GMAW에서 비드형상제어에 관한 연구

Control of Bead Geometry in GMAW

이재범*, 방용우*, 오성원*, 장희석**
(* 명지대학교 기계공학과 대학원, ** 명지대학교 기계공학과)

1. 서론

Gas Metal Arc Welding(GMAW)은 일반 아크용접에서 발전한 것으로 shield gas와 전류, 전압 등 용접변수를 적절하게 선택함에 따라 요구되는 품질의 용접이 가능하고, 자동화의 편리함과 경제적인 이점 때문에 크고 작은 많은 기계 구조물 제작에 쓰이고 있다. 용접된 부재의 단면을 보면 용접부 품질평가의 주요 인자인 비드형상을 볼 수 있는데, 이는 폭(W:width), 높이(H:height), 깊이(D:depth)로 구분할 수 있다.(그림1) 이 비드형상(bead geometry)을 용접부위에 요구되는 기계적 성질이 만족되도록 제어함으로써 훌륭한 용접품질을 얻을 수 있으며 제품의 신뢰도를 높일 수 있다.

본 연구는 용접시 설정된 일련의 용접공정변수에 대응하는 비드크기를 추정하기 위해, 최근 비선형 상관관계(nonlinear mapping)규명에 성공적으로 적용되고 있는 인공신경회로망(artificial neural networks)을 이용하여, 용접공정변수와 이에 대응하는 비드 형상간의 상관관계 모델을 규명한후 그 모델의 inverse model을 구하여 원하는 비드형상을 얻기위한 용접조건을 선정하였다. 이렇게 선정된 용접조건으로 실제 용접을 수행하여 원하는 비드형상이 구해지는지 실험적으로 검증하였다.

2. 비드형상제어를 위한 인공신경회로망 모델

본 연구에서는 용접공정변수와 비드형상의 상관관계를 규명하는 것으로 용접공정변수는 다음과 같다. 위빙 폭(weaving stroke), 위빙 속도(weaving speed), 용접전류(I), 이송속도(Vs), 용접전압(V)을 용접공정변수로 두었다. 비드의 형상은 이 용접공정변수에 따라 변화하게 된다.

용접공정변수와 이에 대응하는 비드형상의 상관관계를 규명하는데는 인공신경회로망을 이용하였다. 인공신경회로망(artificial neural networks)이론은 생체의 신경조직(biological nerve system)을 단순화시킨 모델에 기초를 두며 많은 서로 연결된 기초연산자(elementary processor)들로 이루어진다. 이러한 기초연산자들은 단지 간단한 계산능력만 가지고 있지만 서로 유기적으로 연결되어 있으므로 입력신호(input)와 출력신호(output) 사이의 복잡한 함수관계(mapping)를 구현시킬 수 있다. 특히 이 함수관계가 심한 비선형 특성을 가질 때 상당히 효과적으로 인공신경회로 이론을 적용할 수 있을 것으로 알려져 있다. 본 연구에서 사용된 인공신경회로망은 범용으로 널리 사용되는 semi-linear feedforward net로서 실제 용접공정에서 실시간 측정이 불가능한 이면 비드의 형상을 용접도중 측정된 용접공정변수를 입력패턴으로 하여, 생산단계(production stage)에서 추정하는 추정기법이다.

인공신경회로망을 구성하여 운용하는 방법은 크게 학습단계(learning or training stage)와 생산단계(production stage)로 나누어진다. 학습단계(learning stage)에서는 일련의 입출력패턴이 공급되고 이에 따라 인공신경회로에서 함수관계(mapping)가 규명된다.

주어진 입력패턴으로 출력패턴이 계산된 후 실제 주어진 출력패턴과의 오차에 따라 각각의 함수의 가중치(weight)가 training algorithm에 따라 조절되며 학습이 계속된다. 오차가 허용범위내에 들어오면 학습이 종료되고 인공신경회로는 현재의 입출력사이의 함수관계를 기억한다. 생산단계에서는 위에서 계산된 mapping characteristics를 이용하여 새로 유입된 입력패턴으로 부터 원하는 출력패턴이 계산된다. 본 연구에서는 학습단계에서 오차가 줄어드는 방향으로 반복학습이 가능한 인공신경회로망의 피이드백(feedback)학습 algorithm인 generalized delta rule을 사용하였다.

본 연구에서는 학습단계에서 실험을 통하여 얻어진 용접공정변수인 위빙 폭(Ww : weaving stroke), 위빙 속도(Ws : weaving speed), 용접전류(I), 이송속도(Vs), 용접전압(V)을 input pattern으로 하고 각 경우에 해당하는 비드폭(W), 비드높이(H), 비드깊이(D)를 output pattern으로 하여 인공신경회로망이 반복적으로 이들 사이의 관계를 오차가 줄어드는 방향으로 학습을 진행하여 모델을 구한다. 또한 역으로 비드의 형상을 input pattern으로 하고 용접공정변수를 output pattern으로 하여 신경회로망으로 구성된 inverse 모델을 구한다. 작업자가 원하는 비드형상(폭, 높이, 깊이)을 input pattern으로 하여 인공신경회로망을 통해 규명된 inverse model을 이용하여 적정 용접조건을 찾게 된다. 마지막으로 이 용접조건 대로 실험하여 얻은 실측치와 원래 원하는 비드형상의 오차를 비교함으로써 모델에 근거한 비드형상의 제어성능을 검증한다.

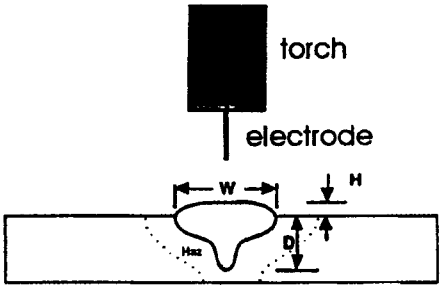


Fig 1. Bead geometry

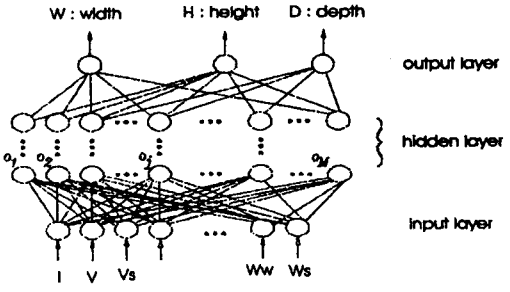


Fig 2. Schematic diagram of neural network model for GMAW

3. 용접실험

본 연구에서는 Transistor Inverter 제어방식의 정격출력 DC 350A, 36V인 용접전원을 사용하는 CO2/MAG 용접기를 사용하여 bead on plate 방식으로 실험하였다. 이때 용접기의 토치는 weaving 장치에 고정시켜 놓았고, 용접시편을 DC Servo Motor와 ball-screw 이송장치로 구동되는 X-Y Table에 설치하여 용접중 외부요인에 의한 토치의 진동을 최소화하였다. 또한 용접속도를 DC Servo Motor의 속도를 조절하여 변화시켰다. 용접시편은 일반 구조용 압연강판(K.S.D.3504)으로써 폭 100㎜, 두께 12㎜, 길이 300㎜로 가공하여 사용하였다. 표 1에는 사용한 시편의 성분과 기계적 성질을 나타내었다. 그림 3은 본 연구에서 구성한 실험장치의 간략도가 도시되어 있다.

용접전류는 홀센서를 사용하여 측정하였다. 전 용접시간동안의 전류 파형을 메모리 오실로스코프에 저장한 뒤, 용접시작 10초 후부터 15초동간의 파형을 평균하여 용접전류값을 구하였다. 용접전압은 28V로 일정하게 고정시켜 사용하였다. weaving speed 및

weaving stroke는 Bug_O Systems사의 Speed Weaver II를 사용하여 각각을 변화시키면서 실험하였다. 마지막으로 용접속도는 용접기 토치를 weaving 장치에 고정하고 작업테이블을 DC servo motor로 제어함으로써 토치가 이동하는 효과를 주었다.

Size×Length	Chemical Composition (%)					Mechanical properties		
	C ×100	Si ×100	Mn ×100	P ×1000	S ×1000	Y.P kg/㎟ Psi	T.Skg/㎟ Psi	Elong (%)
100×12	0.19	0.15	0.30	0.03	0.03	25	44	24

Table 1. Chemical composition of specimen

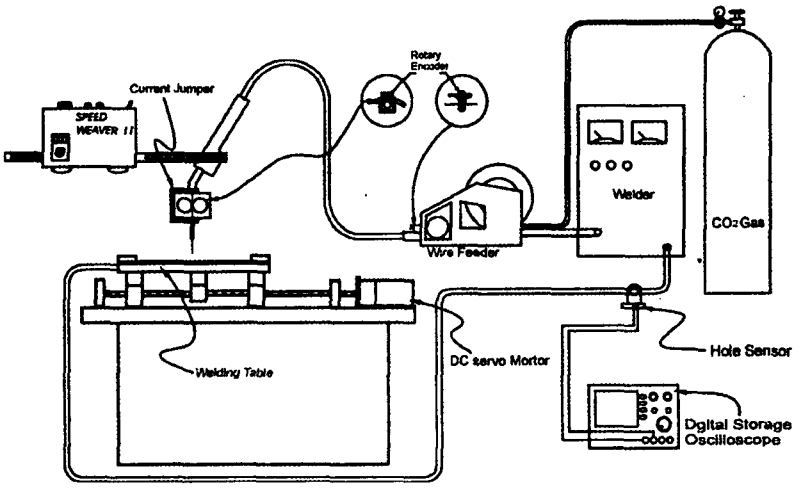


Fig 3. Diagram of GMA Welding Experimental System

4. 결과 및 분석

다음은 위빙을 수행하며 bead on plate 방식으로 용접할 때, 용접공정변수와 비드형상 간의 모델을 인공신경회로망을 이용하여 구하기 위한 실험결과와 임의의 비드형상을 얻기 위한 용접조건을 그 inverse model로 구해서 모델을 검증하는 실험결과이다.

그림 4(a)는 이송속도에 따른 비드의 폭, 높이, 깊이의 변화를 나타낸 그래프이다. 전압은 280A, 전압은 28V, weaving stroke는 9.3㎜로 설정하여 놓고 실험하였다. 폭(W), 높이(H), 깊이(D)는 이송속도가 증가할수록 감소한 것을 실험을 통해 알 수 있었다. 그림 4(b)는 weaving stroke에 따른 비드형상의 변화를 나타낸 그래프이다. 용접조건은 전류 250A, 전압 28V, 이송속도 302㎜/min 로 설정하였다. 폭(W)은 weaving storke가 증가할수록 증가하지만, 높이(H), 깊이(D)는 weaving stroke가 증가할수록 감소한다는 것을 실험을 통해 알 수 있었다.

그림 5(a), (b)는 인공신경회로망을 이용하여 용접공정변수와 비드 형상사이의 상관관계를 추정한 결과를 도시하였다. 그림 5(a)는 인공신경회로망의 input pattern으로 전류, 전압, 위빙폭(weaving stroke), 위빙속도(weaving speed)를 사용하였다. 비드 형상의 추정오차가 4% 미만인 것을 알 수 있다. 그림 5(b)는 인공신경회로망의 input pattern으로 비드형상인 폭(W), 높이(H), 깊이(D)를 사용하였다. 그래프를 통해서 알 수 있듯이 비드

형상에 대한 error율이 4%미만으로 정확하게 용접조건을 추정하였다.

그림 6은 원하는 비드형상을 얻기 위한 용접조건을 인공신경회로망 모델로 구한 뒤, 그 조건으로 실험을 하여 실측한 비드형상과 원했던 비드형상의 오차를 나타내었다. 원했던 비드형상과 실측한 비드형상의 오차는 대부분 10%미만으로 추정되었다.

5. 결론

GMA 용접에서 위빙을 할 때 용접공정변수와 비드형상의 관계를 규명하는 것이 본 연구의 목적이며 다음과 같은 결론을 내릴 수 있었다.

첫째, 용접 이송속도가 증가할수록 비드의 폭(W), 높이(H), 깊이(D)는 감소한다는 것을 알 수 있었다.

둘째, 위빙폭(weaving stroke)이 증가할수록 비드의 폭은 증가하지만, 높이, 깊이는 감소한다는 것을 알 수 있었다.

셋째, GMA 용접에서 위빙을 할 때 용접공정변수에 대한 비드형상 및 비드형상에 대한 용접공정변수를 인공신경회로망 모델을 통해 정확히 구할 수 있었다.

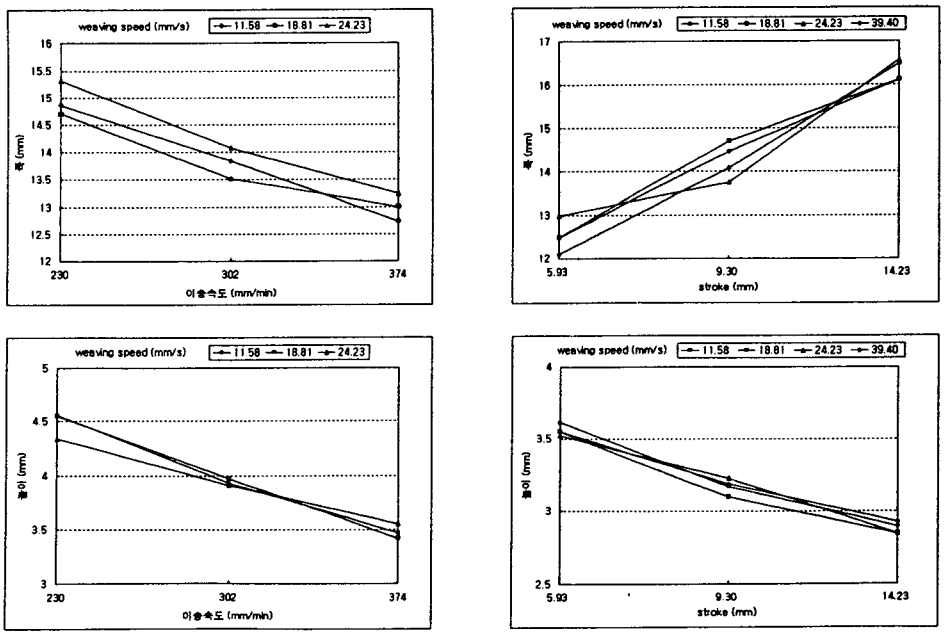
넷째, 인공신경회로망 모델을 통해 원하는 비드형상에 대한 용접조건을 찾을 수 있었고 이를 실험적으로 검증하므로서 위빙이 수반되는 GMA용접에서 비드형상을 제어할 수 있는 방법을 제시하였다.

참고문헌

1) AWS : "Welding Handbook", 1991, pp110~155

2) 김원훈, 나석주 : "용접 아크 및 용융 풀의 유동을 고려한 용접부 수치 해석", 대한용접학회지 15권 1호, pp26~35

3) 임태균, 조형석, 부광석 : "신경회로를 이용한 GMA 용접 공정에서의 용융지의 크기 제어", 대한용접학회지 12권 1호, pp59~72



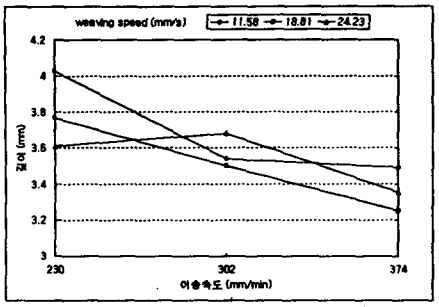


Fig 4(a) Bead shape v.s. travel speed

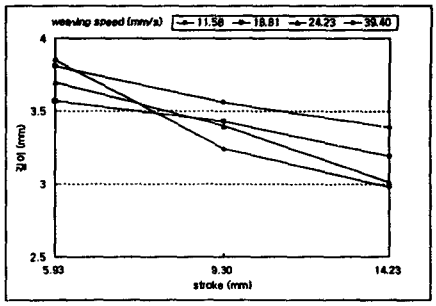


Fig 4(b) Bead shape v.s. weaving stroke

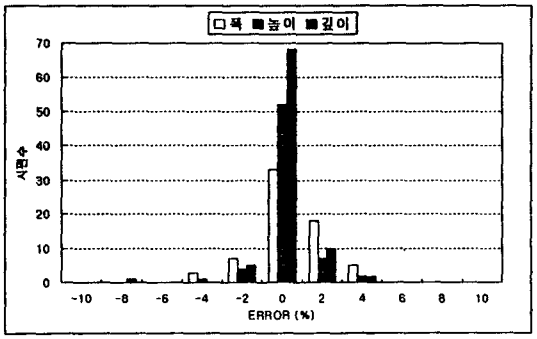


Fig 5(a) Error distribution of training phase using neural network model

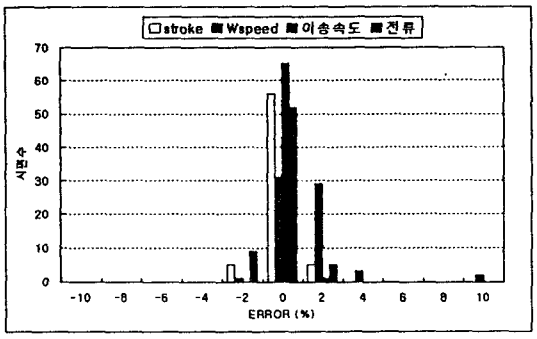


Fig 5(b) Error distribution of training phase using inverse neural network model

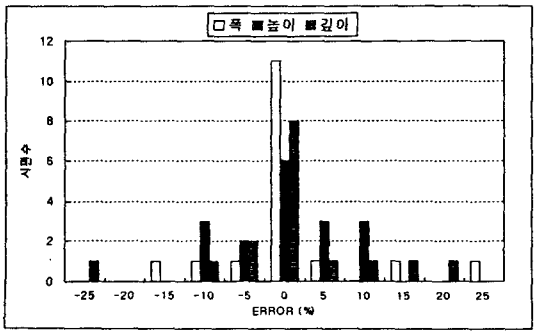


Fig 6. Error distribution of bead geometry control by inverse neural network model