

GMA 용접의 비드형상 추론 알고리즘 개발

김면희*, 배준영*, 이상룡**

Development of Inference Algorithm for Bead Geometry in GMAW

Myun-Hee Kim*, Joon-Young Bae*, and Sang-Ryong Lee**

ABSTRACT

In GMAW(Gas Metal Arc Welding) processes, bead geometry (penetration, bead width and height) is a criterion to estimate welding quality. Bead geometry is affected by welding current, arc voltage and travel speed, shielding gas, CTWD (contact-tip to workpiece distance) and so on. In this paper, welding process variables were selected as welding current, arc voltage and travel speed. And bead geometry was reasoned from the chosen welding process variables using neuro-fuzzy algorithm. Neural networks was applied to design FL(fuzzy logic). The parameters of input membership functions and those of consequence functions in FL were tuned through the method of learning by backpropagation algorithm. Bead geometry could be reasoned from welding current, arc voltage, travel speed on FL using the results learned by neural networks. On the developed inference system of bead geometry using neuro-fuzzy algorithm, the inference error percent of bead width was within $\pm 4\%$, that of bead height was within $\pm 3\%$, and that of penetration was within $\pm 8\%$. Neural networks came into effect to find the parameters of input membership functions and those of consequence in FL. Therefore the inference system of welding quality expects to be developed through proposed algorithm.

Key Words : GMAW(가스메탈아크용접), Bead Geometry, Fuzzy Logic Inference, Neuro-fuzzy Algorithm, Neural Network

1. 서론

GMA 용접은 보호가스와 전류, 전압 등 용접 변수의 선정에 따라 용접품질을 조절할 수 있으며 자동화의 편리함과 경제적인 이점 때문에 사용빈도가 높은 용접공정이다. 그러나 공정 중에 발생하는 고온과 강한 아크 광(光) 및 보호가스의 사용에 의해 작업조건이 매우 열악하고, 용접도중의 현상은 미리 설정한 표준 용접조건에서 벗어나는

경우가 많아 이는 실제로 용접불량을 가져오는 원인이 되기도 한다. 용접공정의 자동화는 이러한 열악한 작업환경의 개선, 대량생산 체제에 있어서 생산성의 향상, 용접부의 품질의 재현성 등을 위해서 필요하고 이것은 비선형적인 요소와 복잡한 물리현상을 동반하는 용접공정의 해석을 통해 가능하다. 지금까지 용접공정 해석에 관한 많은 연구가 활발히 진행되고 있으며 접근방법으로는 용접현상들을 해석하기 위한 용접공정 변수의 선정과 이러한 변수를 사용하여 용접현상을 해석하는

접수 2001년 9월 20일 접수
* 경북대학교 대학원 기계공학과
** 경북대학교 기계공학부

알고리즘의 개발 등을 들 수 있다. 용접공정을 분석하기 위한 알고리즘으로는 확률론적 접근, 다양한 실험치를 이용한 인공지능적 접근, 그리고 경험치를 바탕으로 인덱스를 선정하여 이를 직접적으로 사용하는 방법 및 인공지능과 결합된 형태를 이용하는 방법 등을 이용한 예가 있다. 용접된 부위의 비드형상(bead geometry)은 적정한 비드의 외관, 접합 강도부위에서 요구되는 강도 등과 같은 기계적 성질이 만족되었는지를 나타내는 용접품질평가의 주요기준이다. 비드형상은 일반적으로 용접된 부재의 단면에서 폭, 높이, 용입으로 구분되며 용접전류, 아크전압, 이송속도, 보호가스, 용접 자세 및 토치의 겨냥각도, 와이어(wire)의 직경, 표면의 산화정정 정도 등에 의해 영향을 받으며 이중에서 가장 영향을 많이 미치는 주 용접공정변수로는 용접전류, 아크전압, 이송속도 등을 들 수 있다. 비드형상과 용접공정 변수와의 상관관계를 규명하고 비드형상의 예측 및 제어를 위한 연구의 최근 동향은 다음과 같다. 용접 비드형상을 수학적 모델에 의한 예측 및 용접공정변수와 용접 비드폭의 상관관계를 규명한 연구¹⁾, 위빙(weaving)을 수반한 경우에 있어서의 인공신경회로망을 이용한 비드형상 제어에 관한 연구²⁾, 신경회로망을 이용하여 용접공정변수로 용접물 표면상 5 점의 온도로부터 용융지 크기를 예측 제어하는 연구³⁾, 용접 아크 및 용융 풀의 유동을 고려한 용접부의 수치해석에 관한 연구⁴⁾, 그리고 박판 GMA 용접에서 단락주파수를 이용한 이면비드 제어에 관한 연구⁵⁾, 아크의 안정화를 위한 퍼지제어기 개발에 관한 연구⁶⁾ 등이 그 예이다. 본 연구에서는 용접 전류, 아크전압, 그리고 이송속도를 주요 용접공정 변수로 선정하고 실제 용접(bead-on plate welding) 실험을 통하여 용접공정 변수 및 비드형상을 측정된 데이터를 획득하였다. 획득된 데이터는 뉴로-퍼지(neuro-fuzzy) 알고리즘을 이용하여 용접공정 변수에 따른 비드형상 추론 알고리즘을 구성하였다.

2. 용접비드형상

용접 비드형상은 일반적으로 용접된 부재의 단면에서 용입(penetration), 폭(width), 높이(height)로 구분된다. 용입(penetration)은 용접 중 모재표면으로부터 녹아 들어간 깊이를 말하며 용접전류, 아크전압, 이송속도 등에 영향을 받는다. 특히, 용

접전류가 직접적인 관계를 가지며 전류가 증가 또는 감소하면 용입도 각각 증가 또는 감소한다. 아크전압, 이송속도는 용접전류에 비해 용입에 미치는 영향이 비교적 적다. 아크전압과 이송속도는 어떠한 값에서 용입이 최대가 되고 이 값보다 증가 또는 감소하면 용입은 감소한다. 이송속도의 경우 이송속도가 느리면 용접봉으로부터 너무 많은 용융금속이 용착되고 용융금속이 아크 전방으로 흘러 들어가 모재에 일종의 완충 작용을 하기 때문에 용입이 잘 되지 않으며 반대로 이송속도가 빠르면 용접 입열이 모재를 녹이는데 충분한 시간을 갖지 못하게 되어 용입이 잘 되지 않는다.

비드외관에서 고려해야 할 두가지 사항은 비드 폭과 높이이다. 이 두 가지 사항은 특히 다층용접에서 결함을 최소화하고 용접 이음부를 채우기 위해서 중요한 사항이다. 만약 비드높이가 너무 크면 다음 층 용접을 할 때 적당한 용접을 하기가 매우 어렵다. 즉, 비드가 좁고 뾰족하면 용융불량이 일어나기 쉽다. 아크전압이 증가하면 비드높이는 감소하고 비드폭은 증가한다. 여기서 비드의 전체체적은 일정하고 단지 비드외관과 형상만 변한다. 비드폭을 증가시키면 높이가 낮아져 편평해지고 용융금속은 보다 효과적으로 모재에 잘 스며들어 모재의 용융을 향상시킨다. 또한 비드외관은 용접전류와 이송속도에 영향을 받는데 전류가 감소하면 비드도 작아지며 이송속도와 비드의 크기는 반비례한다.⁷⁾

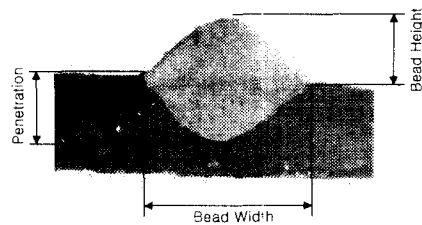


Fig. 1 Bead geometry

3. 용접실험

3.1 실험장치

실험장치는 Fig.2 와 같이 용접기 시스템, 토치 이송장치인 3 축 직교좌표 로봇, 용접전류, 아크전압의 측정장치로 구성되었으며, 사용된 용접기는 정전압 인버터(inverter) 타입으로 최대 350A 를 출력할 수 있으며, 보호가스는 Ar-CO₂ 의 혼합가스를

이용하였다. 로봇은 교시작업에 의하여 지정된 토치의 높이를 유지하며 직선용접을 수행하도록 하였다. 소모성 전극와이어로는 혼합가스용의 직경 1.2mm 인 YGW 15 를 이용하였다. 용접시편의 재료로는 일반구조용 저탄소강인 SS41 을 사용하였고, 시편의 길이와 폭 및 두께는 각각 500×60×3.2mm 이다. 용접전류의 측정을 위하여 측정범위 ± 700A 이며 응답속도가 10 μ s 미만인 모델명 TO-U-300V4 의 hall 센서를 이용하였다.

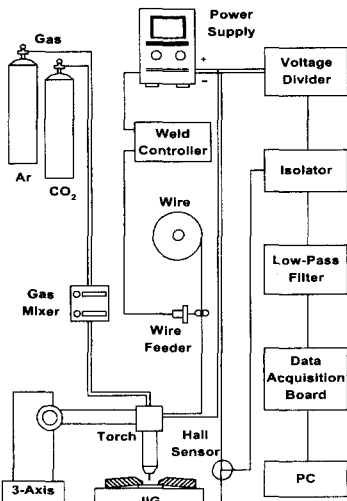


Fig. 2 Schematic diagram of experimental system

3.2 실험방법

CTWD 는 18mm 로, 보호가스는 Ar 과 CO₂ 의 혼합비가 75:25 로 일정하게 설정하고 용접전류, 아크전압, 이송속도를 변화시키면서 단락형 아크 이행모드로 용접을 수행하였다. 하였다. Hall 센서로부터 측정된 용접전류와 용접기 양단전압으로부터 측정된 아크전압은 저역통과 필터(low-pass-filter)를 거쳐 분해능 12bit, 샘플링 주파수 1 kHz 로 데이터를 수집하여 저장하였다. 용접된 시편은 용접시작점으로부터 50mm, 100mm 지점을 절단하여 연마한 다음 단면을 Nital 액(질산 10%, 알코올 90%)으로 etching 하여 비드형상을 명확히 드러나게 한 후, Panasonic 사의 CCD(WV-CL300) 카메라로 영상을 획득하고, 이미지 처리과정을 거쳐 비드형상 파라미터인 용입, 비드의 폭, 높이를 측정하였다.

3.3 실험결과

3.3.1 용접공정변수와 비드형상데이터

용접전류를 190A, 아크전압을 24V, 이송속도를 95.4cm/min 로 설정하였을 때 실제 측정된 용접전류, 아크전압 파형은 Fig. 3, 4 에서 보여지는 바와 같이 단락형 이행모드에서의 전류, 전압 형태를 각각 나타내었다. 일반적으로 교류의 크기를 실효값으로 많이 나타내므로 본 연구에서도 용접전류, 아크전압 데이터에 대하여 실효값을 계산하여 사용하였다.

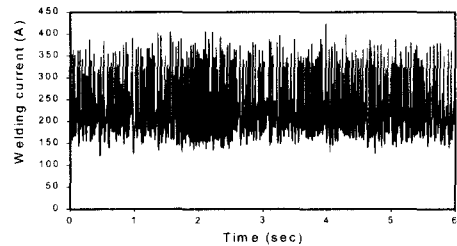


Fig. 3 Waveform of welding current

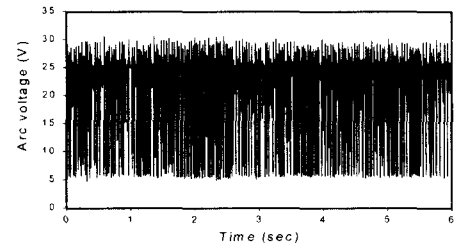


Fig. 4 Waveform of arc voltage

신경회로망을 학습시킬 데이터로서 입출력 쌍은 다음과 같이 구하였다. 전류, 전압 데이터는 비드를 절단하여 기하학적형상을 계측한 부분인 용접시작점으로부터 50mm, 100mm 지점에서의 실효값을 이용하였으며, 절단부의 비드의 기하학적 형상은 실제로 측정된 값을 이용하였다. 이러한 방법으로 전류 및 전압의 실효값, 그리고 로봇에 교시된 이송속도를 입력으로 하고, 비드의 기하학적 형상을 출력으로 하는 학습데이터를 확보하였다.

3.3.2 주 용접공정변수에 따른 비드형상

Fig. 5~7 은 다른 조건은 일정하게 두고 용접전류의 실효값, 아크전압의 실효값, 이송속도에 따른 비드폭, 비드높이, 용입을 나타낸 것이다.

Fig. 5 의 결과에 따라 용접전류가 증가함에 따라 비드폭, 비드높이, 용입이 커짐을 확인할 수 있었다. 이 때 설정된 아크전압은 26V, 이송속도 127.2 cm/min 이었다. Fig. 6 은 아크전압이 증가할수록 비드폭과 용입이 커지며, 비드높이는 작아짐을 보인다. 이 때 설정된 용접전류는 190A, 이송속도가 95.3cm/min 이었다. Fig. 7 은 이송속도가 증가할수록 비드폭, 비드높이, 용입이 작아짐을 보인다. 이 때 설정된 용접전류는 190A, 아크전압은 26V 이었다.

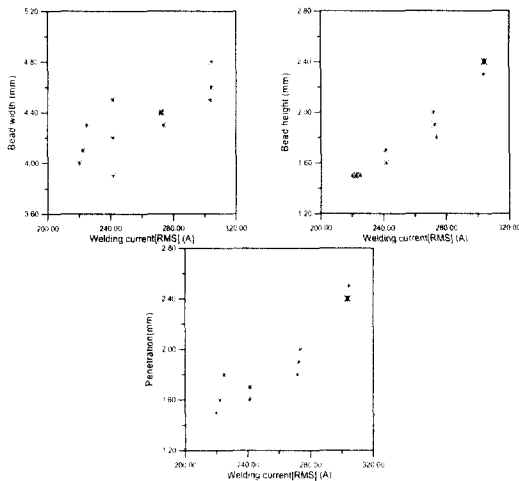


Fig. 5 RMS of welding current vs. bead geometry (arc voltage 26V, travel speed 127.2cm/min)

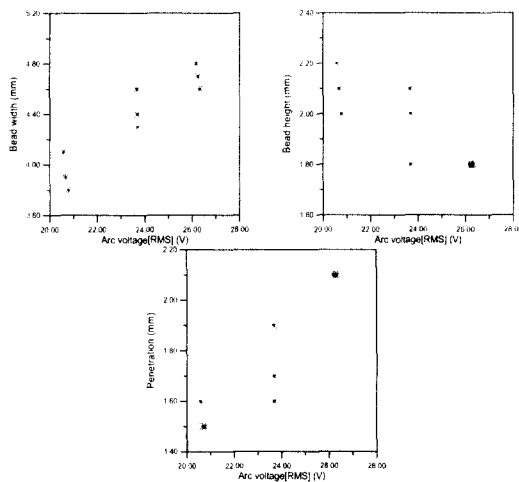


Fig. 6 RMS of arc voltage vs. bead geometry (welding current 190A, travel speed 95.4 cm/min)

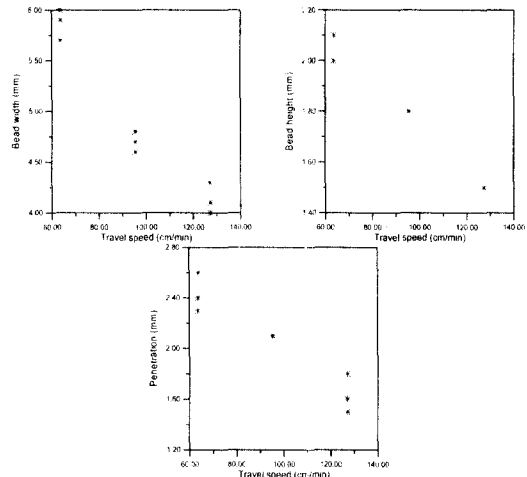


Fig. 7 RMS of travel speed vs. bead geometry (welding current 190A, arc voltage 26V)

4. 뉴로-퍼지 추론 시스템

4.1 뉴로-퍼지 추론

본 연구에서 다루고자 하는 뉴로-퍼지 추론은 수치 데이터의 학습을 통하여 퍼지 추론기의 파라미터를 조정하는 방법이다. 퍼지 이론과 신경망 이론을 융합한 뉴로-퍼지 이론은 신경회로망의 구조와 학습능력을 이용하여 환경으로부터 얻은 입력 출력 정보로부터 언어변수의 소속함수와 제어규칙을 제어대상에 맞게 자동조정하게 된다. 신경회로망에서 학습이란 뉴론 사이의 연결강도의 값을 변화시키는 것을 뜻한다. 다층 퍼셉트론(perceptron) 신경회로망을 학습시킬 수 있는 학습 알고리즘으로 오차 역전파(backpropagation) 알고리즘을 사용하였는데 이 방법은 주어진 입력에 대해 원하는 출력과 실제 출력의 차이를 오차로 정의하고 이 오차를 줄이도록 연결강도를 조정하는 알고리즘이다. 오차 역전파 알고리즘을 이용한 적응 퍼지제어기는 IF-THEN 규칙으로 이루어진 퍼지제어기와 입력력 데이터를 학습하여 퍼지제어기의 파라미터를 조정하는 부분으로 이루어진다. 우선 초기 언어정보를 통한 퍼지추론기의 설계를 통하여 개략적인 추론기의 파라미터 값을 구한 후 입출력 수치정보를 가지고 오차 역전파 알고리즘에 적용하여 퍼지추론기의 파라미터를 미세조정한다. 추론 방식은 Takagi-Sugeno-Kang⁸⁾ 방식인 혼합법을 사용하였으며, 이 방법은 후건부 멤버십 함수를 입

출력 선형관계식으로 표현하여 비퍼지화를 추론기관에 포함시킨 형태이다. 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 비드형상 추론시스템의 구성은 Fig. 8 과 같다. 추론시스템에서는 학습데이터로부터 신경회로망의 학습에 의해 독립적으로 설계된 각각의 퍼지규칙에 대하여 용접전류, 아크전압, 이송속도를 입력으로 하여 비드폭, 비드높이, 용입을 추론하게 된다.

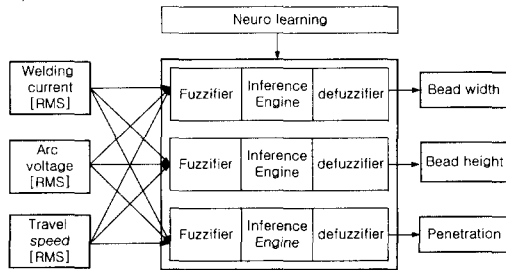


Fig. 8 Schematic diagram of Inference System

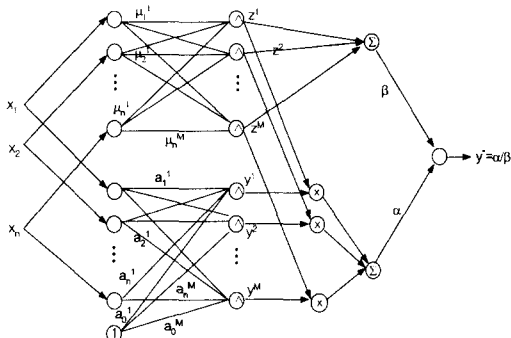


Fig. 9 Structure of Neural network

신경회로망의 구조는 Fig.9 와 같고 학습과정은 다음과 같다.⁹⁾ 신경회로망의 첫번째 단계는 데이터의 입력 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 에 해당한다. TSK 추론방식에서는 n 개의 입력변수를 가지고 규칙의 후건부가 입력의 선형관계식으로 이루어졌을 때 j 번째 규칙은 다음과 같이 나타낸다.

$$\text{If } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^j, \\ \text{Then } y_j = a_0^j + a_1^j x_1 + \dots + a_n^j x_n$$

여기서 x_1, x_2, \dots, x_n 는 퍼지제어기의 입력 $A_1^j, A_2^j, \dots, A_n^j$ 은 j 번째 규칙에서 각 변수에 대응되는 퍼지집합, 그리고 Y^j 은 j 번째 규칙의 출력을 나타낸다. 후건부에서 $a_1^j, a_2^j, \dots, a_n^j$ 은 상수이다.

그리고, $j=1, 2, \dots, M$ 이다. 두번째 단계로 멤버쉽 함수를 generalized bell 함수 형태로 표현하였을 경우 i 번째 입력변수의 값 x_i 가 퍼지집합 A_i^j 에 대응되는 멤버쉽 값 $\mu_i^j(x_i)$ 은 다음과 같이 구해진다.

$$\mu_i^j(x_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c_i^j}{w_i^j} \right|^{2b_i^j}} \quad (1)$$

Min 연산을 이용하면, j 번째 퍼지규칙의 적합도값 z^j 는 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$z^j = \mu_1^j(x_1) \wedge \mu_2^j(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_n^j(x_n) \\ , j = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

여기서 \wedge 는 Min 연산, M 은 퍼지규칙의 수를 나타낸다. 세번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 계산된 적합도와 퍼지규칙 후건부 값으로부터 α, β 를 계산한다.

$$\alpha = \sum_{j=1}^M y^j z^j \quad (3)$$

$$\beta = \sum_{j=1}^M z^j \quad (4)$$

마지막 단계에서는 최종 추론값 y^* 를 구한다. 구해진 y^* 는 퍼지제어기에서 비퍼지화한 수치값에 해당한다.

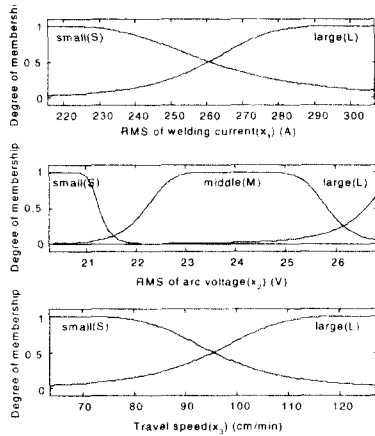
$$y^* = \alpha / \beta \quad (5)$$

다층 신경회로망에 의한 적응 퍼지제어기의 미세조정 과정은 입력 데이터 x_1, x_2, \dots, x_n 에 대한 출력 y^* 를 계산하고 원하는 출력 y_d 와의 오차의 제곱 합을 최소화하도록 역방향으로 멤버쉽 함수의 계수 w_i^j, b_i^j, c_i^j 그리고 후건부의 선형결합식의 계수 $a_1^j, a_2^j, \dots, a_n^j$ 를 조정한다.

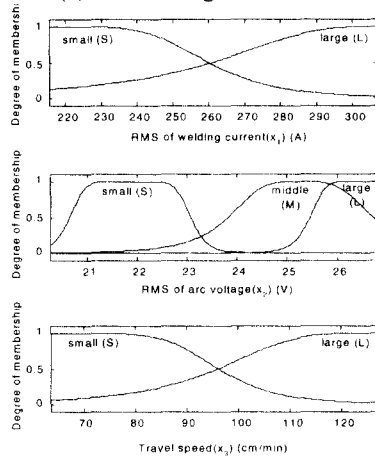
4.2 추론결과

4.2.1 신경회로망을 이용한 학습결과

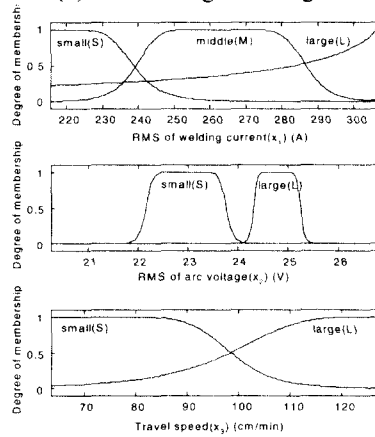
신경회로망의 학습은 퍼지입력 함수의 형태를 generalized bell 함수로 설정하고 각 퍼지입력 변수 멤버쉽 함수의 수를 2 개, 퍼지규칙을 8 개로 하여



(a) For inferring bead width



(b) For inferring bead height



(c) For inferring penetration

Fig. 10 Learned membership function of input variables

Table 1 Learned fuzzy rule for bead width

Rule No.	x ₁	x ₂	x ₃	Bead Width			
				y ^j = a ₀ ^j + a ₁ ^j x ₁ + a ₂ ^j x ₂ + a ₃ ^j x ₃			
				a ₀	a ₁	a ₂	a ₃
1	S	S	S	21.69	-18.35	5.51	0.16
2	S	S	L	-9.81	-12.92	5.67	-2.09
3	S	M	S	21.97	-2.64	0.8	-0.01
4	S	M	L	-10.07	-3.42	0.84	-0.07
5	S	L	S	29.19	-15.78	8.31	-0.56
6	S	L	L	-13.27	-31.02	8.7	-1.33
7	L	S	S	-1.73	-7.18	-9.43	2.85
8	L	S	L	0.66	123.1	-8.58	-4.89
9	L	M	S	-97.42	5.02	-0.96	0.19
10	L	M	L	44.71	2.54	-1.04	0.14
11	L	L	S	3.15	98.38	-5.6	-8.48
12	L	L	L	-1.54	73.56	-6.29	-3.9

Table 2 Learned fuzzy rule for bead height

Rule No.	x ₁	x ₂	x ₃	Bead Height			
				y ^j = a ₀ ^j + a ₁ ^j x ₁ + a ₂ ^j x ₂ + a ₃ ^j x ₃			
				a ₀	a ₁	a ₂	a ₃
1	S	S	S	-42.26	1.05	0.04	0.09
2	S	S	L	15.42	-0.99	0.07	-0.01
3	S	M	S	-5.68	-5.52	2.13	-0.08
4	S	M	L	2.11	-11.85	2.98	-0.47
5	S	L	S	6.76	0.33	1.12	-0.36
6	S	L	L	-2.45	-8.12	0.84	0.64
7	L	S	S	-3.64	-0.51	-0.28	0.16
8	L	S	L	1.32	0.53	-0.23	0.06
9	L	M	S	4.5	49.15	3.37	-5.22
10	L	M	L	-1.6	-10.98	2.87	-0.3
11	L	L	S	0.45	4.77	-3.49	0.24
12	L	L	L	-0.2	-3.35	-1.93	1.22

Table 3 Learned fuzzy rule for penetration

Rule No.	x ₁	x ₂	x ₃	Penetration			
				y ^j = a ₀ ^j + a ₁ ^j x ₁ + a ₂ ^j x ₂ + a ₃ ^j x ₃			
				a ₀	a ₁	a ₂	a ₃
1	S	S	S	-41.29	4.86	-0.48	-0.1
2	S	S	L	9.8	3.91	-1.11	0.05
3	S	L	S	-5.46	0.23	-1.86	0.87
4	S	L	L	1.29	0.51	-0.43	0.17
5	M	S	S	-61.68	6.05	-0.81	-0.04
6	M	S	L	14.63	5.35	-1.72	0.24
7	M	L	S	6.09	3.31	-2.46	0.67
8	M	L	L	-1.46	0.45	-0.3	0.1
9	L	S	S	-20.18	-20.03	3.42	0.91
10	L	S	L	4.87	-18.11	7.51	-1.84
11	L	L	S	-0.06	-25.67	7.58	-0.5
12	L	L	L	0.06	-5.45	1.85	-0.33

추론하였다. 사용된 node 수는 44 개, 학습 데이터 쌍은 75 개를 이용하였다. 추론결과 비드폭, 높이의 경우 추론오차율이 ± 15% 이내였고 용입의 경우 추론오차율이 ± 25% 이내의 결과를 나타내었다. 추론오차를 줄이기 위해서는 입력 변수의 멤버십

함수의 수를 조정함으로써 퍼지규칙의 수를 증가시킬 필요가 있었다. 가능하면 퍼지규칙의 수는 추론오차가 목표 설정치를 만족하는 조건에서 적게 설정할수록 추론시간이 단축되는 장점이 있으므로 본 연구에서는 일단 추론오차율이 목표 설정치 $\pm 10\%$ 이내가 되도록 퍼지규칙의 수를 조정하였다. 동일한 퍼지규칙 12 개에 대해 추론한 결과 다음과 같이 설정한 경우가 가장 추론오차가 작았다. 즉 비드폭, 비드높이의 경우는 입력 멤버쉽 함수를 아크전압에 대하여 3 가지로 설정하고, 나머지 용접전류, 이송속도에 대하여 각각 2 가지로 설정하여 학습시켰고 용입의 경우 입력 멤버쉽 함수를 용접전류에 대하여 3 가지로 설정하고, 나머지

아크전압, 이송속도에 대하여 각각 2 가지로 설정하여 학습시킨 결과이다. 일반적으로 GMA 용접에서 비드폭, 높이에 가장 큰 영향을 미치는 공정변수는 아크전압이고 용입에 가장 큰 공정변수로는 용접전류로 알려져 있으므로 추론결과가 이론에 비추어 볼 때 타당성이 있다고 보여진다. 비드폭, 비드높이, 용입의 추론을 위해 신경회로망의 학습으로 구해진 퍼지입력 멤버쉽 함수와 퍼지규칙은 Fig. 10 과 Table 1~3 에 각각 나타내었다.

4.2.2 비드형상 추론결과

Fig. 11, 12 는 학습에 의해 선정된 입력 멤버쉽 함수, 퍼지규칙, 그리고 후건부의 선형함수식의 계

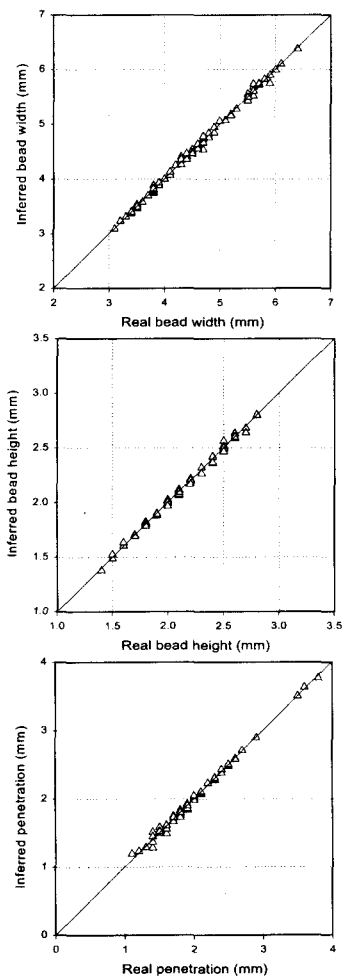


Fig. 11 Real value vs. inferred value

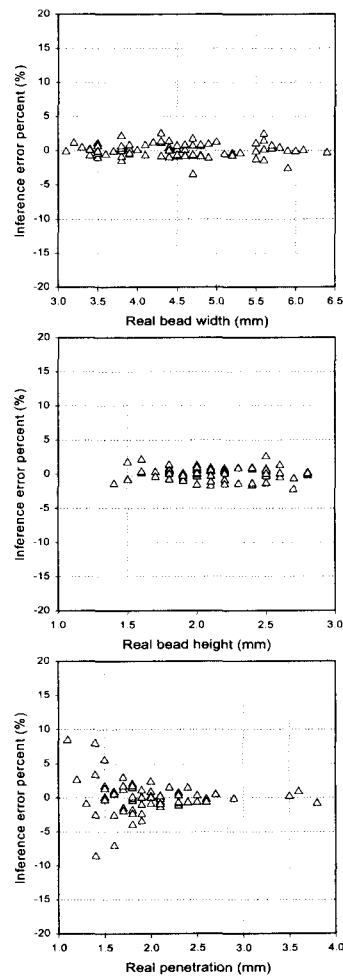


Fig. 12 Inference error percent

수로 구성된 퍼지제어기로부터 추론된 결과를 나타내었다. 추론오차율은 다음의 식으로부터 구하였다.

$$\begin{aligned} & \text{Inference error percent (\%)} \\ & = \frac{\text{Inferred value} - \text{Real Value}}{\text{Real Value}} \times 100 \end{aligned} \quad (6)$$

비드폭의 경우 추론오차율이 ± 4%이내, 비드높이의 경우 ± 3%이내, 그리고 용입의 경우 ± 8%이내가 됨을 확인할 수 있었다. 그리고 비드폭과 높이의 경우에는 추론오차가 전체영역에 있어 비교적 고른 분포를 나타내었고 최대 추론오차도 작았으나 용입의 경우에는 용입이 2mm 이하에서 추론오차가 크게 나타났으며 최대 오차도 비드폭과 높이의 경우에 비해 컸다. 이론적으로 용접전류는 용입에 가장 큰 영향을 미치는 용접공정 변수로서 용입과 비례관계를 가지는데 실제데이터에서는 전류값에 따른 용입이 고전류 영역에서 그와 같은 경향이 잘 나타나지 않았다. 이러한 현상은 추론시 용입이 작은 영역에서의 추론오차와 최대 추론오차값이 커진 것으로 생각된다.

고전류 영역에서의 용입은 용접시 외란의 영향으로 이론보다 작게 발생한 것으로 추측되며 이와 같은 결과에도 불구하고 추론오차율이 ± 8%이내로 할 수 있었다.

5. 결론

본 연구에서는 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용하여 용접 중 획득된 용접전류, 아크전압, 이송속도의 데이터로부터 용접 비드형상을 추론하는 시스템을 개발하고자 하였다. 그 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다. 첫째, 신경회로망으로부터 학습된 결과를 퍼지로직에 적용함으로써 용접전류, 아크전압, 용접속도로부터 비드형상을 추론할 수 있었다. 둘째, 비드폭의 추론오차율이 ± 4%, 비드높이는 ± 3%, 용입은 ± 8% 이내가 되는 뉴로-퍼지 알고리즘을 이용한 비드형상 추론시스템의 개발이 가능하였다. 따라서, 비드형상 추론시스템의 개발을 통한 용접품질 평가시스템의 개발이 가능할 것으로 기대된다.

참고문헌

1. 김일수, 권옥현, 박창언, "GMA 공정중 용접변수들이 용접폭에 미치는 영향에 관한 연구," 대한용접학회지 14 권 4 호, pp. 204~213, 1996.
2. 임태균, 조형석, 부광석. "신경회로를 이용한 GMA 용접공정에서의 용융지의 크기 제어," 대한용접학회지 12 권 1 호, pp. 59~72, 1994.
3. S. J. Na, J. S. Sin and J. W. Kim, "A Study on seam Tracking and Arc Data Monitoring for Sheet Metal Welding," Int. Conf. on Computerization of Welding Information IV, November 3-6, Orlando Florida, pp. 240~250, 1992.
4. 안재현, 김재웅, "박판 GMA 용접에서 단락주파수를 이용한 이면비드의 제어에 관한 연구," 대한용접학회지 13 권 4 호, pp. 330~339, 1995.
5. 이재범, 방용우, 오성원, 장희석, "GMAW 에서 비드형상 제어에 관한 연구," Journal of KWS, Vol.15, No.6, December, pp. 116~123, 1997.
6. 강문진, 이세현, "GMA 용접에 있어서 아크 안정화를 위한 퍼지제어기 개발에 관한 연구," 한국정밀공학회지 제 16 권 제 12 호, pp. 152~160, 1999.
7. 우성문, "용접기술," 대구경북지방중소기업청, 1996.
8. T. Takaki and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control," IEEE Trans. On SMC, 15-1, pp. 116~132, 1985.
9. 공성근, 김민수, "적용 퍼지제어," 자동화시스템 공학회지 제 1 권 제 3 호, pp. 101~108, 1985.
10. Jyh-Shing Rober Jang, "Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," IEEE Transactions on Systems, MAN, and Cybernetics, Vol. 23. No. 3, May/June, pp. 665~684, 1993.
11. 변중남, "퍼지논리제어," 홍릉과학출판사.