

研究論文

용접선 자동추적시 용접전류 신호처리 기법에 관한 연구

문형순* · 나석주**

A Study on Signal Processing Method for Welding Current in Automatic Weld Seam Tracking System

H. S. Moon* and S. J. Na**

Key words : Signal Processing (신호처리), Robot Welding (용접 로봇), Neural Network (신경회로망), Horizontal Fillet Welding (수평 필릿 용접), Automatic Seam Tracking (용접선 자동추적)

Abstract

The horizontal fillet welding is prevalently used in heavy and ship building industries to fabricate the large scale structures. A deep understanding of the horizontal fillet welding process is restricted, because the phenomena occurring in welding are very complex and highly non-linear characteristics. To achieve the satisfactory weld bead geometry in robot welding system, the seam tracking algorithm should be reliable.

The number of seam tracker was developed for arc welding automation by now. Among these seam tracker, the arc sensor is prevalently used in industrial robot welding system because of its low cost and flexibility. However, the accuracy of arc sensor would be decreased due to the electrical noise and metal transfer.

In this study, the signal processing algorithm based on the neural network was implemented to enhance the reliability of measured welding current signals. Moreover, the seam tracking algorithm in conjunction with the signal processing algorithm was implemented to trace the center of weld line. It was revealed that the neural network could be effectively used to predict the welding current signal at the end of weaving.

※ 1997년 12월 29일 접수

* 정회원, 현대중공업(주) 산업기술연구소

** 정회원, 한국과학기술원

1. 서 론

대형구조물의 용접이나 소품종 대량생산에서 요구되는 용접자동화의 기능이 점차 증가됨에 따라 열악한 환경하의 수용접은 한계에 이르게 되었다. 유해가스, 용접광, 소음 등에 의해 작업자들이 점점 이러한 일을 기피하고, 또한 수용접시 나타나는 재현성 및 생산성 향상의 한계점으로 인해 로봇 용접용 센서의 필요성이 대두되게 되었다. 초기 1세대 용접로봇은 변화한 환경 혹은 변화하고 있는 상태에 대한 적응성이 없었으므로 학습 프로그램만을 단순히 반복하는 방식이었다. 이러한 이유 때문에 어떤 범위의 허용오차내에서 이를 보상해 줄 수가 없었고 로봇 용접에서 용접작업의 제한성은 효율을 크게 저하시키는 요인으로 작용하게 되었다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위하여 여러 가지 센서들의 개발이 필수적으로 요구되었으며, 이러한 필요성에 따라 접촉식센서(tactile sensor), 아크센서(arc sensor) 그리고 시각센서(vision sensor) 등이 개발되었다.

접촉식 센서는 로봇이 움직여야할 용접부를 기계적인 접촉을 이용하여 안내하는 탐침, 안내로울러를 이용한 것이며, 접근방식이 비교적 간단하므로 가격이 싼 장점이 있다. 하지만 물리적인 접촉이 필요하며 얇은 모재나 정확하게 형상을 정의하기 어려운 용접부의 경우에는 한계성이 있다.

시각센서의 경우 레이저 빔을 직접 용접부에 조사해 반사된 빛을 영상센서에서 받아서 이 광데이터를 수학적인 처리를 이용하여 용접부에 대한 정보를 얻게된다¹⁻³⁾. 이는 용접조건에 변화에 따른 다양한 적응성이 있으나, 아크광이나 주변의 용접 조건들에 의해 화상처리가 방해받을 수 있다는 단점이 있다.

아크센서의 경우 측정된 전류와 텡-모재간의 거리사이의 관계를 통해 용접선을 자동 추적하는 알고리즘을 주로 이용한다⁴⁻⁷⁾. 소모성 전극을 이용하는 GMAW의 경우 텡-모재간 거리가 길어짐에 따라 용접전류가 낮아지고, 텡-모재간 거리가 짧아짐에 따라 용접전류가 커지게 된다. 하지만 전극봉과 모재사이의 거리에 따른 전류값 측정시 급속이행모드에 의해 전류값들의 변화가 심하고, 또한 전기적인 노이즈에 의해 이 값들의 신뢰도가 떨

어질 수 있다. 이러한 현상들은 아크센서의 정밀도를 저하시키는 요인으로 작용할 수 있다.

지금까지 개발된 아크센서 알고리즘은 그루브(groove) 양 끝단에서 전류값을 평균하여 끝단의 전류값을 결정하는 방법과 커버핏팅(curve fitting)을 이용한 방법 등이 있다. 양 끝단에서 이동평균을 이용해 전류값을 결정하는 방법은 신뢰도가 낮을 뿐 아니라 노이즈 영향을 받는다면, 아크센서로서의 작용을 상실할 수 있다. 커버핏팅에 의한 방법은 끝단 전류값을 결정하는데 있어 신뢰성은 높지만 노이즈 개재시 이를 추종하려는 경향이 있으므로 문제가 될 수 있다⁸⁻¹⁰⁾.

본 연구에서는 측정된 전류신호를 커버핏팅할 경우 노이즈에 대한 문제를 해결할 수 있는 알고리즘을 제시하였으며, 이를 이용하여 용접 그루브 끝단에서의 전류값을 예측하고자 한다. 또한 용접 전류값, 텡-모재간 사이의 관계 및 계속된 용접전류값을 통해 로봇의 보정정보를 형성시켜 용접 그루브를 추적하는 시스템을 구현하였다.

2. 용접선 자동추적

2.1 추적 알고리즘

용접 로봇을 이용하여 용접선을 자동 추적할 경우 위빙중의 토치 중심선과 용접선 중심선과의 편차량을 계산해야만 한다. 또한 이 편차량과 로봇의 교정치와의 관계를 정립하여 위빙중 적절한 교정치를 로봇에 교시해야만 한다. 일반적으로 정전압 용접기는 텡-모재간 거리가 길어지면 전류값이 낮아지고, 거리가 짧아지면 전류값이 증가하는 특성을 가지고 있다. 이러한 관계와 모재의 기하학적 특성을 고려하면 적절한 교정치를 산출할 수 있다. 본 연구에서 사용된 용접로봇은 IRB2000을 사용하였으며 용접전류의 신뢰성을 확보하기 위하여 절점주파수(cutoff frequency)를 12Hz로 사용하였다.

텡-모재간 거리 변화에 따른 기하학적 관계를 Fig. 1에 나타내었으며, 토치가 용접중심선에서 벗어난 양과 로봇 교정치와의 관계를 Fig. 2에 나타내었다. 이를 다음과 같이 표현할 수 있다¹⁰⁾.

$$T_{cd} = M \cdot D + 5 \tag{1}$$

여기서 T는 로봇의 교정치이며 M은 로봇의 교

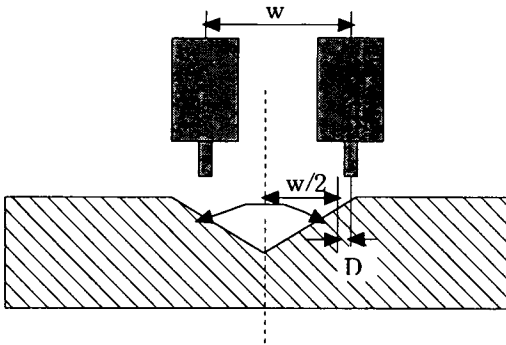


Fig. 1 Schematic diagram for weav. center and deviated distance from weld joint.

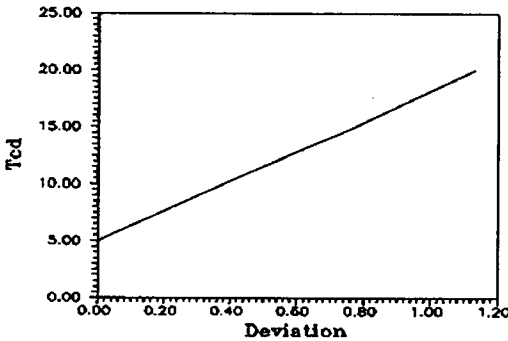


Fig. 2 Relationship between robot correction data and deviated distance from the weld joint.

정치와 실제 움직이는 거리사이의 기울기이다.

팁-모재간 거리와 전류값사이의 관계 및 로봇의 교정치와 이를 통해 실제 움직이는 거리와의 관계는 다음과 같다¹⁰⁾.

$$T_{cd} = M \cdot \tan(\theta/2) \cdot \Delta I/G + 5 \quad (2)$$

ΔI 는 이전의 위빙 끝단에서의 전류값과 현재 위빙 끝단에서 계산된 전류값 사이의 차이, G 는 팁-모재간 거리와 전류값 사이의 비례 계인이다.

2.2 신호처리

그루브 내를 용접할 때 팁-모재간 거리가 변화함에 따라 용접전류값 역시 팁-모재간 거리에 반비례하여 변한다. 특히 V그루브 및 수평필릿용접을 행할 경우, 위빙중 측정된 용접전류 신호는 V

형상을 나타낼 것으로 예상되지만, 그루브 내에 채워진 용융금속의 작용으로 U자 모양의 2차 곡선의 형태로 나타나게 된다. 따라서 실제 용접시 그루브의 형태를 U자 형으로 가정할 수 있으며, 위빙중에 측정된 전류값을 U자형의 특성을 갖는 곡선형태의 2차식으로 표현할 수 있다^{8~10)}.

$$I = k_0 + k_1 \cdot t + k_2 \cdot t^2 \quad (3)$$

여기서, I : 전류[A]

t : 시간[sec]

k_0, k_1, k_2 : 상수

본 연구에서는 측정된 전류를 하드웨어적으로 저역통과 필터(low pass filter)를 거친 후 디지털 값으로 변환하였으며, 변환된 전류신호를 이동평균(moving average) 알고리즘을 이용하여 디지털 필터링 효과를 주었다. 이렇게 처리된 전류신호는 직접적으로 토치 아래의 그루브 형상에 따라 그 형태가 결정되어야 하나, 실제로는 전류의 노이즈 성분, 아크 불안정 및 금속이행등 공정의 특성에 따라 그 형태가 조금씩 왜곡될 수 있다. 이러한 전류패턴을 이용하여 위빙 끝단의 전류를 예측하는 경우 끝단의 전류값이 왜곡되며, 실제 용접선 추적시 로봇의 교정데이터가 정확히 결정되지 않음으로 인해 적절한 추적결과를 얻을 수 없다.

3. 신경회로망을 이용한 신호처리

3.1 신경회로망의 이론적 배경

신경회로망은 최근에 자연과학 분야, 의학 분야, 기술 분야 등의 다양한 분야에서 아주 밀도 있게 연구되고 있는 분야이다. 신경회로망은 그 기초를 아주 간단한 형태로, 인간의 뇌에서 신호처리를 하는 학습 행위에 대해 연구되어온 신경학(neurobiology)에 그 기초를 두고 있다. 신경망의 독특한 특성은 학습을 할 수 있고, 이를 통해 추상적인 추론에 관한 능력과 신호형태를 인식하는데 있어 오류에 민감한 특성이 있다. 이와 같은 이유로 신경회로망은 화상과 신호처리에 기초를 둔 패턴인식 등에 점점 많이 사용되고 있다. 신경회로망의 구성은 입, 출력층과 은닉층(hidden layer)으로 크게 구성되어 있으며, 정보의 흐름은 오직 한 방향으로만 이루어진다.

이는 각 계산단위가 그 결과를 다음 층에만 보낸다는 의미인데, 하나의 중앙처리장치를 가진 컴퓨터 시스템과 비교해 보면, 이 구조는 많은 수의 계산단위가 동시에 작용함으로써 고 수준의 병렬처리 과정을 나타내는 것이다.

신경회로망의 특성으로는, 우선 기본 처리단위가 간단하다는 특성을 들 수 있다. 즉 아주 간단한 기능을 가진 프로세서들이 모여서 고도로 복잡한 문제를 해결할 수 있다. 분산표현으로써 데이터는 전체망 구조에 연결되어 있는 각 연결강도의 값들에 의해 기억된다. 또한 몇 개의 처리단위가 망가져도 전체망의 정확도는 크게 떨어지지 않는다. 신경망은 새로운 패턴을 학습하기 위해 스스로 연결강도를 조정할 수 있고, 프로그래밍이 어려우나 구조와 메커니즘이 익숙한 경우에 적합하다¹¹⁻¹³⁾.

3.2 용접전류값 예측을 위한 신경회로망 구성

신경회로망은 입, 출력 그리고 은닉층으로 구성 되어있으며, 원하는 출력결과와 학습에 의해 나타나는 실제 출력사이의 오차를 최소화하면서 각 연결강도들을 최적화 시키는 과정이 학습의 원리이다. 에너지 함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$J = (1/2) \sum_p \sum_k (d_k - a_k)^2 \quad (4)$$

여기서, d_k : 위빙 끝단에서의 용접전류
(2차 최소자승법에 의해 나타난 결과)
 a_k : 신경회로망을 통해 결정되는 위빙 끝단에서의 용접전류

은닉층, 출력층 그리고 각 층들의 가중치는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$h_j = S(\sum_i w_{ij} s_i) \quad (5)$$

$$a_k = S(\sum_k w_{jk} h_j) \quad (6)$$

$$S(x) = 1.0 / (1.0 + \exp(-x - \theta)) \quad (7)$$

여기서, p : 각 위빙당 측정된 용접전류를 하나의 패턴으로 했을 때 실제 사용된 전체 패턴의 개수

S_i : 각 패턴에 따른 입력
 h_j : j 번째 은닉층에서의 출력
 w_{ij}, w_{jk} : 연결강도
 θ : 내부 오프셋치 (internal offset value)
 $S(x)$: 시그모이드 함수 (Sigmoid function)

신경회로망을 용접공정의 신호처리에 이용하려는 이유는 다음과 같다. 측정된 용접신호는 금속 이행이나 주변 용접조건에 의해 변화가 심하며, 실제 신호처리시 오류신호를 실제 신호로 인식할 수 있으므로 이러한 단점을 개선하기 위한 방법으로 채택되었다. 입출력 값은 시그모이드 함수의 특성에 의해 값들이 0 혹은 1로 수렴하는 것이 어려우므로, 0.1 - 0.9 사이의 값으로 표준화(normalizing) 하였다.

이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\text{normalized value} = 0.8 * (value - value_{min}) / (value_{max} - value_{min}) + 0.1 \quad (8)$$

여기서 $value_{max}$ 은 측정된 전류의 최대치 혹은 그 이상의 값을 의미하며, $value_{min}$ 은 측정된 전류의 최소치 혹은 그 이하의 값을 의미한다. 또한 $value$ 는 토치(torch)가 그루브를 위빙할 때 측정되는 실제 전류치를 의미한다.

원하는 출력값에 대한 데이터는 위에서 구한 표준화 값을 기초로 하여 2차 최소자승법에 의해 결정된 위빙 끝단의 전류값을 이용하였다.

위빙시 측정된 전류값들이 어느 정도 신뢰성을 가지기 위해서는 위빙당 샘플링 갯수를 어느선 이상까지 선정하는 것이 바람직하며 신호처리 및 제어신호에 걸리는 시간이 너무 크지 않아야 하므로 샘플링 갯수를 어느선 이상을 넘어서도 안된다. 이러한 구속조건에 따라 신경회로망을 이용한 신호처리시 각 위빙당 샘플링 갯수를 30개로 국한시켰다. 신호처리시 각각의 패턴이 어떤 값을 가지는가에 따라서 학습의 최적성이 결정될 수 있으므로 본 연구에서는 토치의 위빙 중심선이 용접선과 일치하는 경우, 용접중심선에서 왼쪽 및 오른쪽으로 약간의 편차를 가지는 3가지 경우에 가장 빈번하게 나타나는 용접전류패턴을 학습패턴으로 사용하였다. 이를 Fig.3에 나타내었으며 이를 구현하기 위한 신경회로망 구조를 Fig.4에 나타내었다.

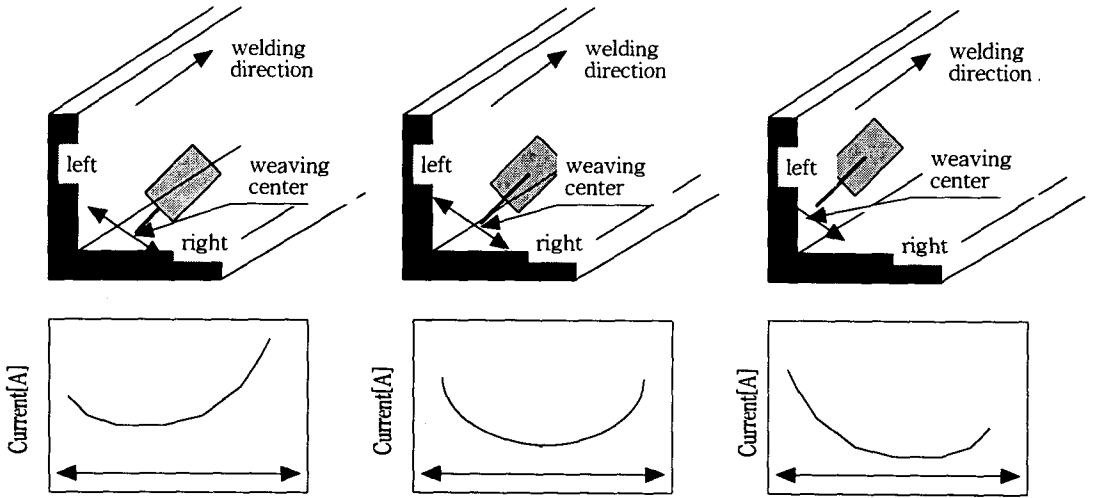


Fig. 3 Representative three patterns for welding current measured during weaving

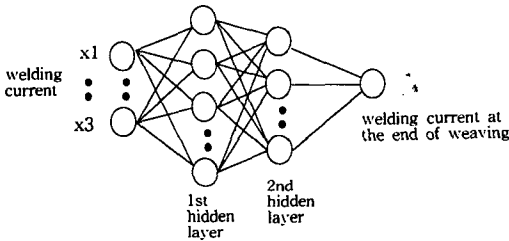


Fig. 4 Schematic diagram of neural network to predict welding current at the end of weaving

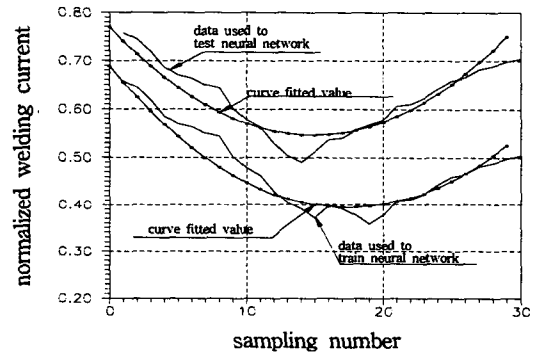


Fig. 5 Comparison between result neural network and curve fitting method

4. 결과 및 고찰

신호처리에 있어 2차 최소자승법의 특성을 유지 하면서 노이즈 민감도가 작은 특성을 갖는 신경회로망을 구성하기 위해서 입, 출력 개수, 은닉층 개수 그리고 은닉층의 처리단위를 다양하게 변화해가면서 그 신뢰도를 검사하였다. 본 연구에서 사용된 신경망 구조는 입력개수가 30개, 은닉층의 개수 2개, 은닉층의 처리단위를 15, 20, 25로 선정하여 각각의 경우에 대하여 그 신뢰도를 검증하였다. 이 중에서 가장 신뢰도가 높은 구조는 은닉층의 처리단위가 20개인 구조였다. Fig. 5 및 Table. 1에 실제 학습에 사용된 전류값 및 이를 2차 최소자승법으로 연산한 위빙 끝단에서의 전류값 그리고 신경회로망

Table 1. Result of fig.5 for predicting welding current at the end of weaving

Item	Value	Normalized welding current at the end of weaving
Curve fitted value for data used to train neural network		0.52
Result of neural network for data used to train neural network		0.52
Curve fitted value for data used to test neural network		0.75
Result of neural network for data used to test neural network		0.75

을 이용한 위빙 끝단의 예측 전류값을 나타내었다. 위빙 끝단 근처에서 측정된 용접전류가 실제로 2차 최소자승법 및 신경회로망에 의해 결정되는 용접 전류값에 어떤 영향을 미치는지 알아보기 위하여 Fig. 6과 같은 용접전류 패턴을 형성시켰으며 이 결과를 Table 2에 나타내었다. 변형된 용접전류 패턴에도 학습된 신경회로망과 2차 최소자승법에 의한 결과는 유사함을 알 수 있었다.

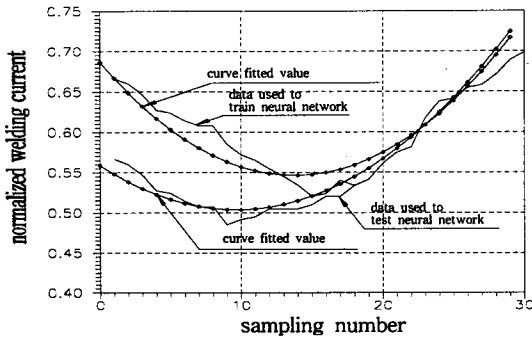


Fig. 6 Result of neural network for two types of welding current

Table 2. Result of fig.6 for predicting welding current at the end of weaving

Item	Value	Normalized welding current at the end of weaving
Curve fitted value for data used to train neural network		0.72
Result of neural network for data used to train neural network		0.72
Curve fitted value for data used to test neural network		0.71
Result of neural network for data used to test neural network		0.72

전기적 노이즈 및 불안정한 금속이행 모드에 의해 신호가 왜곡된 경우 2차 최소자승법과 신경회로망의 결과를 비교하기 위하여 Fig. 7과 Table. 3 및 Fig. 8과 Table. 4와 같은 전류패턴을 형성시켜 시험해 보았다. Fig. 7의 경우는 왜곡된 신호가 위빙 끝단에 형성된 경우이며, Fig. 8은 왜곡된 신호가 위빙중 전반적으로 형성된 경우를 나타낸다. 위의 2가지 경우 2차 최소자승법은 이 왜곡된 신호를 추종하는 결과를 나타내었으나, 신경회로망의

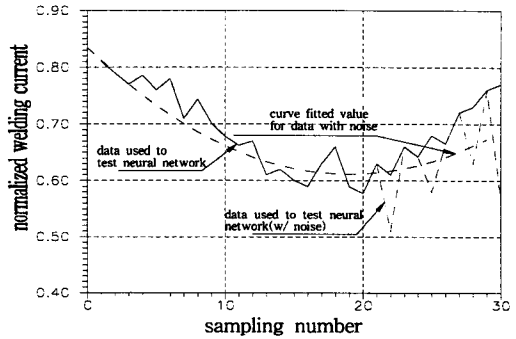


Fig. 7 Comparison between result of neural network and curve fitting method (noise at right)

Table 3. Result of fig.7 for predicting welding current at the end of weaving

Item	Value	Normalized welding current at the end of weaving
Curve fitted value for data used to test neural network(w/o noise)		0.76
Result of neural network for data used to train neural network(w/o noise)		0.75
Curve fitted value for data used to test neural network(w/ noise)		0.66
Result of neural network for data used to test neural network(w/ noise)		0.74

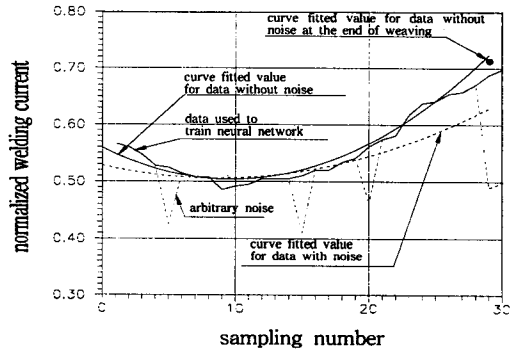


Fig. 8 Comparison between result of neural network and curve fitting method (noise at right)

경우 몇 개의 처리단위가 망가져도 전체 시스템에는 영향을 크게 미치지 않는 특성으로 인해 왜곡된 신호가 없는 경우의 2차 최소자승법에 의한 용접 전류값과 거의 일치함을 알 수 있었다.

로봇용 아크센서 개발을 위한 알고리즘은 다음과 같다. 용접선 추적을 위한 알고리즘은 용접을 시작하기 전에 추적준비(track ready) 신호포트

Table 4. Result of fig.8 for predicting welding current at the end of weaving

Item	Value	Normalized welding current at the end of weaving
Curve fitted value for data used to train neural network(w/o noise)		0.72
Result of neural network for data used to train neural network(w/o noise)		0.72
Curve fitted value for data used to test neural network(w/ noise)		0.62
Result of neural network for data used to test neural network(w/ noise)		0.70

(port)를 통해 로봇 제어기에 용접선 추적이 준비되었다는 신호를 준 다음, 로봇 제어기에서 나오는 왼쪽머뭇(dwell left) 신호가 나타날 때까지 기다린다. 다시 로봇 제어기에서 위빙신호가 나타날 때까지 대기한 다음 오른쪽머뭇(dwell right) 신호가 나타나면 위빙시간을 측정하고, 샘플링(sampling) 시간을 30Hz로 만들기 위해 이를 30으로 나누어 샘플링 시간을 결정한다. 전 위빙에서 샘플링한 전류값과 현 위빙에서 측정된 전류값과 비교하여 교정치를 형성한 다음 위빙에 이 교정치를 전송하게 된다. Fig.9에 이를 나타내었다.

실험에 사용된 모재, 전극봉, 보호가스 및 용접 전류 범위를 Table. 5에 나타내었으며, 실험장치를 Fig. 10에 나타내었다. 용접전류 신호 처리시 신경 회로망을 이용한 용접선 자동추적결과를 시험하기 위하여 로봇 학습시 실제 용접선에서 초기 올셋각도(offset angle)를 4°, 5°를 주었으며, 이에 대한 추

적결과를 Fig. 11, 12에 나타내었다. 또한 노이즈가 개재된 경우에 대하여 실험하기 위하여 용접전류를 측정할 때 임의로 끝단의 전류신호에 ±10A의 노이즈 값을 더하여 용접선 추적을 행하였으며, 이에 대한 추적결과를 Fig. 13에 나타내었다. 용접선 추적결과는 모두 양호하였으며, 노이즈가 개재된 경우에도 신경회로망을 이용한 신호처리는 우수한 추적결과를 보임을 알 수 있었다.

Table 5. Electrode, shielding gas, base metal and range of welding current

Experimental condition	Description
Electrode	Solid wire AWS ER70S-6(1.2mm)
Shielding gas	AR(80%)+CO ₂ (20%)
Base metal	Mild steel
Range of welding current	160[A] - 220[A]

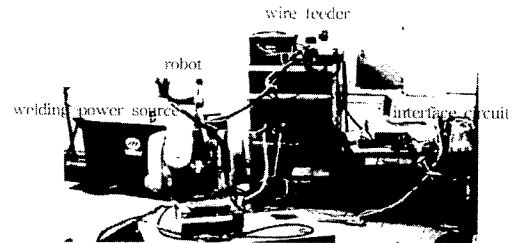


Fig. 10 Overview of experimental apparatus for arc sensor

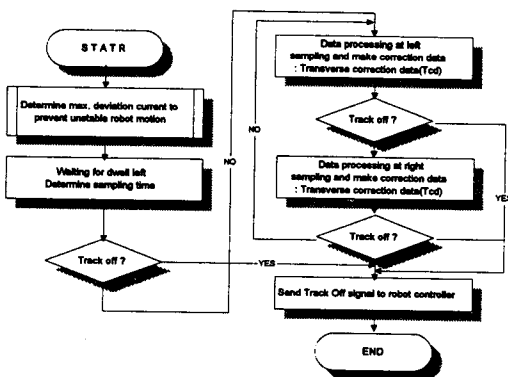


Fig. 9 Flow chart for automatic seam tracking in robot welding Experimental condition

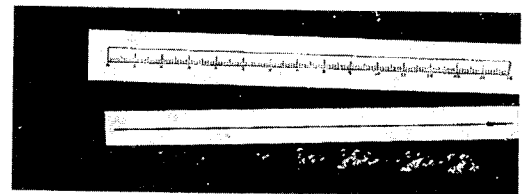


Fig. 11 Photograph of fillet weldment after tracking weld line (offset angle = 40, welding speed = 4(mm/sec), weave length = 4(mm), weaving time = 0.3(sec), dwell time = 0.12(sec))

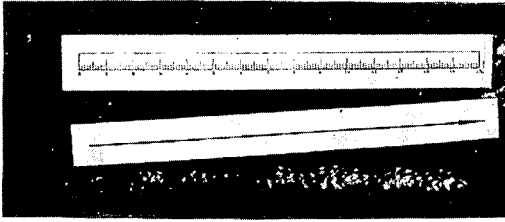


Fig. 12 Photograph of fillet weldment after tracking weld line (offset angle = 50, welding speed = 4(mm/sec), weave length = 4(mm), weaving time = 0.3(sec), dwell time = 0.12(sec))

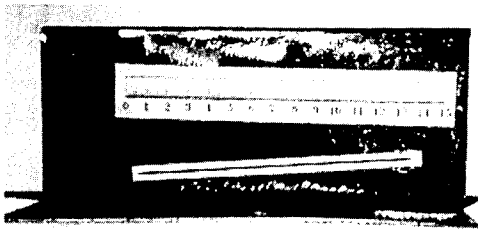


Fig. 13 Photograph of fillet weldment after tracking weld line (offset angle = 40, welding speed = 4(mm/sec), weave length = 4(mm), weaving time = 0.3(sec), dwell time = 0.12(sec))

5. 결 론

지금까지 개발된 아크센서 알고리즘은 위빙중 혹은 위빙 끝단에서 측정된 전류신호를 기반으로 하여 이루어졌으며, 따라서 측정된 전류신호에 따라서 개발된 알고리즘들의 신뢰성이 결정되어 질 수밖에 없었다. 특히 위빙 끝단에서 측정된 전류신호 만으로 용접선 추적을 하는 경우, 센서의 신뢰도를 높이기 위해서는 불안정한 금속이행모드를 차단하고 전기적인 노이즈를 배제할 수 있는 신호 측정용 하드웨어를 구성해야만 한다.

본 연구에서는 용접선 자동 추적용 아크센서를 구성하기 위한 신호처리 알고리즘에 신경회로망을 도입함으로써 전류신호를 측정할 때 나타나는 각종 노이즈 및 불안정한 금속이행모드에 대한 문제점을 해결할 수 있었다. 또한 신경회로망을 이용한 아크센서를 실제 용접에 적용했을 때 양호한 추적

결과를 얻을 수 있었으며, 향후 용접시 나타나는 다양한 현상에 대한 데이터를 신경회로망에 적용함으로써 개선된 아크센서를 구현할 수 있으리라 사료된다.

참 고 문 헌

1. K. Ohsima : Observation and Control of Weld Pool Phenomena in Arc Welding, *Welding International*, Vol. 4, No. 12, (1990), pp.934-938
2. K. Ohshima, M. Yamanoto, T. Tanii and S. Yamane : Digital Control of Torch Position and Weld Pool in MIG Welding Using Image Processing Device, *IEEE Transaction on Industry Applications*, Vol. 28, No. 3, (1992), pp.607-612
3. W. F. Clocksin, J. S. E. Bromley, P. G. Davey, A. R. Vidler and C. G. Morgan : An Implementation of Model-Based Visual Feedback for Robot Arc Welding of Thin Sheet Steel : *International Journal of Robotics Research*, Vol. 4, No. 1, (1985), pp.13-26
4. H. Nomura and Y. Sugitani : Development of Automatic Fillet Welding Process with High Speed Rotating Arc, *Nippon Kokan Technical Report*, No. 47, (1986), pp.65-71
5. H. Nomura, Y. Sugitani and Y. Suzuki : Automatic Real-Time Bead Height Control with Arc Sensor in TIG Welding, *Transaction of the Japan Welding Society*, Vol. 18, No. 2, (1987), pp.125-132
6. H. Fujimura, E. Ide and H. Inoue : Joint Tracking Control Sensor of GMAW-Development of Method and Equipment for Position Sensing in Welding with Electric Arc Signals(Report 1), *Transaction of the Japan Welding Society*, Vol. 18, No. 1, (1987), pp.32-40
7. M. Ushio : Sensor in Arc Welding, *Transaction of JWRI*, Vol. 20, No. 2, (1991), pp.157-163

8. J. W. Kim and S. J. Na : A Study on Arc Sensor Algorithm for Weld Seam Tracking in Gas Metal Arc Welding of Butt Joints, Proc. Instn Mech. Engrs, Vol.205, (1991), PP. 247-255
9. J. W. Kin and S. J. Na : A Self-Organizing Fuzzy Control Approach to Arc Sensor for Weld Joint Tracking in Gas Metal Arc Welding of Butt Joints, Welding Journal, Vol.72, No,2, (1993), pp.60s-66s
10. 이승영, 문형순, 나석주, 장영주, 안병규 : 소모성 전극을 사용하는 아크용접 로봇을 위한 아크센서 개발에 관한 연구, 대한용접학회지, 11권, 제 3호, (1993), pp.98-109
11. W. Ameling, J. Borowka, U. Diltthey, L. Kreft, M. Raus and W. Scheller : Adaptive Arc Sensor for Varying Joint Geometry - the Use of Artificial Neuronal Networks, Welding and Cutting, Vol.9, (1992), pp.E 24-E25
12. R. Reilly, X. Xu and J. E. Jones : Neural Network Application to Acoustic Emission Signal Processing, International Conference on Computerization of Welding Information IV, Orland, Florida, November 3-6, (1992), pp.146-160
13. Y. Ichikawa and T. Sawa : Neural Network Application for Direct Feedback Controllers, IEEE Transaction on Neural Networks, Vol. 3, No. 2, (1992), pp.224-231