 $\mu_{B_1}(y_0)$ 은 퍼지규칙집합(rule-based)에서의 데이터와 입력으로 주어지는 데이터 사이의 소속되는 소속정도이다.

Mamdani 추론법에서 i -번째 퍼지규칙(fuzzy rule)은 식(17)과 같이 정의된다.

$$\mu_{C_i}(w) = \alpha_i \wedge \mu_{C_i}(w) \quad (17)$$

최종적인 결론으로서의 $\mu_C(w)$ 는 식(18)과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_C(w) &= \mu_{C_1} \vee \mu_{C_2} \\ &= [\alpha_1 \wedge \mu_{C_1}(w)] \vee [\alpha_2 \wedge \mu_{C_2}(w)] \end{aligned} \quad (18)$$

여기에서, 근사추론의 결과 $\mu_C(w)$ 는 퍼지값으로 실제 제어대상의 입력으로 사용할 수 없다. 그러므로 $\mu_C(w)$ 를 실제 제어값으로 사용하기 위해서는 실수의 값으로 비퍼지화(defuzzification)하여야 한다.

일반적으로 Mamdani의 추론법에서는 식(19)와 같은 무게중심법(center of gravity method)을 주로 사용한다.

$$u = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_C(z_j) z_j}{\sum_{j=1}^n \mu_C(z_j)} \quad (19)$$

이러한 퍼지추론 과정을 도식적으로 나타내면 그림 3.과 같다.

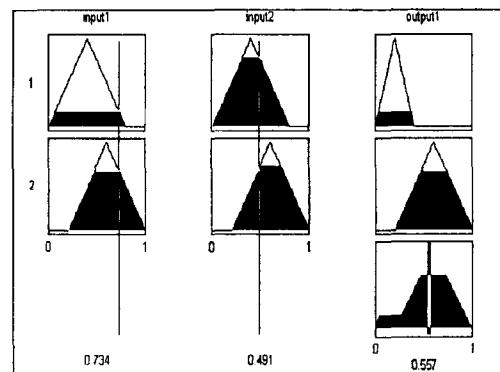


그림 3. 2개의 규칙집합에 대한 추론방법

이상의 과정을 통해 만들어진 퍼지제어기는 그림 4.로 구성된다.

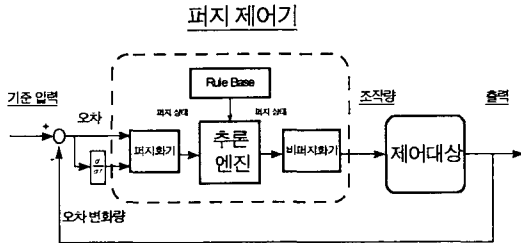


그림 4. 퍼지제어시스템의 블록 다이어그램

4. 용접시스템

아크용접(arc welding)은 전극과 모재간에 발생하는 아크의 고열로써 전극과 모재를 녹여 금속을 접합하는 공정으로 기계공업 분야인 조선과 중공업 분야에서서는 매우 많이 사용되는 공정이다. 또한 현재 산업분야에서 가장 많이 이용되는 용접이음 형태는 필릿용접(fillet welding)이다. 특히 용접을 많이 사용하는 조선공업의 경우 전체 용접중 85%를 필릿용접으로 하고 있음이 보고되어 있다. 또한, 필릿용접은 평판용접에 비하여 기하학적인 형상의 예측이 복잡하고 매우 까다롭다. 그러므로 필릿용접에서의 자동화를 위해 용접 비드형상을 예측할 수 있는 해석해를 구할 수 있으면 용접 제어에 매우 유용하게 사용될 수 있다.

일반적인 용접공정의 폐환제어시스템은 그림 5.와 같이 제어대상, 센서, 제어기로 구성된 하드웨어적인 부분과 응답성능을 모델링하고 그 모델을 근거로 원하는 응답성능을 발휘하도록 하는 제어기를 설계하는 소프트웨어적인 부분으로 구성되어 있다.

비드형상을 결정하는 많은 변수들 가운데 가장 중요한 파라메타는 아크전압, 용접전류, 용접속도, 위빙 폭 등이며. 이러한 파라메타에 대하여 현재의 용접상태에 해당하는 기하학적 비드형상을 실시간으로 예측하며, 그 결과를 사용자에게 보여준다. 모니터링과 동시에 플랜트에서의 출력을 분석하여

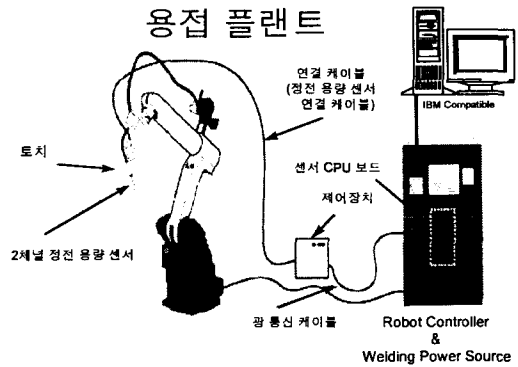


그림 5. 용접 시스템

용접 비드형상을 개선하기 위한 입력 파라메타에 대한 보상량을 퍼지 알고리즘과 신경회로망 알고리즘을 이용하여 추론·학습하여 보상하는 기능을 가지는 것이다. 본 시스템의 기능은 크게 다음과 같은 세가지 모드(mode)로 나눈다.

- (1) 모니터링 모드
- (2) 초기값 설정모드
- (3) 제어모드

4.1 신경회로망을 이용한 모니터링모드

모니터링 작업은 아크센서로부터 얻어진 정보를 이용하여 실시간으로 용접 비드형상을 사용자에게 보여주며, 동시에 이러한 용접 비드형상에 대한 용접 파라메타의 변화를 파악할 수 있다. 이러한 용접 비드형상은 퍼지-뉴로제어기의 설계에 결정적인 정보가 된다. 이러한 시스템의 구성은 그림 6.과 같이 구성하여 학습한다.

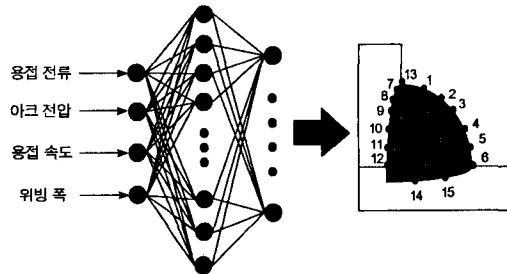
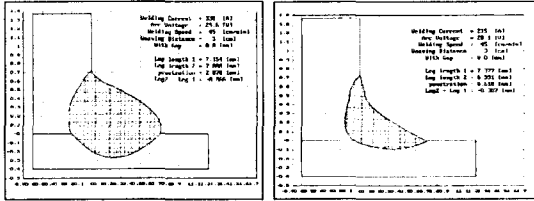


그림 6. 신경회로망을 이용한 모니터링모드

실험에 필요한 자료의 영역은 다음과 같다.

- (1) 용접전류 : 180~370 [A]
- (2) 아크전압 : 20~32 [V]
- (3) 용접속도 : 16~50 [cm/min]
- (4) 위빙 폭 : 3~5 [cm]



(a)	(b)
용접전류 : 338[A]	용접전류 : 215[A]
아크전압 : 29.6[V]	아크전압 : 28.1[V]
용접속도 : 45[cm/min]	용접속도 : 45[cm/min]
위 빙 폭 : 3[cm]	위 빙 폭 : 3[cm]

그림 7. 임의의 입력 데이터에 대한 신경회로망의 비드형상 예측결과

그림 7.의 결과는 임의의 입력 파라미터를 입력했을 때 출력으로 나타나는 비드형상과 실제의 비드형상과 차이를 못 느낄 정도였다. 또한 이것은 신경회로망의 학습능력을 잘 대변하고 있는 것이다.

4.2 신경회로망을 이용한 초기값 설정모드

원하는 비드형상에 대한 적절한 용접 파라미터를 예측해 내기 위하여 다음과 같은 시스템인식방법으로 시스템의 구성은 그림 8.과 같다.

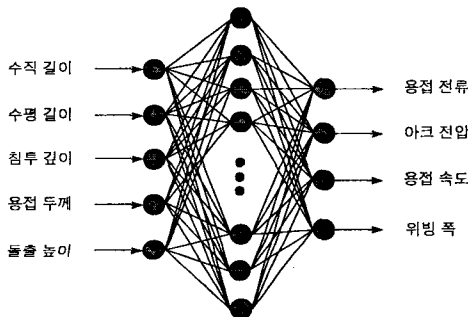


그림 8. 초기값 설정모드 신경회로망

먼저 모니터링모드에서와 같은 실험결과 자료를 토대로 하여 원하는 용접 비드형상인 5개의 파라미터를 다음과 같이 정의한다.

- (1) 수직길이(L1) , (2) 수평길이(L2)
- (3) 침투깊이(A) , (4) 용접두께(B)
- (5) 돌출높이(C)

용접 비드형상을 대변하는 (1)~(5)까지의 결과를 얻게하는 초기용접조건을 다시 학습시켜 그들 조건에 맞는 최적의 용접조건을 찾아 제어모드의 입력으로 사용하게 되는 것이다.

4.3 외란에 대한 제어모드

실제 용접플랜트에서는 뜻하지 않는 외란(용접 기기 이상)이 발생하여 용접 비드형상의 결과가 바람직하지 못할 때가 있다. 이러한 상황에서 최적의 비드형상을 얻기위해 용접 파라미터의 보상 정도를 퍼지이론이나 신경회로망이론과 같은 인공지능 기법을 이용하여 보상하는 과정이다.

4.3.1 퍼지제어기를 이용한 외란에 대한 제어모드

본 장에서 사용되는 퍼지논리제어기의 입력 파라미터는 초기용접조건 설정모드에서 설정된 값과 용접플랜트의 센서 출력값(용접 파라미터)을 계환하여 원하는 용접 파라미터와 외란이 포함된 용접 플랜트의 출력 파라미터와의 오차(e)와 오차 변화량(Δe)을 퍼지제어기의 입력으로 하고, 출력은 각각의 파라미터에 대한 보상량이다.

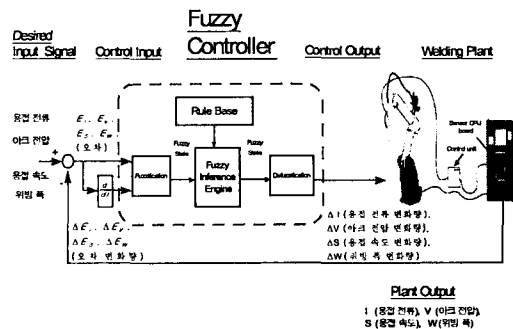


그림 10. 퍼지제어기를 이용한 제어기의 블록 다이어그램

그림 10.에서 보는 바와 같이 퍼지제어기의 입력 (오차, 오차 변화량)으로부터 퍼지알고리즘에 의해 각각의 보상량을 추론하게 된다.

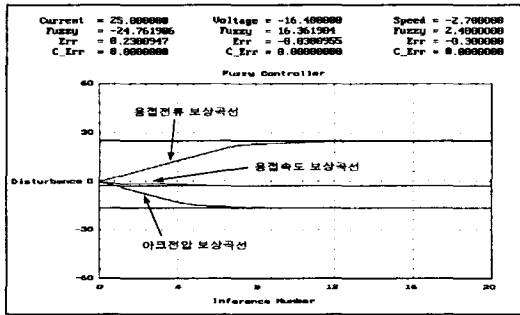
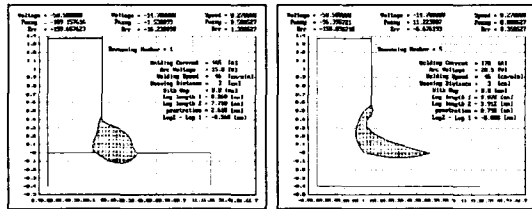


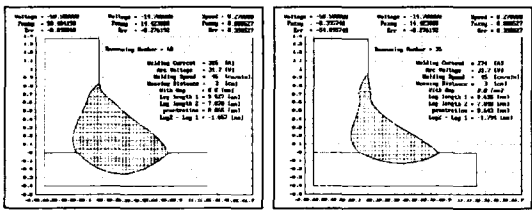
그림 11. 외란에 대한 퍼지제어기의 보상과정

그림 11.은 퍼지제어기에 의해 외란을 보상하는 과정을 보여 주고 있다. x축은 추론 수를 나타내고 y축은 오차 즉 외란의 발생 크기를 나타낸 것이며, 시간에 따라 외란을 추종해 가는 것은 그림 12.에서 볼 수 있다.



(a) (b)

외란이 첨가된 비드형상 2번 보상 후 비드형상



(d) (c)

20번 보상 후 비드형상 8번 보상 후 비드형상

그림 12. 보상 진행 중의 비드형상

4.3.2 신경회로망을 이용한 외란에 대한 제어모드
여기에서 사용되는 신경회로망의 구조는 FIR 필터와 유사한 기능을 가지는 시간지연 신경회로망 (TDNN : Time Delay Neural Network)을 제어기로 제시하고자 한다.

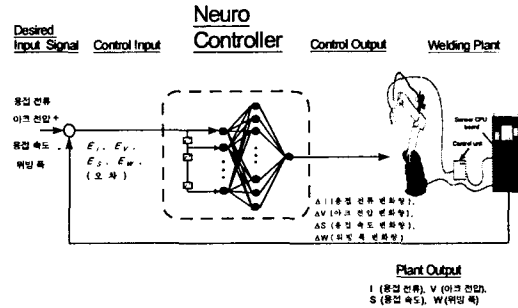


그림 13. 시간지연 요소를 가지는 신경회로망 제어모드

그림 13.에서 보는 바와 같이 TDNN의 입력(오차)으로부터 신경망 학습 알고리즘에 의해 각각의 보상량을 학습하게 된다.

그림 14.는 학습이 완료된 뒤 임의의 외란 입력에 대한 TDNN의 보상 결과를 점선으로 나타낸 그림이다. 그러므로 이러한 신경회로망 구조는 동적인 노이즈제거에 주로 사용된다. 그림 15. ~ 그림 16. 에서는 외란에 대한 보상결과를 그림으로 나타내고 있다.

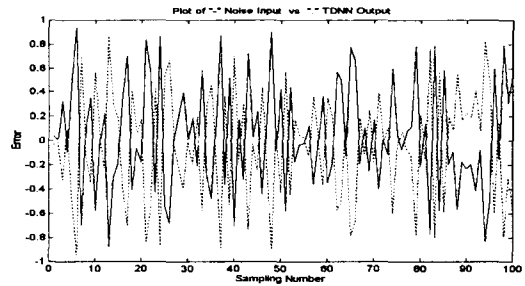


그림 14. 외란에 대한 TDNN의 보상

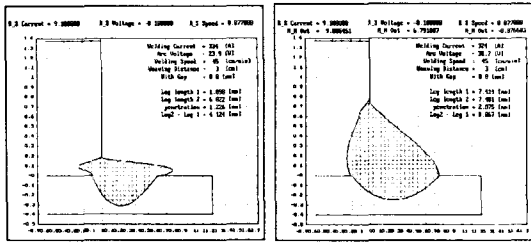


그림 15-(a) 보상 전 그림 15-(b) 보상 후

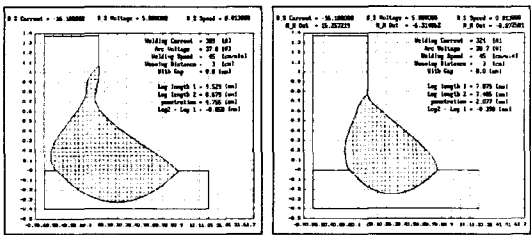


그림 16-(a) 보상 전 그림 16-(b) 보상 후

4.4 퍼지제어기를 이용한 종합적인 시스템

초기값 설정모드와 퍼지제어모드 및 모니터링모드를 결합한 종합적인 구성도는 그림 17과 같다.

4.5 신경회로망을 이용한 종합적인 시스템

초기값 설정모드와 TDNN 제어모드 및 모니터링모드를 결합한 종합적인 구성도는 그림 18과 같다.

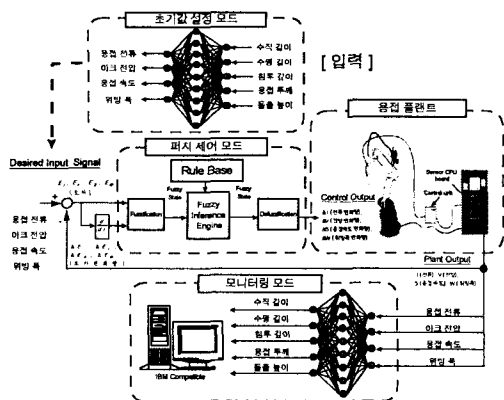


그림 17. 퍼지제어기와 신경회로망을 결합한 종합적인 구성도

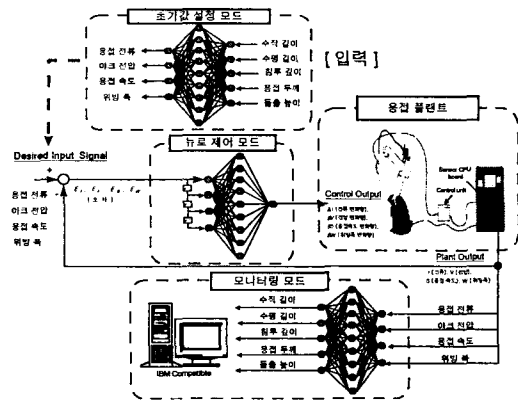


그림 18. 시간지연 신경회로망(TDNN)를 결합한 종합적인 구성도

5. 결론

본 논문에서는 용접공정에 있어서 용접부의 비드형상을 향상시킬 수 있는 방법과 용접공정의 설계 및 제어에 대해서 연구하였다.

용접 파라미터 설정에서 발생할 수 있는 용접결합을 신경회로망을 이용해서 가장 적절한 용접 파라미터를 산출함으로써 결합을 미연에 방지할 수 있음을 본 논문에서 확인하였다. 또한 모니터링작업시 카메라를 통한 영상처리나 해석적 방법을 통한다면 높은 비용이나 처리의 복잡함 등이 문제가 되지만 본 논문에서 제시한 신경회로망은 소프트웨어적인 알고리즘으로 이러한 단점을 극복하고 현재의 비드형상을 충분히 실시간으로 예측해 낼 수 있음을 알 수 있었다.

외란에 대한 대처 능력으로 퍼지제어기가 용접 파라미터의 큰 변화에도 즉각적으로 대처할 수 있다는 것을 본 논문에서 연구결과로 제시했다. 즉, 수치적인 해석해를 구해서 대처하는 방법과 비교해서 신뢰성이나 외란에 대한 강건성등이 결코 떨어지지 않고 오히려 문제해결 방법의 편리성이나 시간적 경제적인 측면에서의 장점이 부각될 수 있음을 결과로 확인하였다.

결론으로 신경회로망은 실험 또는 경험에 의한 데이터들을 학습하여 데이터들의 상관관계를 스스로

로 정립하고자 할 때 효과적이며, 퍼지이론은 변수들 사이의 정량적인 상관관계가 명확하게 규명되어 있지는 않으나 경험적으로 또는 정성적으로 어느정도 밝혀져 있는 경우에 효과적이어서 용접시스템과 같은 비선형적이고 불확실하며 부정확한 상호관계를 갖는 용접시스템 및 용접변수들 사이의 관련 정보를 취급하는데 적합함을 결과로서 확인할 수 있었다.

참고문헌

1. Y.K. Sung and Y.S. Han ; "Application of Welding Technology in Shipbuilding", Journal of KWS, Vol 10, No 4, DEC, 1992, pp. 82.-90.
2. 益本 功 : "データシステム研究委員會の活動と課題", 日本溶接學會誌, 第 55卷 第4號, 1986年, pp41-48.
3. W. Lucas, A. D. Brightmore : Expert System for welding engineers. Metal Construction 19, 1987, No. 5, pp. 254-260
4. W. A. Taylor : Expert System to generate arc welding procedure. Metal Construction 18, 1986, No. 7, pp. 426-431
5. O. Blodgett : Schweissprogramme fuer Taschenrechner. Welding and Metal Fabrication 49, 1976, No. 5, pp. 58-59 and No.8, pp. 86-87.
6. 김관형, 이상배 "Fuzzy Inverse Kinematics Mapping을 이용한 로봇의 지능제어에 관한 연구" 1996년도 한국퍼지 및 지능시스템 학회 논문집 Vol. 6 No. 2 pp. 166~171
7. 김관형, 김태영, 이상배 "퍼지-뉴럴 알고리즘을 이용한 효과적인 용접제어시스템에 관한 연구" 1997년도 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문집 Vol. 7 No. 2 pp. 189~193
8. Gwan Hyung Kim, Sang Bae Lee "The study on the Intelligent Control of Robot using Fuzzy Inverse Kinematics Mapping", Proceedings of Asian Control Conference July 22-25, 1997, Vol. III No. III pp. 255~258