

## 신경회로를 이용한 GMA 용접 공정에서의 용융지의 크기 제어

임태균\* · 조형석\*\* · 부광석\*\*\*

### Control of Weld Pool Size in GMA Welding Process Using Neural Networks

T. G. Lim\*, H. S. Cho\*\* and K. S. Boo\*\*\*

**Key Words** : Gas Metal Arc Welding Process(GMA 용접 공정), Weld Pool Size(용융지 크기), Monitoring and Control(감시 및 제어), Surface Temperatures(표면 온도), Neural Networks(신경회로망), Training(학습), Time History of Temperatures(온도 이력), Estimator(예측기), Feedforward Controller(전향 제어기)

#### Abstract

This paper presents an on-line quality monitoring and control method to obtain a uniform weld quality in gas metal arc welding (GMAW) processes. The geometrical parameters of the weld pool such as the top bead width and the penetration depth plus half back width are utilized to assess the integrity of the weld quality. Since a good quality weld is characterized by a relatively high depth-to-width ratio in its dimensions, the second geometrical parameter is regulated to a desired one.

The monitoring variables are the surface temperatures measured at various points on the top surface of the weldment which are strongly related to the formation of the weld pool. The relationship between the measured temperatures and the weld pool size is implemented on the multilayer perceptrons which are powerful for realization of complex mapping characteristics through training by samples. For on-line quality monitoring and control, it is prerequisite to estimate the weld pool sizes in the region of transient

\* 정희원, 한국과학기술연구원 로봇트 응용 및 유공압 연구실

\*\* 정희원, 한국과학기술원 정밀공학과

\*\*\* 정희원, 인제대학교 기계공학과

states. For this purpose, the time history of the surface temperatures is used as the input to the neural estimator.

The control purpose is to obtain a uniform weld quality. In this research, the weld pool size is directly regulated to a desired one. The proposed controller is composed of a neural pool size estimator, a neural feedforward controller and a conventional feedback controller. The pool size estimator predicts the weld pool size under growing. The feedforward controller compensates for the nonlinear characteristics of the welding process. A series of simulation studies shows that the proposed control method improves the overall system response in the presence of changes in torch travel speed during GMA welding and guarantees the uniform weld quality.

## 1. GMA 용접 공정에 대한 개요

GMA(Gas Metal Arc) 용접 공정은 Fig.1에서와 같이 소모성 전극과 용접할 소재 사이에 고 전류를 가할 때 발생하는 전기적인 아크를 열원으로 하여 용접물을 녹여 접합하는 용접 공정이다. 이때 녹은 금속과 고온의 열 영향부가 대기에 노출되어 산화되는 것을 막기 위하여 보호 기체를 용접부에 공급하여 대기와의 접촉을 차단한다.

만일, 용접부의 결함이 용접 후의 여러가지 검사에서 발견되면, 그 결함부는 보수되어야 하는데 그 검사와 보수에 드는 비용은 전체 제조 공정에 드는 비용의 상당한 부분을 차지할 뿐만 아니라 생산성의

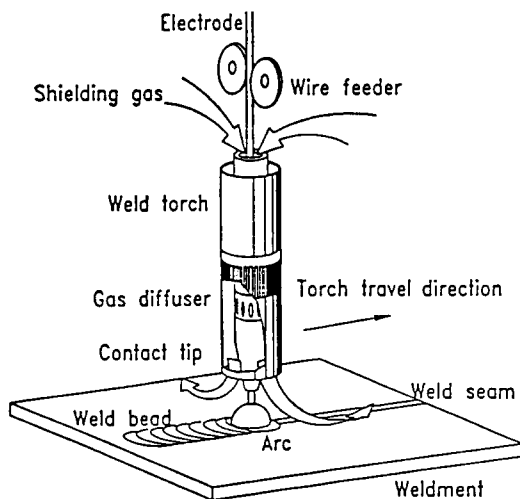


Fig. 1 Schematic description of GMA welding process.

감소를 유발한다. 이러한 용접부의 검사와 보수의 양을 줄이기 위해서는, 용접중 용접질을 대변하는 변수들을 측정하여 그에 영향을 주는 여러 외란에 의한 영향을 실시간으로 보상해 주어야 한다.

GMAW에 의해 형성된 용접부의 성능은 일반적으로 그 기하학적인 크기로 나타내며, Fig.2에 나타낸 바와 같이, 표면 비드 폭, 용입 깊이 및 이면 비드 폭으로 구분된다. 이러한 용접부의 크기에 영향을 미치는 용접 변수들은 용접 전류, 용접 전압, 토치 이동 속도, 전극의 크기와 위치 등이다.

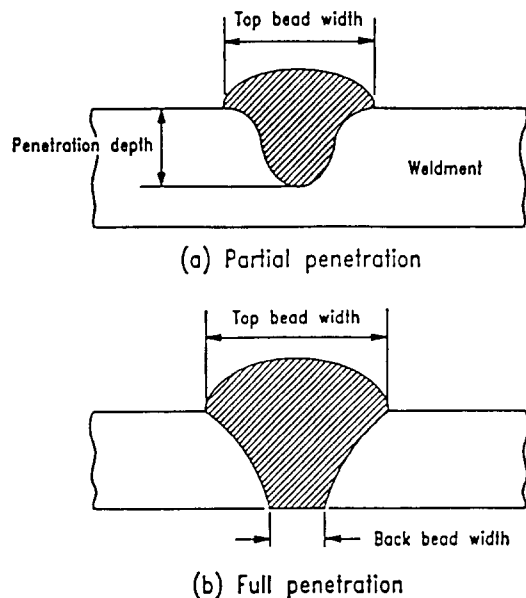


Fig. 2 Cross sectional view of a weld pool.

## 2. 용접 공정의 변수 측정 및 제어

용접 공정을 제어하기 위해서는, 먼저 용접질을 대변해 주는 관련 변수들의 측정이 이루어져야 하는데, 이를 위해 많은 연구들이 수행되었다. 여기에는 영상 센서를 이용한 표면 비드 폭 측정,<sup>1)</sup> 초음파 측정을 통한 용입 깊이 측정,<sup>2)</sup> 완전 용입 용접에서 공명 주파수 측정을 이용한 용융지의 크기 측정법,<sup>3)</sup> 이면에서의 방사에너지 측정을 통한 이면 비드 폭의 측정<sup>4)</sup> 등이 있다.

영상 센서를 이용하여 표면 비드 폭을 측정하는 방법의 경우, 실시간 영상 처리를 위해 고가의 장비가 필요하고 그 측정 대상이 표면 비드 폭에 한정되어 용접부의 성능에 주로 관련되는 용입 깊이 또는 완전 용입에서의 이면 비드 폭은 측정할 수 없다. 초음파 측정법에서는 온도에 따른 물성 변화로 인해 부정확하게 되고, 초음파 탐침자의 접촉 유지가 곤란하다. 공명 주파수 및 방사 에너지 측정법의 경우, 측정 센서와 용접 토치와의 동시성이 항상 유지되어야 하고 이면에서의 용융 금속으로부터 센서를 보호해야 하는 어려운 점이 있다.

용접 공정 제어를 위해서는 다양한 용접 조건에 따라 생기는 여러 형태의(Fig.2) 용융지의 크기 측정이 필요하다. 위와 같은 방법들로는 측정 가능한 용융지의 기하학적 크기가 한정되므로 다른 측정 방법이 필요하다. 이러한 방법들과 달리, 용접물상의 온도를 측정함으로써 용접질을 간접적으로 예측하는 방법들이 연구되었다<sup>5, 6)</sup>. GMA 용접 공정은 다른 모든 용융 용접과 마찬가지로 용접물 내부에서의 열적 현상을 동반하므로, 용접물상의 온도 분포는 용접질의 변화 상태를 잘 대변해 준다. 따라서, 용접물 표면상의 온도를 측정하면 용융지의 크기를 예측할 수 있다. 이와 같은 측정 방법의 큰 장점은 상대적으로 측정이 용이하다는 점이다. 이와 같이, 표면 온도 측정을 이용해 용융지의 크기를 간접 예측하는 방법에 있어서, 두 가지 고려해야 할 사항이 있다. 하나는 표면 온도 측정점의 수이고, 다른 하나는 측정 온도와 용융지 크기와의 관계 구현이다.

표면상의 한 점에서 측정된 온도는 용접 조건이 다르더라도 같은 값으로 측정될 수 있다. 그런데, 용접 조건이 다르면 다른 온도 분포가 형성되고 실제 형성된 용융지의 크기는 다르게 된다. 따라서 한 점의

표면 온도를 측정하여 용융지의 크기를 예측하고자 할 때<sup>5, 6)</sup>, 다양한 용접 조건에 따른 용융지의 크기를 정확하게 모니터링할 수 없다. 이러한 오차를 줄이기 위해 Boo<sup>7)</sup>는 최적 측정점에 대해 연구하였는데, 여러 용접 조건에서 표면 온도와 용융지 크기와의 상관도가 극대화되는 점을 최적점으로 선정하여 사용하였다. 그러나, 최적 측정점의 온도를 사용하더라도 다양한 용접 조건의 변화에 대한 용융지 크기의 변화에 대한 예측 오차의 감소에는 한계가 있다. 따라서, 이러한 용융지 크기의 변화를 보다 잘 모니터링하려면 여러 점의 표면 온도를 측정하여 사용할 필요가 있다.

다음으로 고려되어야 할 사항은, 측정된 온도와 용융지 크기와의 상관 관계를 구현하는 방법이다. 일반적인 함수 근사법에서는 기본 함수를 주고, 그 함수가 주어진 상관 관계를 잘 표현하도록 어떤 오차 기준을 사용하여 함수의 매개변수를 수정한다. 이러한 방법에서는 기본 함수의 선정이 중요하며, 상관 관계가 복잡해지면 고차 함수가 필요하고 이에 따라 매개변수의 계산이 어려워진다. 이에 비해 신경회로 기법은 기본 함수의 선정이 필요없고, 상관관계의 복잡성이 매개변수의 계산에 영향을 주지 않으며 매우 복잡한 상관관계도 잘 표현해 준다. 본 연구에서는, 여러 점의 표면 온도를 측정 변수로 하고 측정 온도와 용융지의 기하학적 크기와의 상관 관계를 신경회로 예측기를 통해 구현하며, 이를 이용하여 용융지의 크기를 예측하고 제어하고자 한다.

아크 용접은 여러가지 용접 변수들과 재료의 특성 및 열전달 현상이 매우 복잡하게 연관되어, 공정의 동적 특성을 모델링하는데 많은 어려움이 있다. 용접 공정에 대한 수학적 해석해가 유도되었으나<sup>8)</sup> 유도된 해석해는 공정의 동적 특성을 해석하는 데에는 유용하지만, 계산 시간이 많이 필요하므로 공정 모델을 기저로 하는 제어 시스템 설계에 필요한 공정 모델로의 변환이 요구되고 이때 많은 근사화 과정을 거쳐야 한다. 또한, 용접 조건 변화의 전반적인 영역에 걸쳐 잘 들어 맞는 공정 모델의 매개변수를 찾기 힘들 뿐만 아니라, 용접 조건이 달라지면 매개변수의 재조정이 필요하므로 공정 제어를 위한 모델로는 부적합하다. 따라서, 공정의 수학적 모델을 직접 사용하지 않고 제어기를 설계하는 방법으로 지능 제어 기법을 도입하는 연구가 많이 이루어지고 있는데, 퍼지 논리 제어<sup>9)</sup>와 신경회로 제어의 적용이다. Cook 등<sup>10)</sup>은 신경회로를 이용하여 용접 공정을 모델

링하고 이를 이용하여 제어하는 방법을 제시하였다. 여기서는 용접 전류, 용접 전압, 토치 이동 속도 및 전극선 송급 속도를 신경회로의 입력으로 하여 공정을 모델링하였는데, 실험 데이터를 사용하여 준정상 상태에서의 용융지의 크기를 예측하였다. 이러한 경우에는 용접기와 관련된 변수들만 고려하고 열전달적인 현상 및 용접중의 외란에 의한 영향등을 고려하지 않았으므로 공정 외란에 대한 대응이 어렵다.

본 논문에서는 용융지의 동적 거동을 잘 대변해주는 용접물 표면상의 다점의 온도들을 이용하여, 이들로부터 신경회로를 이용하여 용융지의 크기 변화를 예측한 후 이를 일정하게 유지시키는 제어 방법을 제안한다.

### 3. 신경회로를 이용한 용융지 크기의 예측 및 제어기 설계

#### 3.1 신경회로 예측기

Fig.3에는 용융지의 크기 변화를 예측하는데 사용된 다섯 점의 온도 측정 위치들이 도시되어 있다. 그림에서 XYZ는 용접물상의 점 O에 고정된 좌표계이고 xyz는 아크의 중심( $X_a, Y_a, 0$ )에 고정된 원점과 같이 움직이는 좌표계이다. 용접물 표면상의 온도들을 이용하여 용융지의 크기를 예측하는데 있어서 고려해야 할 사항으로 표면 온도의 측정 위치가 중요하다. 이들의 위치로는 용융지의 동적 거동을 잘 대변해 줄 수 있는 점이 필요하다. 이를 위하여, Boo와

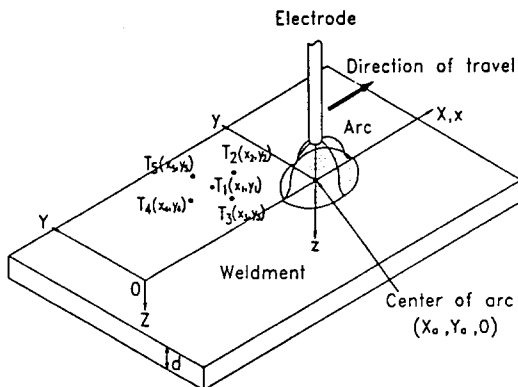
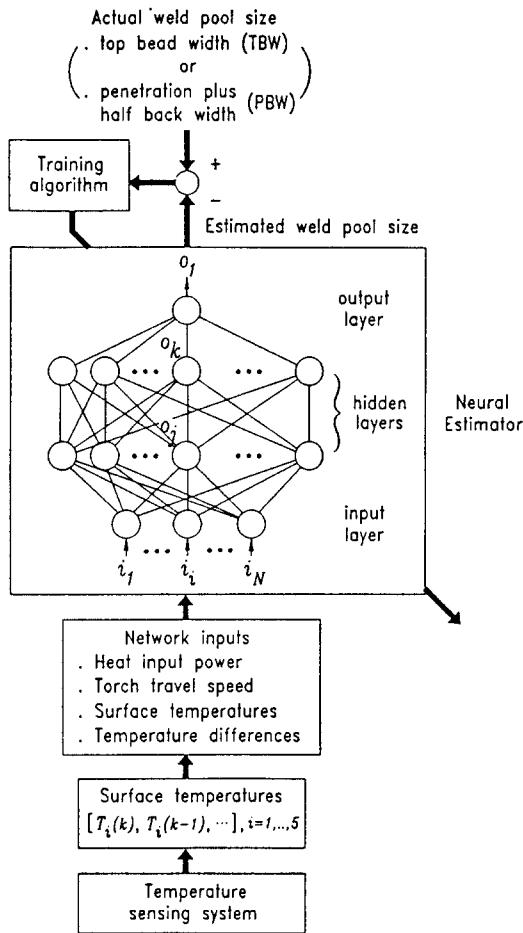


Fig. 3 Measurement locations for estimation of weld pool sizes in the transient state.

Cho<sup>7)</sup>는 최적 측정점의 선정에 대하여 연구하였는데, 여러 용접 조건에서 표면 온도와 용융지 크기와의 상관도가 극대화되는 점을 선정하였다. 여기서는 상관도가 큰 구역에서 온도 측정 시스템의 실제 제작을 고려하여 다섯 점 온도의 위치들을 방사형으로 선정하였다. 중심점을  $T_1(-14, 12)$  mm로 하고 x와 y축 방향으로 5 mm씩 떨어지게 하여  $T_2(-9, 12)$ ,  $T_3(-14, 7)$ ,  $T_4(-19, 12)$ ,  $T_5(-14, 17)$  mm로 하였다.

신경회로 예측기의 입력으로는 이들 온도와 온도 차로 하였다. 이들 온도차는 표면에서의 근사적인 온도 변화율을 나타낸다. 이는 용접물 내의 온도 거동에 있어서 온도뿐 아니라 온도 변화율도 중요하게 관련되기 때문이다. 또한, 용융지 크기의 동적 거동을 모니터링하기 위해 현재의 온도  $T_i(k)$ 와 두 스텝 전까지 측정된 온도들  $T_i(k-1)$ ,  $T_i(k-2)$ 가 사용되었다. 그리고, 모델링 성능을 높이기 위해 열입력 power, 단위 길이당 열입력, 용접 속도를 추가적으로 사용하였다. 표면 온도의 정보와 용융지 크기와의 상관 관계를 구현하기 위해서, 사상(mapping)기능이 뛰어난 다층 인식자(multilayer perceptron)<sup>11)</sup>을 사용하였다. Fig. 4에는 이를 이용하여 용접 상태의 변화에 따른 용융지의 크기 변화를 학습하고 예측하는 방법이 도식적으로 나타나 있다. 신경회로 예측기의 출력인 용융지의 크기 지수는 표면 비드 폭과 용입 깊이에 이면 비드 폭의 반을 더한 값이다. 여기에서, 후자는 부분 용입 용접의 경우 용입 깊이를 나타내며, 완전 용입 용접의 경우에는 용접물 두께를 빼면 이면 비드 폭 크기의 반을 나타낸다. 또한, 이는 용접 열 입력이 커짐에 따라 용접물 윗면으로부터 용입 깊이 방향으로 녹아 들어간 용융지 경계면의 이동 거리를 나타낸다<sup>12)</sup>. 이로써 다양한 용접 조건에서 생기는 두 가지의 용입 형태에 대해 그 기하학적인 크기를 하나의 인자로 표현하였다. 이러한 고려는 용융지 크기의 직접 제어시 유용한 사항이다. 본 논문에서는 앞의 두 가지 용융지 크기의 지수들 중 용입 깊이에 이면 비드 폭의 반을 합한 지수를 예측하고 제어하였다. 이는 표면 비드 폭보다 이 지수가 용접질에 더 직접적인 영향을 주기 때문이다.

신경회로의 매개변수는 층의 수, 각 층의 노드(Fig. 4의 신경회로 예측기에서 작은 원) 수, 노드 사이의 가중치(노드 사이의 연결선)와 각 노드 함수에서의 바이어스(bias) 값이다. 일반적으로, 앞의 두 매개변수들은 학습 전에 정해지는 예측기 구조의 설계 인자이며, 나머지는 학습에 의해 조절되게 된다. 신경



**Fig. 4** Block diagram of the training and estimation procedures for estimation of weld pool sizes in the transient state using a neural network estimator.

회로의 각 노드에서는 다음과 같은 계산이 이루어진다.

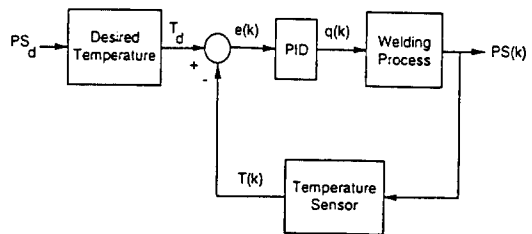
$$O_k = \frac{1}{1 + \exp(-(\sum w_{kj} O_j + \theta_k))} \quad (1)$$

여기에서  $w_{kj}$ 는 첫번째 중간층의 노드값  $O_j$ 로부터 두번째 중간층(hidden layer)의 노드값  $O_k$ 에 연결되는 가중치이다.  $\theta_k$ 는 sigmoid 노드 함수에서의 바이어스 값이다. 입력층에서는 노드로의 입력  $i_i$ 와 노드의 출력  $O_k$ 가 같다. 입력층으로부터 최종 출력층까지 식(1)과

같은 계산이 이루어져 용융지 크기의 예측값이 계산된다. 신경회로 예측기의 출력(용융지의 크기 지수)이 계산되면 이는 실제 용융지 크기와 비교된다. 학습 초기에는 예측기가 제대로 구현되지 않아 오차가 크므로, 학습 법칙에 의해 신경회로 내부의 매개 변수를 조절하여 오차가 줄어들도록 한다. 학습 법칙으로는 오차 역전파 학습법(error backpropagation learning law)<sup>11)</sup>이 사용되었다. 이에 의해 신경회로의 매개 변수들은 반복적으로 수정된다. 매 반복 학습시에 표면 온도 정보와 용융지 크기의 데이터쌍이 한번씩 주어져 예측값이 계산되며, 예측값과 실지값사이의 오차에 따라 가중치와 문턱값들의 조정량이 계산되고, 이들을 이용하여 가중치와 문턱값들을 조정한다. 이때 학습 특성은 학습 이득과 모멘텀 이득에 의해 결정되는데, 전자는 학습의 속도에 관계되며 후자는 학습 이득이 클때 오차값의 동요(oscillation)를 방지한다. 반복 학습에 의해, 예측된 용융지 크기와 실지 용융지 크기의 차가 충분히 줄어들면 온도 분포와 용융지 크기와와 상관 관계의 학습이 끝나게 되며, 신경회로망은 실지 용융지 크기의 예측에 사용된다.

### 3.2 신경회로를 이용한 제어기 설계

자동화된 용접기로 처음 시도된 방법은 작업할 용접 조건에 대응해서 원하는 용접질에 대해 미리 설정된 용접 열입력을 기계적으로 가해 주기만 하는 기계식 용접기이다. 이러한 용접기는 용접중 발생 가능한 공정 외란에 대한 보상이 불가능하다. 따라서 공정 중 발생하는 외란에 대한 보상 능력을 주기 위해 Fig.5와 같은 표면 온도 측정을 이용한 폐환 제어기가 사용되었다. 이 방법에서는 용접물 표면의 한 점의 온도를 모니터링 변수로 하여 용융지 크기를 간접적으로



**Fig. 5** Block diagram of the conventional PID control system for control of one-point surface temperature.

제어하는 방법이다. 미리 여러 용접 조건에서 행한 실험에서 용접질과 임의의 측정점에서의 온도와와 관계를 알아 낸다. 작업할 용접 조건과 원하는 용접 질이 결정되면 앞서 행한 실험으로부터 임의의 고정 점의 기준 온도값이 결정되고 이를 기준 입력으로 하여 외란에 대한 용접 열입력을 보상한다. 그런데, 용접 조건이 변하면 한 점의 온도는 같더라도 다른 온도 분포가 형성되고 실제 용융지의 크기는 달라지므로 이러한 방법으로는 다양한 용접 조건의 변화에 대응하는 용융지의 크기 제어에 어려움이 있다.

Fig.6은 앞 장에서 제시된 신경회로 예측기를 통해 용융지의 크기를 예측하고 PID 제어를 이용하여 제어하는 방법을 보여 주고 있다. 용접 공정에 열입력  $q(k)$ 가 가해지면 용접물에는 온도 분포가 야기되고 그에 따라 임의의 크기  $PS(k)$ 의 용융지가 형성된다. 온도 센서에서 용접물의 표면 온도  $T_i(k)$ 가 측정되고, 신경회로 예측기에 입력으로 주어지면 용융지 크기의 예측값  $PS_e(k)$ 가 얻어진다. PID 제어기에서는 기준 용융지의 크기  $PS_d$ 와 예측된 용융지 크기  $PS_e(k)$ 로부터 보상 용접 열입력  $q(k)$ 를 내 보낸다. 이러한 방법에서는 제어기 입력으로 예측값을 사용하기 때문에 예측기의 예측 성능이 제어 성능에 큰 영향을 준다. 따라서 신경회로 예측기가 용융지의 크기를 정확하게 예측해야만 제어기가 제 성능을 낼 수 있다. 예측기의 입력으로 제어 열입력, 단위 길이당 열입력 및 용접 속도가 추가로 사용되었다. 여러 용접 조건에서 용접을 행하며 표면 온도 분포와 용융지 크기의 변화를 측정하고 이를 이용하여 신경회로 예측기를 학습시킨다. 이러한 방법에서는 용접 열입력의 변화에 따라 형성된 용융지의 크기 변화가 신경 회로 예측기에 의해 모델링되기 때문에 제어를 설계하는데 있어서

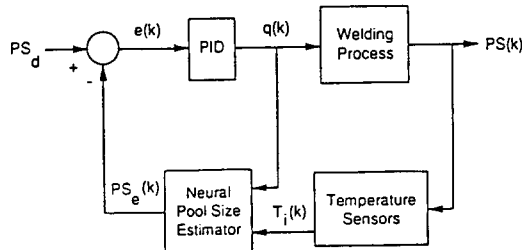
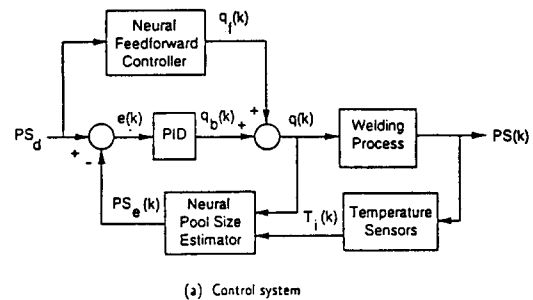


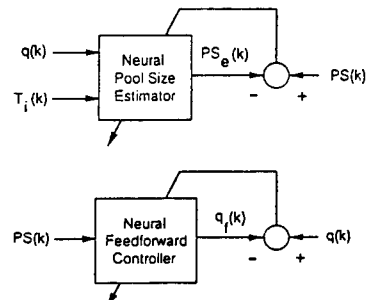
Fig. 6 Block diagram of the proposed PID control system for direct regulation of a weld pool size using a neural pool size estimator via multi-point surface temperature sensing.

실제 플랜트의 동특성이 고려된다. 제어기의 매개 변수는 용접 열입력의 변화에 대한 용융지 크기의 변화에 따른 동특성으로부터 결정된다.

Fig.7에는 앞에 제시된 제어 방법에, 신경회로를 이용한 전향(feedforward) 제어를 추가로 적용하는 제어 방법이 나타나 있다. 신경회로 제어기는 원하는 용융지의 크기  $PS_d$ 로부터 필요한 용접 열입력을 보상해 준다. 따라서, 용접 공정에 들어 가는 총 열입력은 궤환 제어 입력  $q_b(k)$ 에 신경회로 제어기의 출력  $q_f(k)$ 가 더해진  $q(k)$ 가 된다. 과도 응답 구간에서는 주로 궤환 제어기에 의존하고 준정상상태 영역에서는 대부분 신경회로 제어기에 의존한다. 그러나, 공정 상태가 변하면 궤환 제어기에서는 표면 온도를 측정함으로써 용융지의 변화를 모니터링하여 용접 열입력을 보상해 준다. 이와 같은 제어기에서는, 신경회로 제어기를 추가하여 용접 공정의 비선형성을 학습함으로써 공정 제어를 원활히 해줄 수 있다. Fig.7(b)에는 여기에서 사용된 신경회로 예측기와 전향 제어기를 학습하는



(a) Control system



(b) Training of neural networks

Fig. 7 Block diagram of the proposed neural network control system for direct regulation of a weld pool size using a neural pool size estimator and a neural feedforward controller.

방법을 나타내었다. 여러 용접 조건에서 용접을 행하며 표면 온도 분포와 용융지 크기의 변화를 측정하고 이를 이용하여 신경회로 예측기와 전향 제어기를 학습시킨다. 용접 공정의 특성상 용융지의 최종 성장치가 off-line으로 측정되므로, 용융지 크기 예측기와 전향 제어기의 학습은 off-line으로 수행된다. 여러 용접 조건에서 용접 열입력을 변화시켜 용접을 행하며  $q(k)$ 와  $T_s(k)$ 가 측정되고, 용접후 용융부가 굳은 후에 거리에 따라  $PS_s(k)$ 가 측정되어 학습을 위한 입력값과 목표값으로 사용된다. 신경회로 예측기의 학습에서는, Fig.7(b)에서와 같이  $q(k)$ 와  $T_s(k)$ 가 입력으로 사용되고  $PS_s(k)$ 가 목표값으로 사용되어 용융지 크기의 예측값  $PS_e(k)$ 가  $PS(k)$ 를 따라 가도록 학습시킨다. 따라서, 용융지 크기 예측기는 용융지의 최종 성장치를 예측하게 된다. 전향 제어기의 학습에서는,  $PS(k)$ 가 입력으로 사용되고  $q(k)$ 가 목표값으로 사용되어 전향 제어기의 출력인  $q(k)$ 가  $q(k)$ 를 따라 가도록 학습시킨다.

#### 4. 제어 시뮬레이션

##### 4.1 용접 공정 모델

신경회로를 이용한 표면 온도 정보와 용융지 크기의 상관 관계 학습과 제어기의 성능 평가를 위해 사용된 아크 용접 공정의 수학적 모델은, Boo와 Cho<sup>8)</sup>의 박판 아크 용접에서의 온도 거동을 나타내는 모델을 썼으며 다음과 같이 표현된다.

$$T(x, y, z, t) - T_0 = \int_0^t \frac{q(\tau)}{2\pi\rho cd} \times \frac{1}{\sigma^2 + \alpha(t-\tau)} \times \exp\left\{ -\frac{[x+Xa(t)-Xa(\tau)]^2 + [y+Ya(t)-Ya(\tau)]^2}{2\sigma^2 + 4\alpha(t-\tau)} \right\} \times \sum_{n=0}^{\infty} A_n \exp[-\mu_n^2(t-\tau)] \left[ \cos\left(\frac{\mu_n}{\sqrt{\alpha}}z\right) + \frac{\beta_1\sqrt{\alpha}}{\mu_n} \sin\left(\frac{\mu_n}{\sqrt{\alpha}}z\right) \right] dt \quad (2)$$

여기서,  $T(x,y,z,t)$ 는 용접 토치의 위치  $(X_n, Y_n, 0)$ 로부터  $(x,y,z)$ 만큼 떨어진 점의 시각  $t$ 에서의 온도를,  $T_0$ 는 상온을 나타내며,  $\alpha = k/\rho c$ 는 열 확산도이고,  $k, \rho, c, d$ 는 각각 용접물의 열 전도도, 밀도, 비열, 그리고 두께이다.  $\sigma$ 는 길이 차원으로 아크 분포를 나타내는 매개 변수이고 아크 중간 부분의 폭을 나타내며,  $q(t) = \eta VI(t)$ 로서  $n$ 는 아크 효율,  $VI(t)$ 는 전기적 열입력을 나타

낸다. 또한,  $X_n$ 와  $Y_n$ 는 아크의 위치를 나타내며,  $A_n$ 는 상수,  $\mu_n$ 은 다음 식을 만족하는 양의 고유치이다.

$$\tan\left(\frac{\mu_n}{\sqrt{\alpha}}d\right) = \frac{2\sqrt{\alpha}\mu_n(\beta_1 + \beta_2)}{\mu_n^2 - \beta_1\beta_2\alpha}, \quad \beta_1 = h_1/k, \quad \beta_2 = h_2/k$$

$$A_n = \mu_n^2 / (\mu_n^2 + \alpha\beta_1^2 + 2\alpha\beta_1/d) \quad (3)$$

여기서,  $h_1$ 과  $h_2$ 는 각각 용접부의 윗면과 아랫면에서의 유효 대류 계수이다. 아크의 열원 형상으로는 실제에 가까운 Gaussian 분포를 사용하였고, 모델 내에서의 매개변수들을 적절하게 선정함으로써 용접물 내의 온도 분포를 잘 해석해 주고 있음이 판명되었다<sup>8)</sup>. 이 모델의 유도 및 전개 과정을 간략히 소개하면 다음과 같다.

우선 용접부를 지배하는 선형화된 열 전도 방정식은

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \alpha \left( \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} + \frac{\partial^2}{\partial z^2} \right) T \quad (4)$$

와 같이 표현되며, 용접물 표면에서의 대류로 인한 열 손실을 고려하여 아래의 경계 조건을 부여한다.

$$-k \frac{\partial T(X,Y,0)}{\partial Z} + h_1[T(X,Y,0) - T_0] = 0 \quad (5)$$

$$k \frac{\partial T(X,Y,d)}{\partial Z} + h_2[T(X,Y,d) - T_0] = 0 \quad (6)$$

여기서 (5)식은 용접부 윗 표면에서의 경계 조건으로 보호 가스의 영향으로 인한 강제 대류 현상을 반영하며, (6)식은 아래 표면에서의 경계 조건으로 자유 대류 현상을 반영하고 있다. 초기의 온도와 열원으로 부터 멀리 떨어진 곳의 온도는 상온으로 놓는다.

위의 지배방정식에 경계 조건을 적용하고 변수 분리 기법을 사용하여 아래의 해를 얻는다.

$$dT(x, y, z, t) = \frac{q(\tau)}{2\pi\rho cd} \times \frac{1}{\sigma^2 + \alpha(t-\tau)} \times \exp\left\{ -\frac{[x+Xa(t)-Xa(\tau)]^2 + [y+Ya(t)-Ya(\tau)]^2}{2\sigma^2 + 4\alpha(t-\tau)} \right\} \times \sum_{n=0}^{\infty} A_n \exp[-\mu_n^2(t-\tau)] \left[ \cos\left(\frac{\mu_n}{\sqrt{\alpha}}z\right) + \frac{\beta_1\sqrt{\alpha}}{\mu_n} \sin\left(\frac{\mu_n}{\sqrt{\alpha}}z\right) \right]$$

여기에서, 아크의 분포는

$$Q(x,y,t) = \frac{q(t)}{2\pi\sigma^2} \exp\left[ -\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2} \right] \quad (8)$$

로 나타내 진다. (7)식을 적분하여 (2)식이 얻어진다<sup>8)</sup>.

이상과 같은 용접 공정의 모델 방정식은 여러 용접 조건에서 수행된 일련의 수치적 계산과 실험에 의해 그 타당성이 평가되었다<sup>6, 8)</sup>. 여러 용접 시편의 두께와 여러 용접 속도에 대해서 용접 열입력의 변화에 따른 온도 분포의 변화와 용융지 성장의 동적 거동이 검사되었다. 수치적 해석의 결과와 실험의 결과가 잘 일치되어 그 타당성이 입증되었고, 위의 모델 방정식과 수치적 해석에서 사용된 매개 변수들은 실제 용접 공정의 동특성을 잘 대변해 준다. 본 논문에서는 앞의 수치적 해석에서 사용된 모델 매개 변수들을 사용하여 제어 시뮬레이션을 수행하였다.

#### 4.2 신경회로 예측기의 학습

신경회로 예측기를 학습시키기 위해 다양한 용접 조건에서 수행된 시뮬레이션을 통하여 온도 변화와 용융지의 크기 데이터가 얻어졌다. 시뮬레이션에서는 두께 4 mm의 연강판의 특성을 대상으로 하였다. 이때 용접 열입력은 1000 W에서 8000 W까지 변화되었고, 용접 속도는 4와 6 mm/sec가 사용되었으며, 총 1035 데이터 쌍이 구해졌다. 신경회로 예측기의 입력으로<sup>13)</sup> 3.1절에서와 같이 5점의 표면 온도, 중심점의 표면 온도와 나머지 측정점과의 온도 차, 그리고 이들 3개 항의 온도 이력 (time history)이 사용되었다. 또한 예측기의 입력으로 용접 열입력, 단위 길이당 열입력 및 용접 속도가 추가로 사용되었다.(Fig.4) 따라서, 신경회로의 구조로 입력 노드가 30개, 출력 노드가 1개 사용되었으며, 3개의 중간층에 각 층의 노드수 40개가 사용되었다. 이 구조는, 몇 가지 구조에 대해서 표면 온도 분포의 변화와 용융지 크기와 상관계에 대한 학습성을 테스트한 후 선정되었다. 예측기 학습을 위해서 학습 이득과 모멘텀 이득은 각각 0.7과 0.3이 사용되었고, 여러 가지 이득에 대해서 예측 오차의 수렴성과 상관 관계의 학습성을 시험하여 선정되었다. 반복 학습 횟수는 3000회로 하였다.

#### 4.3 제어 시뮬레이션

신경회로를 이용하여 용융지의 크기 변화를 예측하고 제어하는, 제안된 제어기의 성능을 평가하기 위하여 다양한 시뮬레이션을 수행하였다. 여기에서 기준 용융지의 크기는 7 mm로 하였는데, 이는 용접

물의 두께가 4 mm이므로 완전 용입 용접의 경우이며 이면 비드 폭이 6 mm인 경우이다. 제안된 제어기의 성능 평가를 위해 개회로 제어, 용접물 표면상의 임의의 고정점 온도가 일정하게 유지되도록 하는 PID 제어 방법(Fig.5), 신경회로 예측기를 이용한 용융지 크기의 PID 제어(Fig.6), 그리고 여기에 전향 제어기를 추가한 제어 방법(Fig.7)에 대해 시뮬레이션을 수행하였다.

신경회로를 이용한 제어 방법(Fig.6, 7)에서, 신경회로 예측기의 예측 성능은 전체 제어계의 응답 특성에 영향을 준다. Fig.7에서의 전향 제어기는 용접 열입력과 그에 의해 형성되는 용융지 크기 사이의 비선형적 특성에 대한 용접 열입력의 보상값을 결정한다. 전향 제어기를 사용하면 궤환 제어기의 부담이 줄어 전체 제어계의 성능이 개선된다. 신경회로를 이용한 제어 방법에서 전반적인 제어 특성은 전향 제어기보다는 용융지 크기 예측기의 예측 정확도에 더 좌우된다. 따라서, 본 논문에서 신경회로는 용융지 크기 예측기에만 구현하였으며 주로 신경회로를 이용한 용융지 크기 예측기의 성능과 이를 이용한 제어에서의 외란 보상 능력에 대해 연구하였다. 여기에서 전향 제어기의 제어 입력으로는, 원하는 용융지 크기에 대응하는 개회로 제어기의 제어 입력값과 같은 값을 일정하게 가해 주었다.

용접 공정의 비선형 특성은 용접 시편의 두께와 용접 속도의 변화 등에 기인하지만 용접 속도의 변화에 더 많이 좌우되므로<sup>6)</sup>, 본 연구에서는 용접 속도의 변화를 공정의 외란으로 하여 제어 시뮬레이션을 수행하였다. 제어 시뮬레이션에 있어서 먼저 기준 용접 속도를 정하고, 공정 외란에 대한 영향을 고려하기 위하여 용접하는 도중에 용접 속도를 변화시켜 제어기의 성능을 평가하였다.

#### 4.4 결과 및 고찰

Fig.8에는 개회로 제어기에 대한 제어 결과가 나타나 있다. 용접 속도 4 mm/sec일 때 용융지 크기 7 mm에 대한 용접 열입력이 4355 W이므로, 이를 Fig.8(a)와 같이 전체 용접 구간 160 mm에서 일정하게 가해 주었다. 전체 용접 구간의 중간 (용접 거리 80 mm)에서 용접 속도를 6 mm/sec로 변화시켰다. 따라서, 단위 길이당 용접 열입력의 감소로 용융지의 크기가 기준 용융지 크기보다 훨씬 적게 형성되었다.(Fig.8(b)) 용융지 크기는 용접 속도 4 mm/sec구간에서 용접 거리



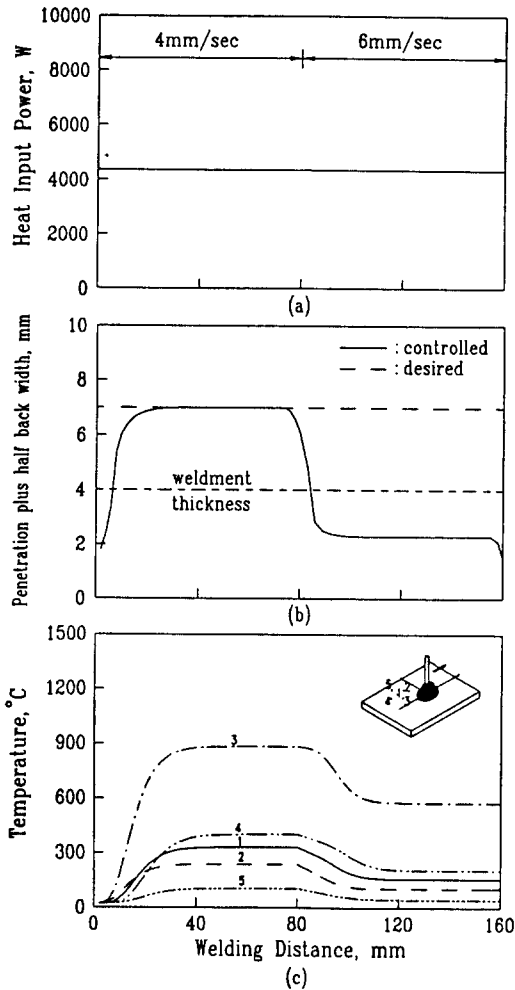


Fig. 8 Results of the open-loop control. (heat input power : 4355W)

20 mm 후에 준정상 상태에 도달하였다. Fig.8(c)는 5점 온도의 변화 추이를 보여 준다. 온도 변화는 용융지 크기와 달리 용접 거리 40 mm 후에 준정상 상태에 도달하였다. 용접 속도가 커질때 측정점들의 표면 온도가 낮아짐을 보여 준다. 그러므로, 용접 속도가 변화하더라도 일정한 용융지 크기를 얻기 위해서는 용융지 크기의 변화를 감지하여 용접 열입력을 보상해주는 폐환 제어가 필요하다. Fig.9에는 용접 속도가 6에서 4 mm/sec로 변화할 때의 개회로 제어기에 대한 제어 결과가 나타나 있다. 이 경우에는 용접 속도 6 mm/sec에서 용접 열입력을 일정하게 가해 주었을 때,

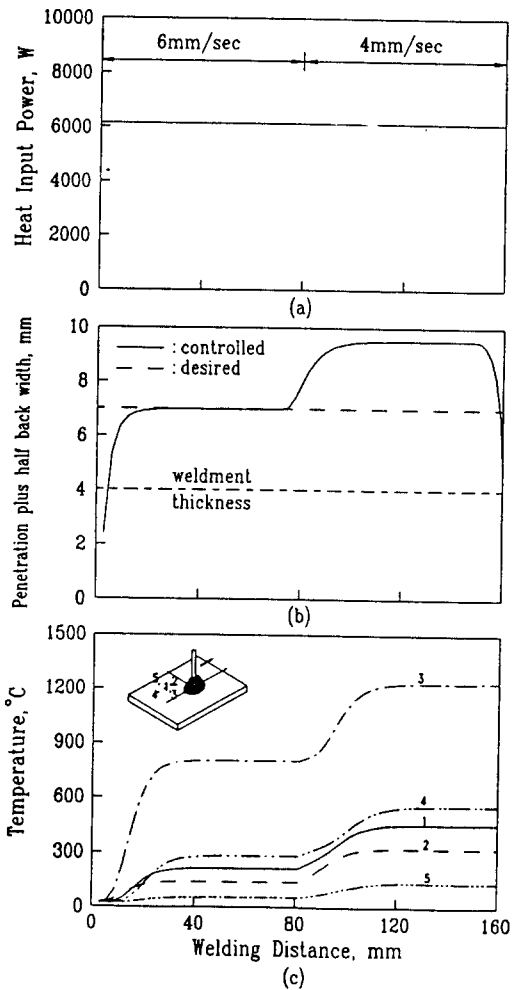
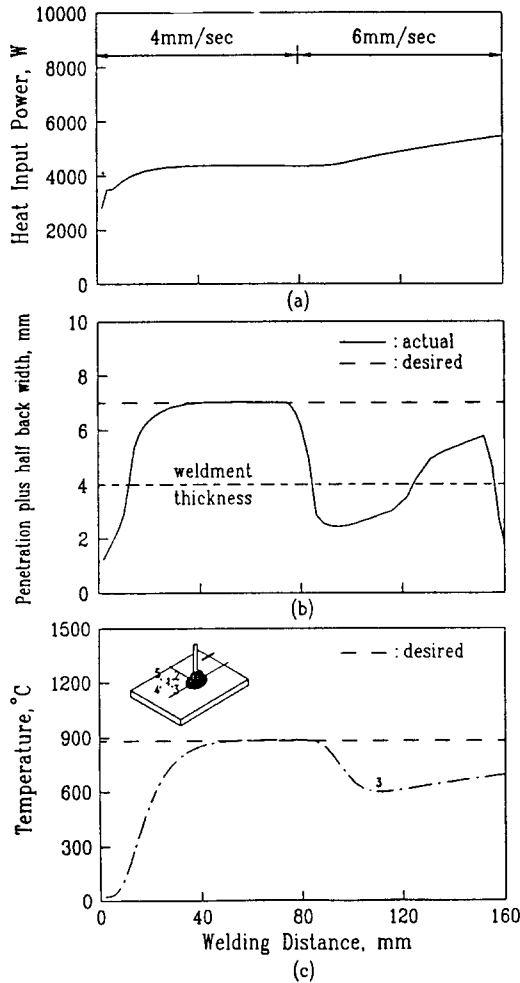


Fig. 9 Results of the open-loop control. (heat input power : 6141W)

준정상 상태에서 7 mm 크기의 용융지가 생성되도록 하는 용접 열입력 6141 W를 일정하게 가해 주었다. 용접 속도가 감소함에 따라 단위 길이당 용접 열입력이 과도하게 가해져서 용접 속도 4 mm/sec 구간에서는 표면 온도가 높아지고 용융지 크기가 매우 커졌음을 보여 준다.

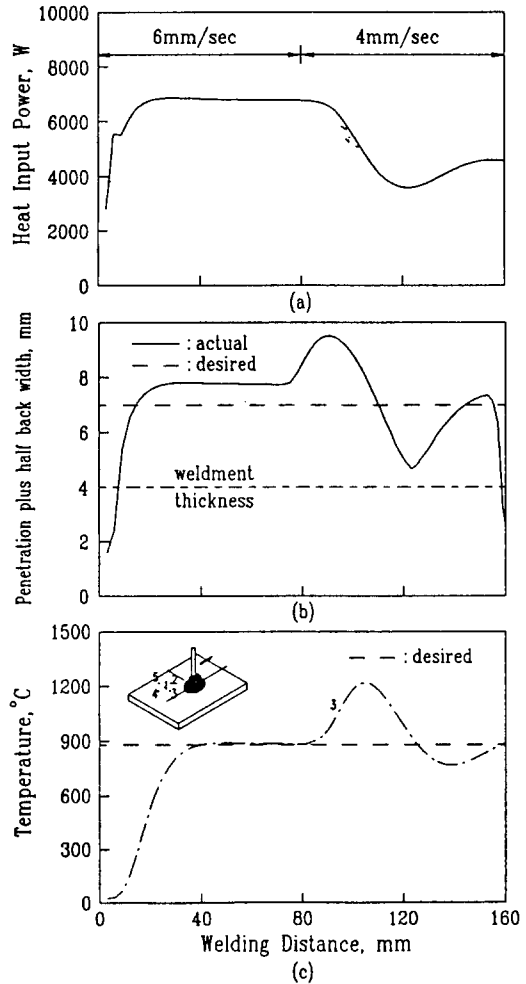
Fig.10에는 세번째의 표면 온도 측정점을 제어되는 변수로 하여 용융지 크기를 제어하는 방법(Fig.5)의 제어 결과가 나타나 있다. 용접 속도 4 mm/sec에서 원하는 용융지의 크기 7 mm에 대한 세번째 측정점의 기준 온도가 882°C이므로 이를 일정하게 유지시키도록



**Fig. 10** Results of PID control of a surface temperature. (reference temperature : 882°C, PID gain :  $k_p=0.4$  ;  $k_i=0.4$  ;  $k_d=0.1$ )

제어하였다. 이때 PID 제어기의 이득값은 각각 0.4, 0.4, 0.1로 하였는데, 이는 용접 속도 4 mm/sec에 대해 설계된 값으로서 여러가지 제어 이득값에 대해 시뮬레이션을 수행하며 용융지 크기의 변화와 온도 변화의 응답 특성을 평가하여 선정하였다. 용융지 크기의 변화와 온도 변화의 과도 응답 특성은 서로 다르므로 용융지 크기 변화의 응답 특성을 기준으로 선정하였다. 예를 들어, 용접 초기에 온도 변화의 응답 특성은 좋더라도 용융지가 과도하게 성장하는 제어기의 이득값은 배제하였다. Fig.10(a)는 제어 열입력의 변화를 보여 주는데, 용접 속도가 4 mm/sec인 구간에서는

40 mm후에 준정상 상태에 도달하여 일정한 열입력이 가해짐을 볼 수 있다. 용융지 크기와 표면 온도도 용접 거리 40 mm후에 준정상 상태에 도달하였다. 용접 속도가 6 mm/sec로 변할 때 제어되는 기준점의 온도가 낮아지므로 열입력의 보상은 이루어지나, 용접 공정의 동적 특성 변화로 인해 4 mm/sec에서 설정되어 적용된 제어기 이득값이 변화된 용접 조건 (용접 속도 6 mm/sec)에서는 부적절하기 때문에 용접 열입력의 보상이 매우 천천히 이루어 졌다. 용접 열입력의 보상이 늦어져 용융지의 크기는 부분 용입의 형태로



**Fig. 11** Results of PID control of a surface temperature. (reference temperature : 882°C, PID gain :  $k_p=1.6$  ;  $k_i=1.6$  ;  $k_d=0.4$ )

바뀌었다. 따라서, 이러한 제어 방법에서는 용접 조건의 변화에 대응하는 다른 제어 이득값이 필요하다. Fig.11에는 용접 속도 6 mm/sec로 시작하여 4 mm/sec로 변할 때의 제어 결과를 보여 준다. 기준 온도는 Fig.10에서와 같이 882°C로 하였고, PID 제어기의 이득값은 각각 1.6, 1.6, 0.4로 하였는데, 이는 용접 속도 6 mm/sec에 대해 새로 설계된 값이다. 제어하고자 하는 고정점의 온도는 기준 온도에 도달하였는데 용융지의 크기는 훨씬 크게 형성되었다. 이는 용융지의 크기를 직접 제어되는 변수로 하여 제어하지 않고 용접물 표면상의 고정점의 온도를 제어 목적 변수로 하여 간접적으로 제어했기 때문이다. 즉, 용접 속도 6 mm/sec에서 원하는 용융지의 크기 7 mm에 대한 기준 온도가 802°C임을 고려한다면, 한점의 표면 온도를 제어하는 방법으로는 용접 조건의 변화에 대응하여 용융지의 크기를 제어하기 힘들다는 것을 알 수 있다. 용접 속도가 4 mm/sec로 변할 때 기준점의 온도가 매우 높아져 제한 제어기에 의해 열입력의 보상은 이루어지나 공정의 동적 특성이 변하여 용접 열입력의 보상이 제대로 이루어지지 않았다.

Fig.12에는 신경회로 예측기를 통해 용융지의 크기 변화를 예측하고, PID 제어기를 이용하여 용융지의 크기를 제어할 때(Fig.6)의 결과가 나타나 있다. 여기에서는 용융지의 크기 자체를 직접 제어되는 변수로 하여 제어하였다. PID 제어기의 이득값은 각각 200, 250, 100으로 하였는데, 이는 용접 속도 4 mm/sec에 대해 설계된 값이다. Fig.12(a)에 제어 열입력의 변화를 보여 주는데, 용접 속도가 4 mm/sec인 구간에서는 20 mm 후에 준정상 상태에 도달하여 일정한 열입력이 가해짐을 볼 수 있다. 용접 속도가 6 mm/sec로 변할 때 용융지의 크기 변화를 예측하고 용접 열입력을 보상해 줌을 보여 준다. 앞의 제어 방법에 비해 용융지의 크기 자체를 제어되는 변수로 하여 제어하였기 때문에, 원하는 용융지의 크기를 얻기 위한 용접 열입력의 보상이 제대로 이루어짐을 알 수 있다. 그러나, 이 속도에서는 과도 상태 구간이 훨씬 큰데, 이는 속도의 변동에 따른 비선형성 때문에 공정의 동적 특성이 변했기 때문이다. Fig.12(b)에는 제어 결과가 용융지 크기의 예측값과 같이 나타나 있는데, 전반적으로 용융지 크기의 예측이 잘 이루어짐을 알 수 있다. 용접 속도 변화 구간에서 예측 오차가 큰데, 이는 속도 변화시의 데이터가 학습에 사용되지 않았기 때문이다. Fig.12(c)에는 이때의 표면 온도 변화 특성이 나타나 있다.

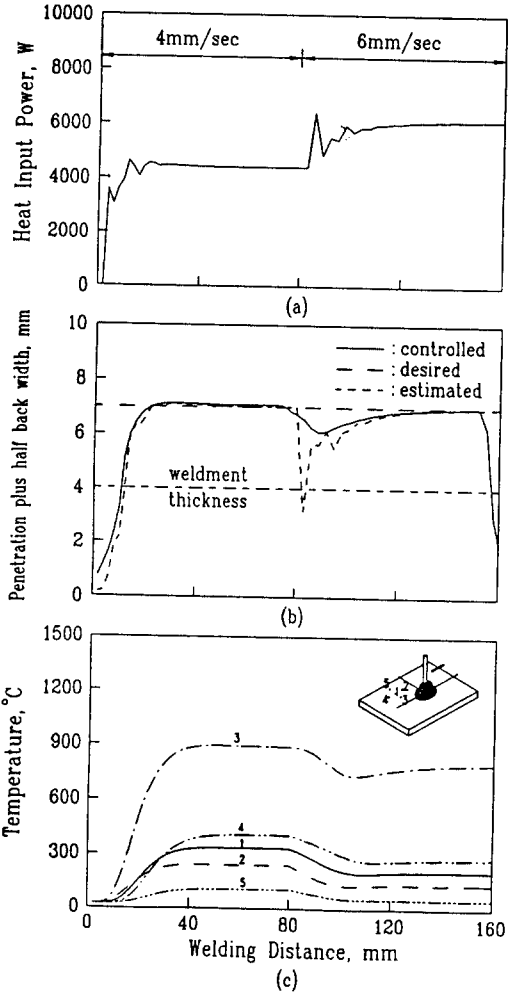
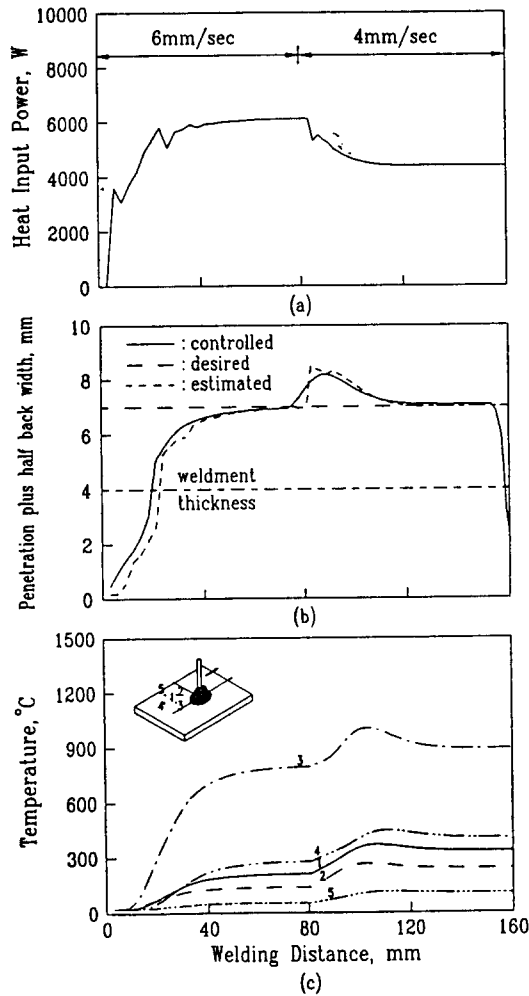


Fig. 12 Results of PID control of a weld pool size using a neural pool size estimator. (PID gain :  $k_p=200$  ;  $k_i=250$  ;  $k_d=100$ )

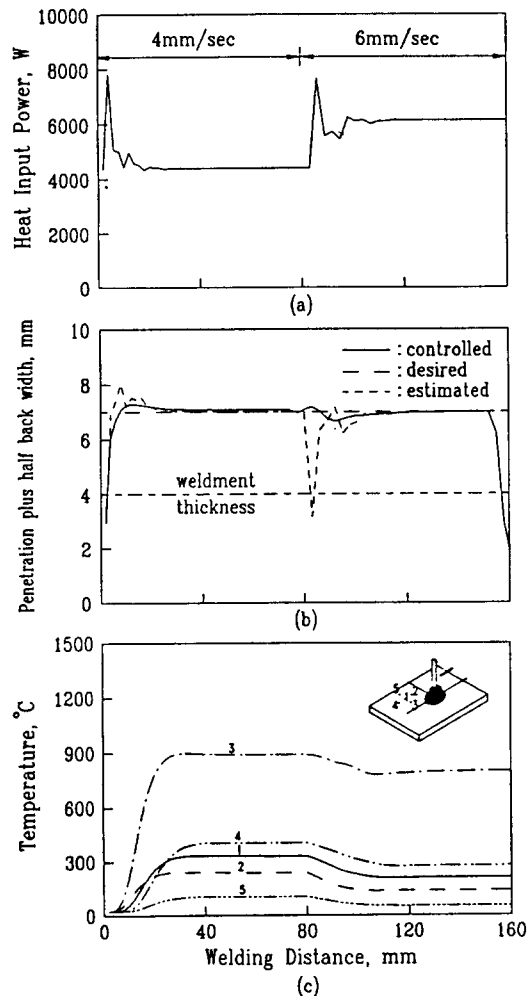
Fig.13에는 Fig.12와 같은 제어 방법으로, 용접 속도 6 mm/sec로 시작하여 용접중 4 mm/sec로 변화시킬 때의 제어 결과가 나타나 있다. PID 제어기의 이득값은 각각 200, 250, 100으로 하였는데, 이는 용접 속도 4 mm/sec에 대해 설계된 값으로서 여기에서도 같은 값을 사용하였다. 이 속도에서는 과도 응답 특성이 Fig.12에 비해 떨어지는데, 이는 속도의 변동에 따른 비선형성 때문에 공정의 동적 특성이 변했기 때문이다. 따라서, 용접 조건의 변화에 대응하는 새로운 제어 이득값이 필요하다. 그러나, Fig.10과 Fig.11의 온도 제어의 결과와 비교해 보면, 제어 성능이 많이 향상



**Fig. 13** Results of PID control of a weld pool size using a neural pool size estimator. (PID gain :  $k_p=200$  ;  $k_i=250$  ;  $k_d=100$ )

되었으며 용접 속도의 변화에 따른 동적 특성의 변화에 덜 민감하게 영향 받음을 보여 준다. 또한 용융지의 크기 자체를 제어되는 목적 변수로 하여 제어하였기 때문에 원하는 용융지 크기를 형성시키도록 하는 보상 열입력이 제대로 가해짐을 알 수 있다. 용접 속도가 4 mm/sec로 변할 때는 용융지의 크기 변화를 예측하고 용접 열입력을 보상에 줌을 보여 준다. Fig.13 (c)를 보면 용접 속도가 4 mm/sec로 변화함에 따라 용접 열입력이 보상되면서 세번째 측정점의 온도가 용접 속도 6 mm/sec에서와 다른 값으로 수렴함을 볼

수 있다. 이는 같은 용융지의 크기에 대해서도 용접 속도에 따라 표면 온도가 달라짐을 보여 준다. Fig.14 에는 앞의 제어기에 전향 제어기를 추가하여 제어할 때(Fig.7)의 결과가 나타나 있다. PID 제어기의 이득 값은 각각 500, 500, 50으로 하였는데, 이는 용접 속도 4 mm/sec에 대해 설계된 값이다. Fig.14(a)에는 제어 열입력의 변화가 나타나 있다. Fig.14(b)에는 제어 결과가 나타나 있는데, 용접 속도 4 mm/sec에 대해 과도 상태에서의 응답 특성이 많이 향상되었다. 또한, 용접



**Fig. 14** Results of PID control of a weld pool size using a neural pool size estimator and a feed-forward controller. (PID gain :  $k_p=500$  ;  $k_i=500$  ;  $k_d=50$ )

속도 변화시에 용융지 크기의 변화에 따른 용접 열 입력의 보상이 제대로 이루어 졌으며, Fig.12(b)와 비교하면 이 제어 방법에서는 속도 변화에 관계없이 과도 응답 구간이 짧게 나타났다. 이것은 전향 제어기의 채택으로, 용접 속도의 변화로 인해 나타나는 공정의 비선형 특성의 영향이 많이 줄었기 때문이다. 또한 설계된 제어기의 성능은 용접 속도의 변화에 덜 민감하게 영향 받음을 알 수 있다. Fig.14(c)에는 이때의 표면 온도 변화 특성이 나타나 있다. 용접 속도 변화시에도 기존 용융지 크기를 유지하기 위해 제어

열 입력의 보상이 이루어져서, 표면 온도 분포는 다른 온도값으로 수렴함을 볼 수 있다. Fig.15에는 용접 속도가 6 mm/sec로 시작하여 용접중 4 mm/sec로 변화할 때의 제어 결과가 나타나 있는데, Fig.14의 제어 결과와 마찬가지로 좋은 성능을 보여 주었다.

### 5. 결 론

GMA 용접 공정에서 신경회로를 이용하여 용융지의 크기 변화를 예측하고 제어하는 방법을 제안하였다. 공정 감시 변수로 용접물 표면상의 5점의 온도들이 사용되었다. 이들과 용융지 크기와의 복잡한 상관 관계에 대해 신경회로를 이용하여 구현하였다. 시뮬레이션을 통하여 개회로 제어기, 용접물 표면상의 토치에 대한 고정점의 온도를 일정하게 유지시키는 PID 제어기, 신경회로 예측기를 이용한 용융지 크기의 PID 제어기, 그리고 여기에 전향제어기를 더한 제어기에 대해 성능을 평가하였다. 용접 공정의 비선형성은 주로 용접 속도에 기인하므로 이를 공정의 외란으로 하여 제어기의 성능을 평가하였다. PID 제어기를 사용함으로써 외란에 의한 영향을 보상하였고, 전향 제어기를 추가함으로써 공정의 비선형성을 보상하였다. 위와 같은 방법으로 하여 용융지를 정확하게 예측하였고, 제안된 제어기는 외란에 대해 잘 적응함을 보였다. 이와 같이, 수학적으로 모델링하기 어려운 다른 복잡한 공정에도, 이러한 예측 제어 기법이 잘 적용될 수 있을 것이다.

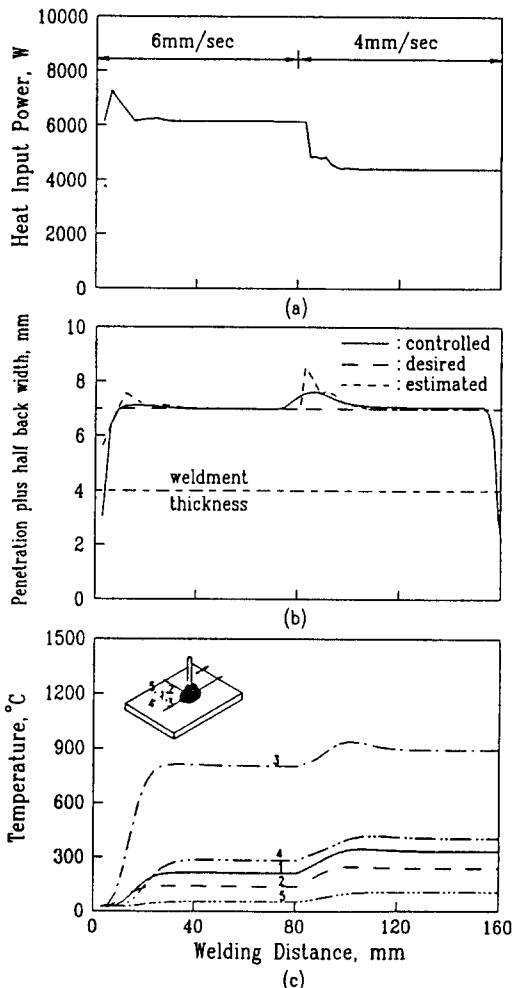


Fig. 15 Results of PID control of a weld pool size using a neural pool size estimator and a feed-forward controller. (PID gain :  $k_p=500$  ;  $k_i=500$  ;  $k_d=50$ )

### 참 고 문 헌

- 1) R. D. Richardson and R. W. Richardson : The measurement of two-dimensional arc weld pool geometry by image analysis, Measurement and Control for Batch Manufacturing, ASME WAM, (1982), pp.65~75
- 2) J. M. Katz and D. E. Hardt : Ultrasonic measurement of weld penetration, Control of Manufacturing Processes and Robotic Systems, ASME WAM, Nov. (1983), pp.79~95
- 3) M. Zacksenhouse and D. E. Hardt : Weld pool impedance identification for size measurement and

- control, *Trans. of ASME, J. of Dyn. Syst. Meas. and Contr.*, Vol.105, Sept. (1983), pp.179~184
- 4) H. Nomura : Back bead width control in one side SAW using flux copper backing, *J. of Japan Welding Society*, Vol.3, No.3, (1985), pp.471~477
  - 5) A. Onuma et al. : Relation between surface temperature and reverse side bead width in girth TIG welding for stainless steel tube, *J. of Japan Welding Society*, Vol.4, No.2, (1986), pp.331~335
  - 6) K. S. Boo : A study on analysis and control of gas metal arc welding process, Ph.D. Dissertation, Dept. of Production Engineering, KAIST, (1991)
  - 7) K. S. Boo and H. S. Cho : On the determination of a temperature sensor location for monitoring weld pool sizes in GMAW, Submitted to *Welding J.*, (1992)
  - 8) K. S. Boo and H. S. Cho : Transient temperature distribution in arc welding of finite thickness plates, *J. of Engineering Manufacture, Proc. of Inst. Mech. Eng.*, Vol.204, (1990), pp.175~183
  - 9) K. S. Boo and H. S. Cho : A fuzzy linguistic control approach to the control of weld pool size in gas metal arc welding processes, *Welding and Joining Processes, ASME WAM*, (1991), pp.73~83
  - 10) K. Andersen and G. E. Cook et al. : Artificial neural networks applied to arc welding process modeling and control, *IEEE Trans. on Industry Applications*, Vol.26, No.5, (1990), pp.824~830
  - 11) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams : Learning internal representations by error propagation, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, MIT Press, Vol.1, (1986), pp.318~362
  - 12) T. G. Lim and H. S. Cho : Estimation of weld pool sizes in GMA welding process using neural networks, *J. of Systems and Control Engineering, Proc. of Inst. Mech. Eng.*, Vol.207, (1993), pp.15~26
  - 13) T. G. Lim : A study on the estimation and control of weld pool sizes in GMA welding processes using multilayer perceptrons, Ph.D. Dissertation, Dept. of Precision Engineering and Mechatronics, KAIST, (1993)