

GMA 용접의 윗면 비드폭 선정을 위한 최적 공정변수들

김일수*, Prasad⁺, 전광석⁺⁺

(논문접수일 2002. 5. 6, 심사완료일 2002. 7. 16)

Optimal Process Parameters for Achieving the Desired Top-Bead Width in GMA welding Process

Ill-Soo Kim*, Prasad⁺, Chon Kwang Suk⁺⁺

Abstract

This paper aims to develop an intelligent model for predicting top-bead width for the robotic GMA(Gas Metal Arc) welding process using BP(Back-propagation) neural network and multiple regression analysis. Firstly, based on experimental data, the basic factors affecting top-bead width are identified. Then, BP neural network model and multiple regression models of top-bead width are established. The modeling methods and procedure are explained. The developed models are then verified by data obtained from the additional experiment, and the predictive behaviors of the two kind of models are compared and analysed. Finally the modeling methods, predictive behaviors and the advantages of each models are discussed.

Key Words : Multiple Regression; BP Neural Network, GMA Welding Process; Process Parameter, Bead Geometry

1. 서론

최근 기계공업에 용접이 차지하고 있는 비중은 점점 증가하고 있으며, 기계가공, 조립, 제작 등의 모든 공정에서 용접은 빼놓을 수 없는 필수적인 공정이 되고 있다. 초기에 용접자동화는 주로 생산공정에 유연성을 부여하기 위하여, 아날로그 방식을 이용하였으나, 생산라인의 자동화를 구

현하기 위하여 현재는 디지털 방식을 선택하고 있다. 또한 개발된 시스템은 대부분 개루프(open loop) 제어에 의존한 관계로, 용접경로, 아크전압, 용접전류, 용접속도와 같은 공정변수 선정은 전적으로 작업자에 의존하고 있다. 아크 용접공정의 자동화를 위한 모델개발에 관한 연구가 많이 이루어지고 있지만, 용접공정 변수들과 비드크기의 상관관계가 비선형인 관계로 모델개발에 많은 어려움이 있다⁽¹⁾.

* 주저자, 목포대학교, 기계선박해양공학부 (ilsookim@mokpo.ac.kr)

주소: 534-729 전남 무안군 청계면 도림리 61번지, Tel: 061-450-2416

+ School of Mechanical, Manufacturing and Medical Engineering Queensland University of Technology

++ 목포기능대학, 자동화시스템과

Doherty et al.⁽²⁾은 GMA용접을 이용하여 공정변수와 비드형상 관계를 연구하였으며, Raveendra와 Parmar⁽³⁾은 CO₂ 아크용접 방법을 이용하여 비드형상 및 크기를 예측할 수 있는 수학적 모델에 관한 연구를 수행하였다. Chandel⁽⁴⁾은 최초로 요인실험(factorial experiment) 방법을 GMA용접공정에 적용하였으며, 공정변수와 bead-on-plate 비드형상과의 관계를 연구하였다. 또한 그는 용접전류가 비드형상에 가장 크게 영향을 미치고, 실험결과로부터 개발된 수학적 모델은 정확하게 비드형상을 예측할 수 있다고 주장하였다. Cook et al.⁽⁵⁾은 신경회로망을 이용하여 용접공정 모델 개발 및 비드크기 예측하는 방안을 최초로 제시하였다. 용접전류, 아크전압, 토치 이송속도 및 전극선 공급속도를 신경회로망의 입력으로 사용하고, 비드크기 값들을 신경회로망의 출력으로 하여 사상(mapping)관계를 학습한 후 비드크기를 예측하였다. Kim⁽⁶⁻⁷⁾은 신경회로망을 이용하여 공정변수들(와이어직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량)과 비드형상들(비드폭, 비드높이, 용입깊이, 비드면적)의 관계 및 용접잔류응력 예측을 연구하였으며, 실험식에 의하여 계산된 값과 실험결과를 비교·분석하여 용접작업에서의 최적의 공정변수를 선정하였다. 하지만 현재까지 다층 맞대기 용접(butt welding)에서 용접품질과 관련된 비드크기에 따른 최적의 용접조건 예측에 관한 연구가 전무한 실정이다.

본 연구는 GMA 용접공정을 보다 현실적인 제어시스템의 설계 및 공정변수의 최적화를 달성하기 위하여 부분 요인실험을 이용하여 고장력강 판재(BV-AH32)에 용접실험을 하였다. 실험결과를 이용하여 용접공정 변수들(아크전압, 용접전류, 용접속도, 용접층)과 윗면 비드폭 상관관계 및 용접공정 변수들이 윗면 비드폭에 미치는 영향에 대하여 고찰하였다. 또한 최적의 용접조건을 선정하기 위하여 상업용 통계프로그램(SAS)을 이용하여 회귀방정식(직선 및 곡선 방정식)을 개발하고, MATLAB 프로그램을 이용하여 BP 신경회로망 모델을 개발한다. 마지막으로 추가실험을 통하여 임의의 공정변수에 최적의 상부 비드폭 예측을 통하여 개발된 모델들을 비교·분석하였으며, 최적의 모델을 선정하였다.

2. 실험 준비 및 방법

용접공정의 자동화에 필요한 모델링은 공정제어 분석 및 적절한 공정변수 선정이며, 일반적으로 많은 실험이 요구된

Table 1 GMA welding parameters and limits

Parameter	Unit	Symbol	Low	High
Arc Voltage	Volt	V	23	28
Welding current	Amps	A	170	270
Welding speed	Cm/min	S	12	50
Number of layer		P	2	4

다. 하지만 최상의 실험준비는 최소 실험을 통하여 비용을 절감하고, 각 변수들 사이의 상관관계에 관한 정보들을 제공할 수 있어야한다. 실험준비에 관한 많은 이론들이 개발되어 사용되고 있지만, 부분 요인실험 방법이 가장 보편적으로 사용되고있다. 따라서, 본 연구에서는 위 방법을 선정하였다. 본 실험에 입력요소는 아크전압, 용접전류, 용접속도, 용접층이고 출력요소는 윗면 비드폭을 선정하였다. Table 1은 맞대기 GMA 용접공정의 공정변수의 실험 Level과 한계를 나타낸다.

용접 변수들에 대한 최적 용접조건 설정을 위하여 실험에 사용된 시험편은 150×200mm×12mm의 BV-AH32(KR-RA32,ABS-AH32) 고장력강 판재로서 현재 선박구조물에 주로 사용되고 있다. 용접자세는 아래보기(flat)자세로 용접할 수 있도록 시험편을 밀링으로 두께등을 고려하여 개선각의 각도는 60°로 설정하였다. 용접 시험편 가공은 휨이나 변형을 방지하기 위하여 프레스를 사용하여 전단한 후 밀링머신으로 마무리 작업을 한다. 본 연구에 사용된 시험편 재료의 화학적 성질은 Table 2에 나타내었다. 실험에 사용한 용접봉은 고려용접봉(주) 고장력강용인 Solid SM-70 6type이고, 직경은 1.2mm로 선정하였다. 보호가스는 Ar 80%, CO₂ 20%를 사용하였으며, 팁 높이는 15mm, 토치각도는 90°로 용접하기 전에 시험편의 밀면에 140(A)×20(V)×22cm/min 용접조건으로 가접 하였다.

실험은 대우중공업의 6축 로봇(ABB1500) 및 GMA 용접기를 이용하였으며, 실험에 사용된 시험 준비는 Fig. 1에서 보는바와 같으며, 표면의 녹, 스케일, 산화물 등 이물질이 용접결합의 원인이 되지 않도록 stainless wire-brush 및 sand paper로 깨끗이 닦아낸 후 용접을 수행하였다.

Table 2 Chemical composition of BV-AH 32 steel

Si(wt.%)	C(wt.%)	S(wt.%)	P(wt.%)	Mn(wt.%)
0.41	0.09	0.011	0.012	1.10

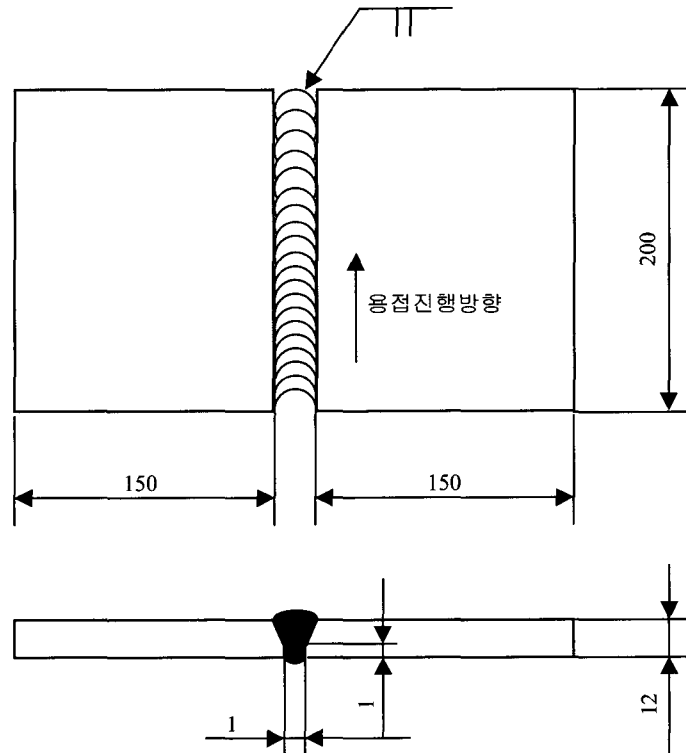


Fig. 1 Configuration of specimen for multi-pass butt welding

먼저, 용접하고자 하는 시편을 지그로 고정한 다음, 먼저 용접실험을 통하여 용접을 실행을 실시하고, UT 및 RT 등의 용접검사를 수행하여 용접조건을 검증한 다음, 용접조건으로 부여하였다. 실험디자인에서 선정된 각 용접공정 변수값(패스, 아크전압, 용접전류, 용접속도)들을 프로그램 유닛(program unit)을 이용하여 로봇 용접기에 차례대로 입력시킨 다음에 로봇을 이용하여 용접을 실시한다. 용접선의 변화는 3pass까지는 일반적인 1pass 형태를 취했으며, 4pass의 경우, 2번째 pass까지는 한 개의 층이며 3번째 및 4번째 pass는 겹치기 형태로 용접하였다. 새로운 공정변수값을 프로그램 유닛을 이용하여 재 프로그램화하고 계속하여 용접을 반복 수행한다. 윗면 비드폭을 측정하기 위해 용접시편의 가로측을 중간 부분에서 wire cutting machine을 사용하여 자르고 양면을 연삭 후에 폴리싱(polishing) 작업을 한다. 윗면 비드폭을 나타내기 위하여 HNO₃ 3% + H₂O 97% Nital 용액을 이용하여 에칭 처리한다. 시험편 양쪽의 에칭된 면을 배울 10배의 광학 현미경 및 profile projector로 사진 현상하여 스캐닝 후 컴퓨터를 이용하여 윗면 비드폭을

측정한다. 실험의 결과는 로봇 GMA 용접의 다층 맞대기 용접시 공정변수들이 윗면 비드폭에 미치는 영향을 분석하고, 용접자동화에 필요한 수학적 모델개발에 적용하였다.

3. 실험 결과 및 고찰

3.1 회귀분석모델 개발

주어진 윗면 비드폭 크기에 최적의 용접조건 선정을 위한 모델개발을 실험결과를 이용하였다. 최적의 용접조건 선정을 위한 수학적인 모델개발은 주어진 윗면 비드폭 크기를 얻기 위한 공정변수들을 각각 콤비네이션 함으로 달성할 수 있다. 4가지의 용접변수를 가지고 응답변수(y)는 윗면 비드폭 크기를 나타내는 변화함수로서 다음과 같이 나타낸다.

$$y = f(P, A, V, S) \quad (1)$$

여기서 P은 패스수, A은 용접전류, V은, 아크전압, S은 용접속도를 각각 나타낸다.

Table 3 Analysis of variance tests for mathematical models for top-bead width

Number of equation	Stand error of estimate	Coefficient of multiple correlation	Coefficient of determination (%)
2	0.993	0.987	97.9
3	0.989	0.979	96.6
4	0.969	0.939	90.3
5	0.958	0.918	86.8
6	0.881	0.776	64.1
7	0.805	0.648	43.7

윗면 비드폭 크기에 4개의 용접변수 영향과, 입력 및 출력변수와의 상관관계를 연구하기 위하여 수학적 방정식을 개발하고, 개발된 방정식의 적정성을 고찰하였다. 먼저 실험결과를 이용하여 비드폭을 예측하고, 입력계수들과 비드폭 사이의 상호관계를 조사하기 위하여 평균통계 컴퓨터 프로그램 SAS를 이용하여 직선방정식과 곡선방정식을 실험결과로부터 다중회귀분석(multiple regression analysis) 같은 기본적인 통계적 방법을 이용하여 개발하였다. 또한 각각 용접변수의 중요성을 평가하고, 용접변수들 사이에 어떤 상호영향이 있는지를 검사하기 위하여 각각 상수에 용접변수 영향을 평가하는 시차분석(ANOVA)을 이용하였다. 마지막으로 멀티플 상관관계와 Fisher's-ratio 1% 레벨모델의 중요성을 분석하기 위하여 이용하였다.

실험디자인에 이용된 공정변수와 상수를 이용하여 패스 변화(2 pass, 3 pass, 4 pass)에 따라 윗면 비드폭을 계산할 수 있는 곡선 및 직선방정식을 개발하였으며 다음과 같다.

For 2 패스

$$W_T = -33.292 - 0.105A - 0.405 S_2 + 3.25V \quad (2)$$

$$W_T = 10^{-2.446} A^{-2.093} S_2^{-0.435} V^{6.51} \quad (3)$$

For 3 패스

$$W_T = 26.108 + 0.542 S_2 - 0.233 S_3 - 0.735V \quad (4)$$

$$W_T = 10^{2.906} V^{-2.18} S_2^{1.275} S_3^{-0.333} \quad (5)$$

For 4 패스

$$W_T = 84.765 + 0.392A - 0.651 S_4 - 4.889V \quad (6)$$

$$W_T = 10^{3.261} A^{4.728} S_4^{-0.884} V^{-8.238} \quad (7)$$

S₁ : 1 pass의 용접속도, S₂ : 2 pass의 용접속도

S₃ : 3 pass의 용접속도, S₄ : 4 pass의 용접속도

개발된 수학적 모델의 정확성을 점검 및 분석하기 위하여 분산분석(variance technique)을 이용하였으며, Table. 3은 위에서 개발된 방정식들의 산출표준오차(standard error of estimate), 복합상관계수(coefficient of multiple correlation) 그리고 결정계수(coefficient of determination)를 나타낸다. 2 패스 및 3 패스의 직선 및 곡선 방정식(2~5)의 복합상관계수는 4 패스 직선 및 곡선 방정식(6~7)의 복합상관계수보다 높다는 것은 Table. 3에서 알 수 있었다. 하지만 개발된 직선 및 곡선방정식을 이용하여 4 패스 제어 알고리즘 적용에 한계가 있음을 알 수 있었다. 또한 Figs. 2~7은 실험으로 측정된 값과 개발된 직선 및 곡선 방정식을 이용하여 계산한 윗면 비드폭 크기를 산란 그래프(scatter graph)로 나타내고, 선형회귀 방법을 이용하여 플롯 점들의 최적의 선을 표시하였다.

3.2 역전파 신경회로망 예측기

임의의 윗면 비드폭에 최적의 공정변수 예측을 위한 BP 신경회로망 모델을 개발하기 위하여 많은 초기 실험과 훈련을 통하여 비교·분석하였으며, 은닉층 수는 컴퓨터 처리 시간을 고려하여 한개의 은닉층을 고려하였다. 따라서 본 연구에서는 3 개의 층(입력층, 은닉층 그리고 출력층)으로 구성된 BP 신경 회로망모델을 개발하였으며 Fig. 8에 나타난다. 앞에서 개발된 모델을 이용하여 4개의 용접변수들로부터 정확한 윗면 비드폭 크기를 예측하도록 신경회로망을 학습시킨다. 신경회로망의 입력으로는 4개의 용접변수들에 관한 정보가 제공되고, 이로부터 신경회로망 예측기는 윗면 비드폭 예측값을 계산하게 된다. 예측값이 실제 측정값과 차이가 있으면, 학습법칙에 의해 신경회로망 내부의 매개변수들을 조절하여 오차가 줄어들도록 학습시킨다. 초기에 임

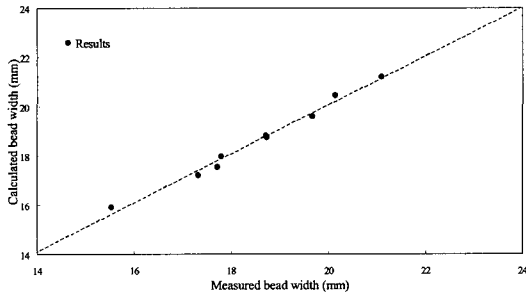


Fig. 2 Prediction for top-bead width using linear equation for 2 pass

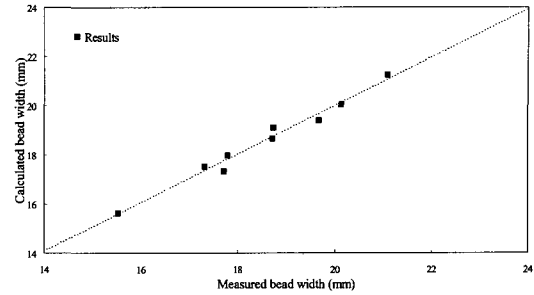


Fig. 3 Prediction for top-bead width using curvilinear equation for 2 pass

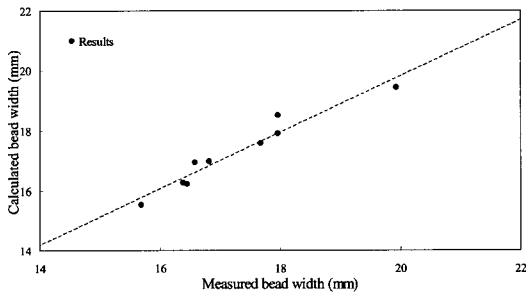


Fig. 4 Prediction for top-bead width using linear equation for 3 pass

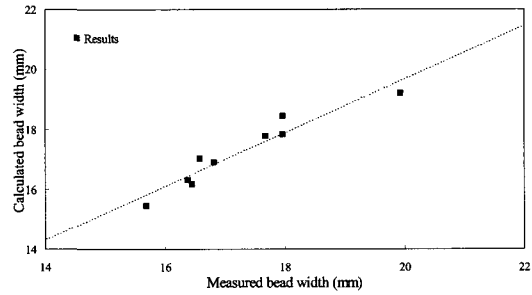


Fig. 5 Prediction for top-bead width using curvilinear equation for 3 pass

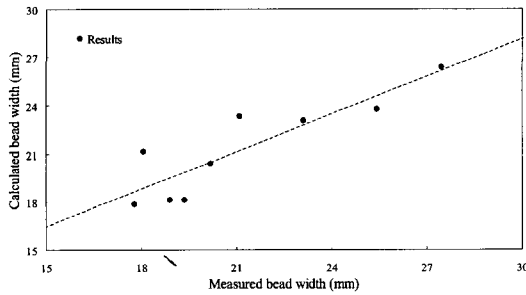


Fig. 6 Prediction for top-bead width using linear equation for 4 pass

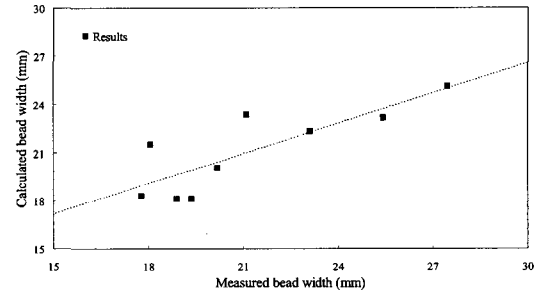


Fig. 7 Prediction for top-bead width using curvilinear equation for 4 pass

의 가중치와 바이어스 값을 주면, 공정변수들에 대하여 윗면 비드폭 값을 예측하고 목표 값과 비교한다. 오차가 줄어들도록 가중치와 바이어스 값 조절은 학습률을 사용하며, 이러한 가중치와 바이어스의 조절과정은 오차가 원하는 범위 이내로 줄어들거나, 학습반복 횟수가 주어진 횟수에 도달할 때까지 반복하게 한다.

위에서 개발된 BP 학습 및 예측 알고리즘을 개발하였으

며, 본 프로그램은 상업용 Matlab를 이용하여 모델을 개발하였다. 앞에서 개발한 BP 신경회로망 모델을 이용하여 4개의 입력 값과 1개의 출력 값으로 총 9개의 맞대기 용접공정 시험편의 데이터를 인공신경 회로망 시스템에 학습시켰다. 예측기의 은닉층은 1층이며, 절점수의 경우, 32, 40, 60, 72로 실험을 수행하여, 40인 경우가 최대한 수렴하여 절점의 수를 40개로 설정하였다. 또한, 학습률은 0.5, 관성률

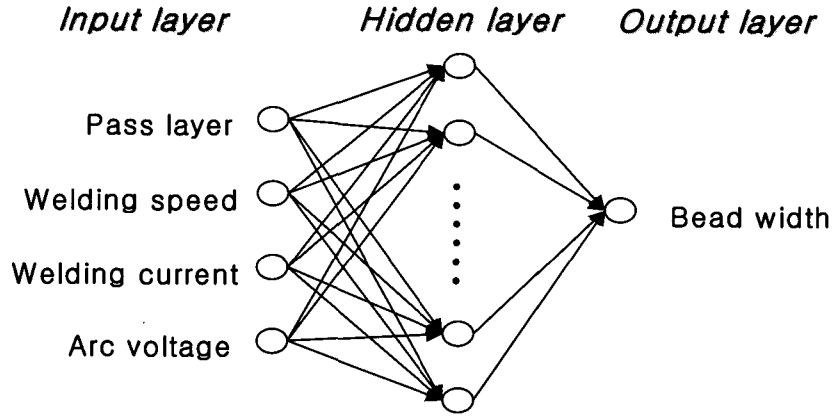


Fig. 8 Optimal BP neural network architecture for predicting top-bead width

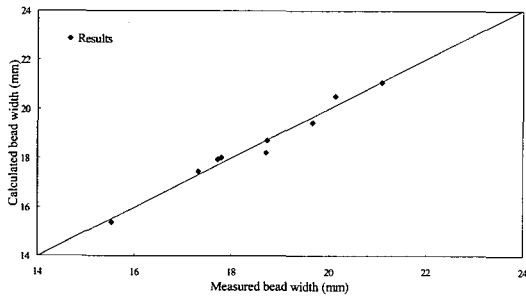


Fig. 9 Prediction for top-bead width using BP neural network for 2 pass

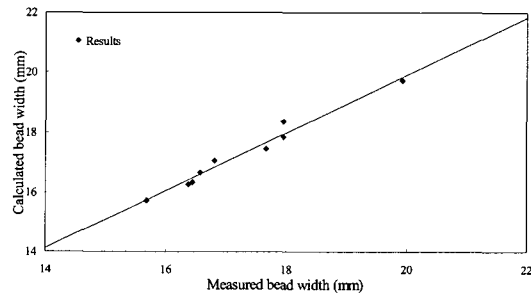


Fig. 10 Prediction for top-bead width using BP neural network for 3 pass

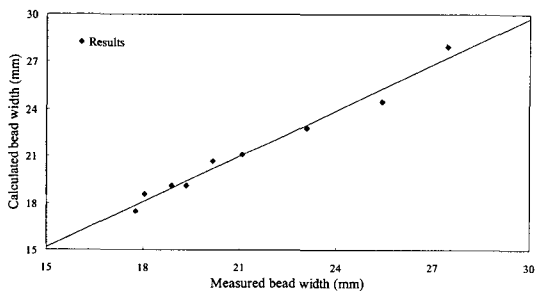


Fig. 11 Prediction for top-bead width using BP neural network for 4 pass

0.7이며, 최대 학습반복횟수는 200,000번으로 하였다. 개발된 BP 인공신경회로망 모델을 이용하여 윗면 비드폭을 비교·분석하기 위하여 BP 신경회로망 모델을 이용하여 예

측한 값과 실험에서 측정된 결과를 비교한 것을 각 패스 별로 Figs. 9-11에 나타냈었으며, 예측값과 측정값이 비교적 잘 일치함을 알 수 있었다.

3.3 최적의 모델선정

개발된 회귀 방정식(직선 및 곡선) 및 BP 신경회로망 모델의 정확성을 평가하고 최적의 용접조건 예측 모델을 선정하기 위하여 추가실험을 수행하였다. Table 4은 추가실험에 이용된 용접조건 및 윗면 비드폭의 크기를 나타낸다. Table 4를 이용하여 상업용 통계프로그램인 SPSS를 이용하여 개발된 선형방정식, 곡선방정식, 및 Matlab를 이용하여 개발한 BP 신경회로망 모델로 계산한 값을 실험결과와 비교·분석한 결과를 Fig. 12에 나타내었다. 2 패스 및 3 패스의 경우, 윗면 비드폭에 대한 선형방정식, 곡선방정식 및 BP 신경회로망 모델은 상당한 정확한 결과를 보여주고

Table 4 Process parameters and results for the additional experiment

Number	Pass no.	Welding current	Welding speed 1	Welding speed 2	Welding speed 3	Welding speed 4	Arc voltage	Bead width
1	2	250	26	26			27	17.74
2	2	200	22	18			25	19.23
3	3	250	34	34	34		27	16.70
4	3	200	27	27	22		25	17.77
5	4	250	37	37	45	45	26	24.48
6	4	200	28	28	33	33	24	22.87

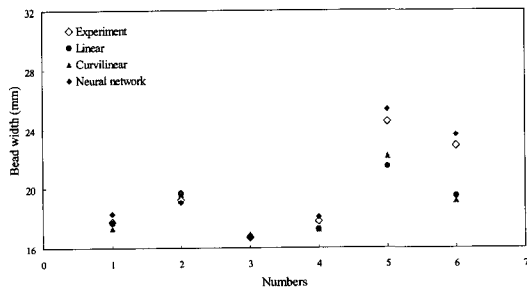


Fig. 12 Comparison of top-bead width between the calculated and measured

있음을 Fig. 12로부터 알 수 있었다. 하지만 4 pass 경우, 개발된 직선 및 곡선의 방정식을 이용하여 예측한 결과와 실험결과에는 Table 3에서 확인했던 바와 같이 상당한 오차가 존재한다. 하지만, BP 신경회로망 모델은 4 pass 경우에서 예측값과 실험값이 잘 일치함을 알 수 있었다. 따라서 각 패스별 윗면 비드폭의 예측은 BP 신경회로망의 모델이 상당히 우수함을 알 수 있었고, 용접공정의 자동화나, 제어 모델로 이용될 수 있을 것으로 사료된다.

4. 결론

회귀분석법 및 BP 신경회로망을 이용하여 다층 맞대기 용접공정 자동화에 필요한 임의의 윗면 비드폭에 대한 최적의 공정변수 예측 및 제어할 수 있는 알고리즘을 개발하였으며 결론은 다음과 같다.

- (1) 윗면 비드폭은 4 개의 공정변수들(용접전류, 아크전압, 용접속도, 용접층)의 변화에 따라 변화됨을 실험결과로부터 알 수 있다. 또한 공정변수와 윗면 비드폭 상

관관계를 회귀분석법 및 BP 신경회로망을 이용하여 모델을 잘 구현할 수 있었다.

- (2) 실험결과로부터 개발한 모델들은 추가적인 실험을 통하여 공정변수와 윗면 비드폭의 상관관계를 연구할 수 있고, 윗면 비드폭을 상당히 정확하게 예측할 수 있었다. 또한 개발한 회귀분석 모델 및 BP 신경회로망 모델은 2패스 및 3패스 맞대기 용접공정에 적용할 수 있으나, 4 패스의 경우 직선 및 곡선방정식 이용에는 한계가 있었다. 하지만 BP 신경회로망 모델은 모든 패스에 잘 적응함을 보여주었다.
- (3) 용접의 윗면 비드폭 선정을 위한 알고리즘은 산업현장에서 균일한 윗면 비드폭을 보장하기 어려운 부분에 효과적으로 제어함으로, 안정된 용접결과를 얻을 수 있는 용접의 실시간 예측 및 제어 시스템 그리고 전문가 시스템의 구성에 가장 효과적인 수단으로 이용될 것으로 예상된다.

참고 문헌

- (1) H. Fujimara, E. Ide, E. and H. Inoue, "Estimation of contact tip-workpiece distance in gas shielding metal arc welding", Welding international, No. 6, pp. 522~528, 1988.
- (2) J. Doherty, T. Shinoda and J. Weston, "The relationships between arc welding parameters and fillet weld geometry for MIG welding flux cored wires", The Welding Institute Report 82/1978/PE, 1978.
- (3) J. Raveendra and R. S. Parmer, "Mathematical models to predict weld bead geometry for flux cored arc welding", Metal Construction, Vol. 19, No. 2, pp.

- 33R-35R, 1987.
- (4) R. S. Chandel, "Mathematical modelling of gas metal arc weld features", Proceedings of the Fourth International Conference on Modeling of Casting and Welding Processes, pp. 109~120, 1988.
- (5) G. E. Cook, K. Andersen and R. J. Barrett, "Keynote address : Feedback and adoptive control in welding", Proceeding of the 2nd International Conference on Trends in Welding Research, pp. 891~903, 1989.
- (6) 김일수, "GMA 용접에 최적의 용접비드 형상을 예측하기 위한 수학적 모델개발", 大韓接學會誌, pp. 118-s~185-s, 1990.
- (7) 차용훈, 김일수, 김하식, 이연신, 김덕중, 성백섭, 서준열, "신경회로망을 이용한 용접잔류응력 예측에 관한 연구", 韓國工作機械學會誌, pp. 89~91, 2000.