

RP를 이용한 용접비드 형상예측 시스템 개발에 관한 연구 A study on development of the system for prediction of bead geometry using Rapid Prototyping

손 준 식*, 김 일 수**, Prasad K.D.V. Yarlagadda***, 박창언**, 성백섭**, 이진구*, 정호성*

*목포대학교 대학원 기계공학과

**목포대학교 기계선박해양공학부

***School of Mechanical, Manufacturing and Medical Engineering,
Queensland University of technology

Abstract

Generally, the use of robots in manufacturing industry has been increased during the past decade. GMA(Gas Metal Arc) welding is an actively growing area and many new procedures have been developed for use with high strength alloys. One of the basic requirement for welding applications is to study relationships between process parameters and bead geometry.

The objective of this paper is to develop a new approach involving the use of neural network and multiple regression methods in the prediction of bead geometry for GMA welding process and to develop an intelligent system that enables the prediction of bead geometry using Rapid Prototyping(RP) in order to employ the robotic GMA welding processes. This system developed using MATLAB/SIMULINK, could be effectively implemented not only for estimating bead geometry, but also employed to monitor and control the bead geometry in real time.

1. 서론

최근에 국내에서 용접은 3D 업종 중의 하나로 열악한 작업환경 때문에, 아크용접을 위해서 숙련된 작업자를 구하기가 어려운 실정이며 현장에

서 젊은 용접작업자는 보기 힘들고 대부분의 용접작업자는 중년이상이다. 따라서 머지않아 국내 많은 기업들은 인력 부족난을 우려하고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 로봇을 이용한 용접공정을 자동화시켜야만 하고, 현재 이에 대한 많은 연구가 수행되어지고 있다¹⁻²⁾.

로봇 GMA 용접부의 품질은 자체의 외관뿐만 아니라 내구성과 안전성에 영향을 미치므로 용접부의 재질과 형상에 따른 최적의 용접조건하에서 용접을 수행하여야 한다. 또한 비드형상에 영향을 미치는 공정변수들과의 상관관계 및 인텔리전트 시스템 개발이 요구된다³⁻⁴⁾. 이러한 시스템을 이용하여 공정변수들의 적절한 선정을 통하여 용접부에서 요구되는 최적의 용융지가 형성되며, 용접 후에 비파괴검사에서 발견되면 용접부 결함을 방지함으로써 검사와 보수에 드는 비용을 절감할 수 있다. 따라서 공정변수와 비드크기의 상관관계에 대한 연구를 통하여 임의의 비드형상에 대한 최적의 공정변수들을 예측할 수 있는 시스템 개발은 용접공정 자동화에 필수적인 요인이라 할 수 있다.

본 연구는 GMA 용접공정에서 용접 중 발생하는 여러 가지 외란의 영향을 최소화하고 최적의 비드형상을 예측할 수 있는 인텔리전트 시스템을 개발하고자 한다. 이러한 목표를 달성하기 위하여 3³요인사험(factorial design)방법을 이용하여 bead-on-plate 방법으로 실험을 실시하였다. 실험

결과를 이용하여 상업용 통계프로그램(SPSS)을 이용하여 수학적 모델(직선방정식 및 곡선방정식)을 개발하고, 학습속도가 빠른 Levenberg-Marquardt backpropagation⁵⁾ 학습 알고리즘을 이용하여 신경회로망 모델을 개발하였다. 수학적 모델 및 신경회로망을 기초로 상업용 컴퓨터 프로그램인 MATLAB/SIMULINK를 이용하여 인텔리전트 시스템을 개발하였다. 또한 추가 실험을 통해 얻은 비드형상과 개발된 인텔리전트 시스템을 이용하여 예측한 비드형상을 비교·평가함으로써 용접비드 형상 예측용 시스템의 성능을 평가하였다.

2. 실험방법

본 실험은 3³요인사험 실험방법을 기초로하여 용접이 가능한 범위내에서 최소의 컴비네이션(combination)과 상호작용의 영향을 고려하여 실험준비 하였다. Fig. 1은 용접품질에 중요한 영향을 미치는 입력변수와 출력변수를 나타낸다. 입력변수들은 용접전류, 아크전압, 용접속도이며, 용접전류는 150, 180, 210 Amp, 아크전압은 27, 28.5, 30 Volt이며, 용접속도는 28, 33, 38 cm/min을 사용하였다.

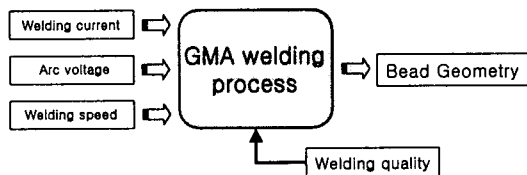


Fig. 1 Input and output parameters of the GMA welding process

보호가스는 Ar 80% + CO₂ 20%를 사용하였으며, contact tube의 선단으로부터 모재(base metal)까지의 거리 CTWD(Contact Tube Work Distance)는 18mm를 선정하였고, 토치각도는 90°로 하였다. 실험을 위하여 로봇 GMA아크용접기는 6축 용접로봇(ABB1400)을 선택하고, 용접 시험편 가공은 힘이나 변형을 방지하기 위하여 프레스를 사용하여 전달한 후 밀링머신으로 마무리 작업을 하였다. 실험에 사용된 시험편은 200×70×12mm

두께의 SS400 일반구조용 압연강재로서 시험편에 용접하고자 하는 평면은 표면의 녹, 스케일, 산화물 등 이물질이 용접결함의 원인이 되지 않도록 stainless wire-brush 및 sand paper로 깨끗이 닦아내었다.

시험편을 용접지그에 위치한 다음, 실험디자인에서 선정된 공정변수를 프로그램 유니트(program unit)를 이용하여 로봇에 입력시킨 후 로봇을 이용하여 용접을 실시하였다. 새로운 공정변수값은 프로그램 유니트를 이용하여 재 프로그램화하고 계속하여 용접을 수행하였다. 비드크기를 측정하기 위해 용접시험편의 가로측을 중간 부분에서 wire cutting machine을 사용하여 자르고 양쪽을 연삭 후 폴리싱(polishing)한 후, 비드크기를 나타내기 위하여 시험편 양쪽을 광택하고 HNO₃ 3% + H₂O 97% Nital 용액을 이용하여 에칭 하였다. 측정은 시험편 양쪽의 에칭된 면을 배율 10배의 광학 현미경 및 profile projector로 사진을 현상하여 스캐닝 후 컴퓨터에서 비드크기를 측정하였다. Fig. 2는 본 연구에 사용된 비드의 단면을 찍은 사진이다.



Fig. 2 Micro-photograph of a sectioned bead geometry

3. 실험결과 및 고찰

3.1 수학적 모델 개발

로봇 GMA용접에서 비드크기는 공정변수(용접전류, 아크전압, 용접속도)에 의하여 영향을 받는다는 것을 실험결과 및 Kim⁶⁾의 연구결과로부터 알 수 있었으며, 최적용접을 위한 수학적 모델 개발은 비드크기와 공정변수들과의 상호관계를 수학적 관계식으로 나타냄으로 달성할 수 있다고 kim et. al.^{7,8)}은 주장하였다. 따라서 응답변수

(Y)는 3개의 비드크기(비드폭, 비드높이, 용입깊이) 중 하나이며 다음과 같이 방정식으로 나타낸다.

$$Y = f(I, V, S) \quad (1)$$

여기서, I 는 용접 전류, V 는 용접 전압, S 는 용접속도를 나타낸다.

비드형상에 공정변수들 영향 및 입력과 출력변수 관계를 연구하기 위하여 수학적 선형 방정식을 개발하고, 개발된 모델을 이용하여 공정변수와 비드크기의 상관관계를 연구하였다.

McGlone과 Chardwick⁹⁾은 공정변수와 비드크기를 선형관계와 곡선관계로 가정하여 직선방정식과 곡선방정식을 도입하였으며 다음과 같이 나타냈다.

직선방정식:

$$Y = b_1 + b_2I + b_3V + b_4S \quad (2)$$

곡선방정식:

$$Y = b_1 I^{b_2} V^{b_3} S^{b_4} \quad (3)$$

여기서 b_1, b_2, b_3, b_4 는 상수이다.

식(2)의 해를 구하기 위하여 먼저 각각 공정변수의 중요성을 평가하고, 공정변수들 사이에 어떤 상호관계가 있는지를 검사하기 위해 각각 비드크기에 공정변수 영향을 평가하는 시차분석(ANOVA)방법을 이용하였다. 마지막으로 다중 상관계수와 Fisher's ratio의 1% 레벨 모델을 이용하여 각 변수들의 중요성을 분석하였다. 3개의 공정변수와 비드형상 사이의 상호관계를 비교·분석하기 위한 알고리즘 개발은 다중회귀분석(multiple regression analysis) 같은 기본적인 통계적 방법을 이용하였다. 이 분석을 위하여 상업용 컴퓨터 프로그램인 SPSS를 이용하였다.

3.2 신경회로망 모델 개발

일반적인 신경회로망을 이용하여 함수 근사법을 모델링하는 기법은 기본함수의 선정이 필요 없고 상관관계의 복잡성이 계산상에 영향을 주지

않으며 매우 복잡한 상관관계도 잘 표현해준다는 특징을 갖고 있다.

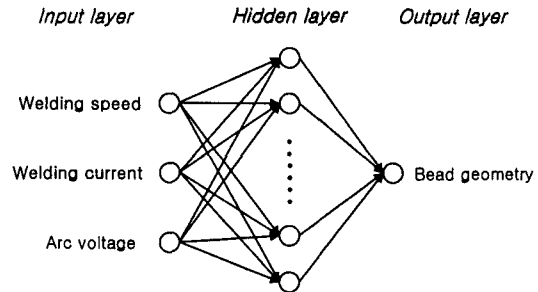


Fig. 3 The neural network used for predicting bead geometry

신경회로망을 이용하여 비드형상 예측모델을 실제예측에 사용하기에 앞서, 이러한 목적에 적합한 비드형상 예측모델을 구축하기 위해 신경회로망을 학습시킨다. 학습시킬 신경회로망의 구조는 Fig. 3과 같은 3개의 입력변수와 1개의 출력변수를 갖고 있는 구조로 하였다. 신경회로망의 설계는 다음과 같은 단계를 거쳤다. 먼저 신경회로망의 은닉층은 보통 최적화 문제에서 1개의 은닉층(hidden-layer)만으로도 충분히 정확한 예측을 구현하므로 1개를 사용하였으며, 은닉층 뉴런의 수는 8개로 하였다. 비선형함수는 tangential sigmoid 함수를 사용하고, 입력인자는 비드형상에 가장 영향을 미치는 용접전류, 용접속도, 아크전압의 3가지 인자를 사용하였다. 또한 모든 입력인자는 다음 식으로 정규화하였다.

$$\hat{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

여기서, x 는 입력변수, x_{\max} 는 입력변수의 최대값, x_{\min} 은 입력변수의 최소값이다.

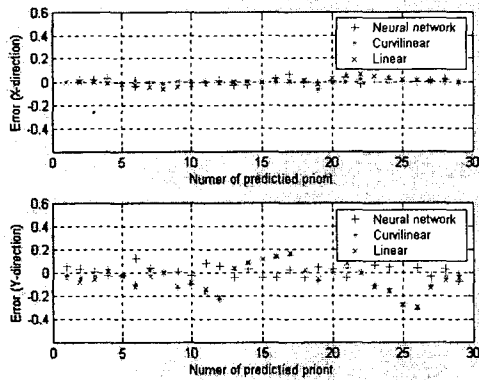
학습을 위해서는 실험에서 얻은 27개의 데이터를 사용하였으며, 신경회로망의 학습알고리즘은 수렴 속도가 매우 빠른 Levenberg-Marquart backpropagation 알고리즘을 사용하였다. 목적함수는 MSE(Mean Squared Error)를 사용하였고, 학습율은 0.1을 사용하였으며, 모멘텀 값은 0.9를 사

용하였다. 학습은 MSE가 $1e^{-2}$ 에 도달하면 종료하도록 하였으며, 최대 학습반복은 150회에서 종료하도록 설정하였다. 학습오차에 도달하지 않으며 150회때의 가중치를 가지도록 하였다.

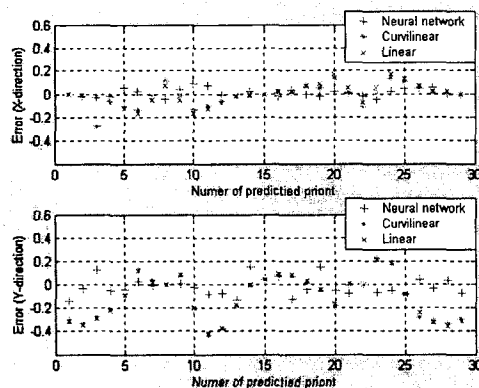
3.3 개발된 모델의 성능평가

Table 1 Process parameters for the additional experiment

Trial No.	Welding current	Arc voltage	Welding speed
1	165	28	30
2	195	29	35



(a) Trial No. 1



(b) Trial No. 2

Fig. 4 Comparison of measured and calculated bead geometry using neural network and multiple regression method

개발된 2개의 실험식들 및 신경회로망 모델의 정확성을 평가하기 위하여 초기 실험범위 내에서 2번의 추가 실험을 수행하였다. Table 1은 추가 실험에 사용한 실험조건을 나타낸다. 추가 실험을 통하여 얻은 비드형상과 개발된 모델을 통하여 예측된 비드형상을 비교해 봄으로써 모델의 정확도를 평가하였다.

Fig. 4는 실험을 통하여 얻은 비드형상과 모델을 통하여 예측한 비드형상의 오차를 나타낸다. 개발된 3개의 모델을 통하여 예측된 데이터들은 실험에 의해 측정된 데이터와 비교하여 0.4mm 이내의 아주 작은 오차를 보여 정확한 예측이 가능함을 알 수 있었다. 예측의 정확도는 신경회로망이 가장 좋았으며, 직선방정식과 곡선방정식은 거의 유사한 오차를 발생했지만 곡선방정식이 조금 더 정확한 예측을 나타내었다. 이를 통하여 개발된 모델의 예측을 신뢰할 수 있었다. 그리고 모델의 예측에서 비드의 x-방향에 대한 예측이 비드의 y-방향보다 정확하게 예측하였는데, 이는 입력변수의 변화에 따라 비드의 x-방향을 변화시키기 때문으로 추측된다.

3.4 비드형상 예측 시스템 구축

Fig. 5는 개발한 전체 시스템의 구성을 나타낸다. 본 프로그램은 MATLAB/SMILINK 및 MATLAB 내의 GUI 프로그램을 이용하여 코딩하였으며, 프로그램의 구성은 공정변수를 입력받아 사용자가 예측하고자 하는 모델을 선정하면 시스템 상에서 선정된 모델을 이용하여 비드형상을 예측하고 이를 가시화 하도록 구성하였다.

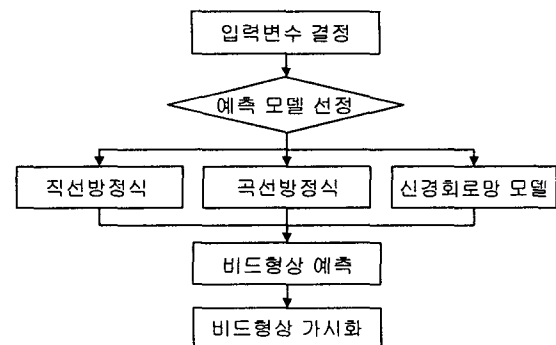


Fig. 5 Structure of the developed intelligent system

Fig. 6은 시스템의 초기화면으로 용접전류, 아크전압, 용접속도를 입력받는 창으로 이 창에서 입력된 입력변수 값을 기초로 하여 비드형상을 예측한다. Fig. 7은 입력이 완료되면 생성되는 창으로 사용자가 직선방정식, 곡선방정식, 신경회로망 모델 중에서 원하는 예측모델을 선정하게 되면 시스템은 이를 기초로 하여 비드형상을 예측하게된다. 비드형상 가시화는 예측모델로 부터 예측한 비드 각 부분을 Cubic spline을 통하여 비드형상을 실제 비드형상과 비슷하게 생성시키면 이를 새로운 창에 나타낸다. Fig. 8은 최종적으로 나타나는 결과를 나타낸다.

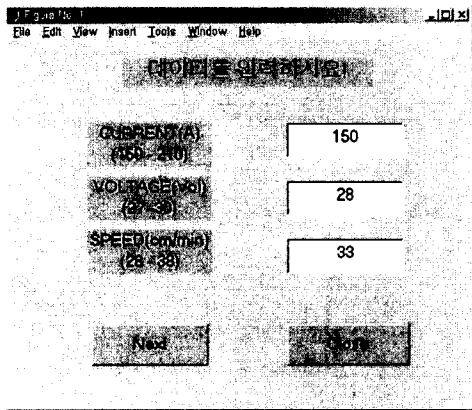


Fig. 6 Dialog Box (parameter value)

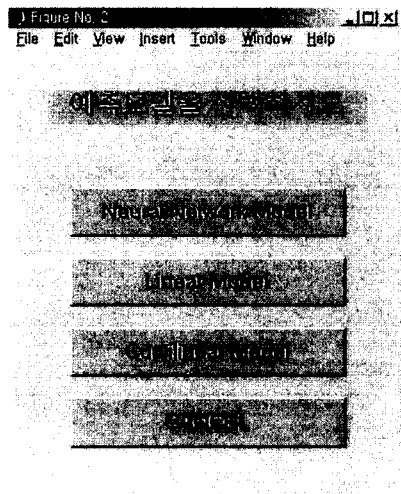


Fig. 7 Dialog Box (predictive model)

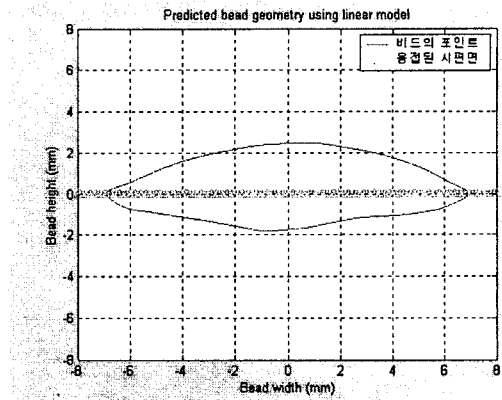
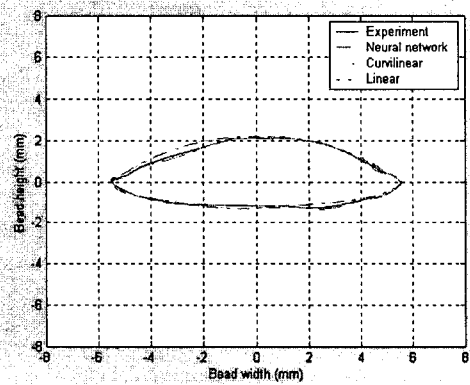
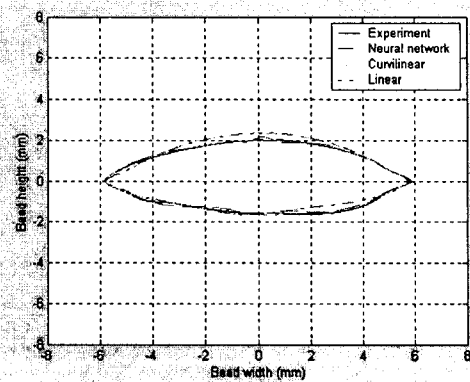


Fig. 8 Result of prediction using the developed system



(a) Trial. NO. 1



(b) Trial. NO. 2

Fig. 9 Comparison of measured and calculation bead geometry using the developed system

Fig. 9는 추가 실험에 의해 얻은 비드형상과 개발된 비드형상 예측시스템을 이용하여 예측된 비드형상을 비교한 것으로 직선방정식과 곡선방정식에서는 조금의 차이를 보이고 있지만, 신경회로망 모델의 경우 거의 차이가 없는 것을 알 수 있다.

4. 결론

본 연구에서는 다중회귀분석법을 이용하여 직선방정식과 곡선방정식과 신경회로망을 이용하여 비드형상 예측모델을 개발한 후 이를 기초로 하여 예측된 비드형상을 구현할 수 있는 용접비드형상예측용 인텔리전트 시스템을 개발하였다. 또한 개발된 용접비드형상예측용 시스템의 성능을 평가하기 위하여 추가실험을 통해 얻은 비드형상과 용접비드형상예측용 시스템을 통하여 예측한 비드형상을 비교하였을 때 직선방정식과 곡선방정식에서 약간의 오차가 발생하였지만 신경회로망 모델에 의해 예측된 비드형상은 거의 일치함을 알 수 있었다.

본 연구를 기초로 보다 다양한 재질과 용접자세에 대한 용접실험과 데이터 획득을 통하여 용접비드형상예측용 시스템을 향상시킨다면 산업현장에서 균일한 비드크기를 보장하기 어려운 부분을 효과적으로 제어함으로써 안정된 용접결과를 얻을 수 있는 가장 효과적인 수단으로 이용될 것으로 예상된다. 또한, 개발된 시스템을 이용하여 용접함으로 용접 데이터 및 작업의 표준화, 작업자의 전문가에 대한 의존도 경감, 새로운 용접조건 결정을 위한 실험 횟수 감소 및 기존 데이터의 공유로 용접작업에 있어서의 용접품질 향상과 생산성을 극대화할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

1. K. Masuchi, "Analysis of Welded Structure", International Series on Materials Science and Technology, Vol. 33, pp. 1-10, 1980.
2. J. F. Lancaster, "Metallurgy of Welding", Third Edition, pp. 1-5, 1980.

3. Y. W. Shi and B. Y. Chen, "Effects of Welding Residual Stresses on Fatigue Crack Growth Behaviour in Butt Welds of a Pipeline Steel", Engineering Fracture Mechanics, Vol. 36, No. 6, pp. 893-902, 1990.
4. V. Ramamurti and S. Suresh, "Residual Stress Analysis in Weldments", Engineering Fracture Mechanics, Vol. 38, No.6, pp. 385-391, 1991.
5. M. T. Hagan and M. B. Menhaj, "Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 5, No. 6, pp. 989-993, 1994.
6. 김일수, "GMA 용접에 최적의 용접비드 형상을 예측하기 위한 수학적 모델 개발", 대한용접학회지, pp. 891-126, 1997.
7. J. W. Kim and S. J. Na, "A study on Prediction of Welding Current in Gas Metal Arc Welding-part 1 : Modelling of Welding Current in Response to Change of Tip-to-Workpiece Distance", Proc. IMechE., Vol. 205, pp. 59-63, 1991.
8. J. W. Kim and S. J. Na, "A study on Prediction of Welding Current in Gas Metal Arc Welding-part 2 : Experimental Modelling of Relationship between Welding Current and Tip-to-Workpiece Distance and Its Application to Weld Seam Tracking System", Proc. IMechE., Vol. 295, pp. 64-69, 1991.
9. J. C. McGlone and D. B. Chadwick, "The Submerged Arc Butt Welding of Mild Steel Part 2 : The Prediction of Weld Bead Geometry from the Procedure Parameters", The Welding Institute Report, pp. 80-132, 1980.