

방사형기저함수망을 이용한 표면 비드폭 예측에 관한 연구

손준식*, 김인주⁺, 김일수⁺⁺, 김학형⁺

A Study on Prediction for Top Bead Width using Radial Basis Function Network

Joon-Sik Son*, In-Ju Kim⁺, Ill-Soo Kim⁺⁺, Hak-Hyeng Kim

Abstract

Despite the widespread use in the various manufacturing industries, the full automation of the robotic CO₂ welding has not yet been achieved partly because the mathematical model for the process parameters of a given welding task is not fully understood and quantified. Several mathematical models to control welding quality, productivity, microstructure and weld properties in arc welding processes have been studied. However, it is not an easy task to apply them to the various practical situations because the relationship between the process parameters and the bead geometry is non-linear and also they are usually dependent on the specific experimental results. Practically, it is difficult, but important to know how to establish a mathematical model that can predict the result of the actual welding process and how to select the optimum welding condition under a certain constraint.

In this paper, an attempt has been made to develop an Radial basis function network model to predict the weld top-bead width as a function of key process parameters in the robotic CO₂ welding. and to compare the developed model and a simple neural network model using two different training algorithms in order to verify performance. of the developed model.

Key Words : Neural network, Radial basis function network, Robotic CO₂ welding, Top-bead width, Process parameter

1. 서론

최근에 산업발달과 더불어, 용접이 차지하고 있는 비중

은 점점 증가하고 있으며, 모든 작업공정에서 용접은 핵심적인 공정으로 자리하고 있다. 특히 가장 많이 사용되는 용접방법중의 하나인 GMA(Gas Metal Arc) 용접은

* 손준식, 목포대학교 대학원 기계공학 (sonjoonsik@naver.com)

주소: 전남 무안군 청계면 도림리 61

+ 목포대학교 대학원 기계공학

++ 목포대학교 기계선박해양시스템공학부

기계, 금속, 전기, 전자, 화학분야가 복합적으로 상호작용하고 있는 관계로 용접공정을 이론적으로 해석하는데는 한계가 있을 뿐 만 아니라, 변형 및 잔류응력 등에 의한 결함의 발생으로 용접작업시 상당한 주의가 요구된다. 특히, 작업시 수반되는 아크빛(arc light), 스파터(spatter), 매연, 소음 등으로 인해 작업환경이 열악하여 자동화가 절실하게 요구되는 분야중의 하나이다. 이러한 문제들을 해결하기 위하여 광범위한 용접자동화에 관한 연구가 수행중이며, 최근에는 용접중 용접부 품질을 대변하는 공정변수를 실시간(real-time) 측정하여 용접 중 발생하는 여러 외란에 의한 영향을 실시간으로 보상할 수 있는 시스템 개발 및 로봇을 이용한 용접공정의 전자동화 방향으로 연구가 진행되고 있다^(1~2).

GMA 용접은 소모성 전극과 용접할 모재사이에 전류를 가할 때 발생하는 전기적인 아크를 열원으로 하여 모재와 전극을 녹여서 용접물을 접합하는 용접공정이다. GMA에 의해 형성된 접합부의 성능은 일반적으로 비드크기(비드폭, 비드높이, 용입깊이)에도 영향을 받는다. 비드크기에 영향을 미치는 공정변수들은 와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량 등이다^(3~5). 이러한 공정변수들의 적절한 조합에 의해 접합부에서 요구되는 용접부가 형성되며, 만일, 용융자의 결합이 용접후에 비파괴 검사에서 발견되면 그 결합부는 보수되어야 하는데, 그 검사와 보수에 드는 비용은 전체 제조공정에 드는 비용의 상당한 부분을 차지함으로써 국제 경쟁력 및 생산성의 감소의 원인이 된다⁽⁶⁾. 특히 생산제품의 품질을 향상시키는 최상의 방법은 최적 공정변수 예측 및 공정변수와 비드크기와의 상관관계를 조사하여 용접 중 발생하는 여러 외란의 영향을 실시간 보상으로 해서 해결할 수 있으며, 최적의 공정변수 예측을 위한 많은 연구가 수행되었다⁽⁷⁾.

현재까지 공정변수 예측방법은 FEM 기술을 이용한 방법 및 실험에 기초한 실험 개발이 광범위하게 이용되고 있다. Kou와 Tsai⁽⁸⁾은 FEM 기법을 이용하여 텅스텐 전극봉의 물리적 현상해석을 수행하여 온도, 속도분포 및 비드형상을 측정하였다. 하지만 실험을 통하여 측정된 비드크기와 예측값에 상당한 오차가 존재함을 나타냈다. 따라서, 최근에는 수학적으로 모델링하기 어려운 분야에 인공지능 기법인 전문가시스템, 신경회로망, 퍼지 이론 등을 이용하는 관련 연구가 많이 행하여지고 있다. 하지만 최근에 산업에서 많이 이용되고 있는 CO₂ 용접 자동화에 이용할 모델에 관한 연구는 아직 활발하지 않은 실정이다. CO₂ 용접은 특히 용접

기와 관련된 변수들만 고려하고 용접 중의 외란에 의한 영향이나, 용접재료에 의한 영향 및 열역학적인 요인들을 고려하지 않았으므로 정확한 비드크기 예측평가 및 외란에 의한 영향 고려는 불가능하다.

따라서 본 논문에서는 CO₂ 용접에 다양한 용접조건에 따라 발생하는 비드형상을 예측 및 제어하기 위하여 다층퍼셉트론 신경회로망과 방사형기저함수망⁽⁹⁾을 이용하였으며, 다층퍼셉트론 신경회로망은 오차 백프로퍼게이션(error back-propagation) 알고리즘과 Levenberg- Marquardt⁽¹⁰⁾ 알고리즘 2가지를 적용하여 비드형상 예측모델을 개발하였다. 개발된 모델의 성능을 평가하여 최적의 예측모델을 선정하였다. 각각의 신경회로망 학습에 사용된 데이터는 실험에서 획득한 32개 조건에 대한 64개의 데이터를 이용하였으며, 학습된 신경회로망을 검증하기 위하여 8개의 추가 실험을 실시하여, 용접비드 형상을 예측하였다.

2. 실험

실험의 수행을 위하여 범용 로봇 용접기 Hitachi M6060-2를 선택하였고, 용접 시험편 가공은 휨이나 변형을 방지하기 위하여 프레스를 사용하여 전단 한 후 밀링머신으로 마무리 작업을 한다.

Table 1 Welding parameters and limits

Parameter	Symbol	Unit	Limits
Tip gap	T	mm	10, 12
Gas flow rate	G	ℓ	10, 15
Welding speed	S	mm/min	180, 300
Arc current	I	Amp	150, 200
Welding voltage	V	Volt	20, 25

자동화 용접공정과 로봇을 이용한 용접에 관련된 많은 문제들은 모델링, 센싱 그리고 용접공정의 제어 등이 포함되며, 이중에서 모델링은 가장 중요한 부분이다. 일반적인 모델링은 비용절감 및 응답요소의 주 및 상호작용 효과에 관한 요구된 정보를 제공할 수 있는 요인사험(factorial experiment)방법이 최근에 개발되어 사용되고 있으며 본 논문에서도 이 방법을 선정하였다. 선택한 공정변수들은 팁

간극, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량 등이며 응답요소는 표면 비드폭으로 하였다. 5개의 공정변수의 실험 level과 한계는 Table 1에 나타났다. 여기서 와이어 직경은 1.2 mm로 고정하였다. 실험에 사용된 시편은 150×200×4.5mm 일반구조용 압연강판을 사용하였다. 용접이 끝나면 비드크기를 측정하기 위해 용접시험편의 가로축 중간부분을 wire cutting machine을 사용하여 자르고 양쪽을 연삭한후 폴리싱(polishing)한다. 시험편 양쪽 표면 비드폭을 확인하기 위하여 시험편 양쪽을 stainless wirebrush 및 cloth paper #400, #800, #1500, #2000 순서로 시험편을 광택하고 HNO₃ 3% + H₂O 97% Nital etch용액을 이용하여 에칭하였다. 비드크기를 정확히 측정하기 위하여 시험편 양쪽의 에칭된 면을 배율 10배의 광학 현미경으로 사진을 현상하여 스캐닝 후 컴퓨터에서 좌표점을 주어 양쪽을 측정하였다. 실험의 결과는 로봇CO₂ 아크용접 공정변수와 비드형상과의 관계를 연구하고, 실험결과를 기초로 하여 3가지의 신경회로망을 이용하여 최적의 공정변수 선정을 위한 알고리즘을 개발에 이용하였다.

3. 신경회로망을 이용한 비드형상 예측

Table 2 Experiment results for verification of the neural network estimator

Trial No.	Tip gap	Gas flow rate	Welding speed	Welding current	Arc voltage	W _r
1	10	14	20	160	21	10.04
2	10	11	20	180	24	13.27
3	10	11	26	160	24	10.23
4	10	14	26	180	21	9.58
5	12	11	20	160	24	11.34
6	12	14	20	180	21	10.66
7	12	14	26	160	21	9.07
8	12	11	26	180	24	10.31

용접비드 형상을 예측하기 위하여 신경회로망을 이용하였다. 용접비드 형상예측에 보다 우수한 성능을 보이는 신경회로망을 선정하기 위하여 다층퍼셉트론 신경회로망과 기저함수망을 이용하였으며, 다층퍼셉트론 신경회로망은 오차 백프로퍼제이션 알고리즘과 Levenberg-Marquardt 알

고리즘 2가지를 적용하여 용접비드 형상을 예측하였다. 각각의 신경회로망 학습에 사용된 데이터는 실험에서 획득한 32개 조건에 대한 64개의 데이터를 이용하였으며, 학습된 신경회로망을 검증하기 위하여 Table 2와 같이 추가 실험을 실시하여 8개의 데이터를 획득하였으며, 획득된 데이터를 이용하여 신경회로망을 검증하였다.

신경회로망의 학습에 사용된 입력변수는 팁 간극, 가스 유출량, 용접속도, 아크전류, 용접전압 등 5가지를 이용하였다. 각각의 신경회로망은 표면 비드폭, 표면 비드높이, 이면 비드폭, 이면 비드높이 등 4가지의 비드형상을 예측하는데 적용되었으며, 각각의 신경회로망은 Table 3과 같은 학습 조건으로 학습이 이루어졌다.

Table 3 Training condition for each neural network

Neural network	Training condition
MLP(LM)	Number of neurons : 16 Activation Function : Tangential Sigmoid Function Goal error : 1e-8 Iteration : 400
MLP(BP)	Number of neurons : 16 Activation Function : Tangential Sigmoid Function Goal error : 1e-8 Iteration : 400 Learning rate : 0.05 Increase in learning rate : 1.05
RBFN	Number of neurons : 16 Width of radial basis function : 18

Figs. 1~4는 신경회로망을 이용하여 표면 비드폭을 예측한 결과를 보여 주고 있으며, Fig. 1은 LM 신경회로망을 이용하여 예측한 결과로써 측정결과와 비교하여 보았을 때 실측치를 중심으로 상당히 정확하게 예측하고 있다. Fig. 2는 BP 신경회로망을 이용한 결과로써 LM 신경회로망에 비하여 정확도는 약간 떨어지고 있으며, 실측치에 비하여 약간 낮게 예측되고 있다. 마지막으로 Fig. 3은 RBF 신경회로망에 대한 결과로써 가장 실측치에 근접하게 예측하고 있다.

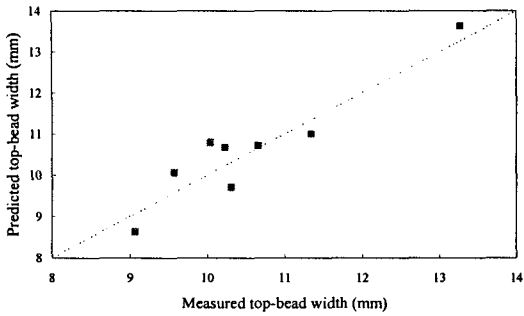


Fig. 1. Comparison of measured and predicted top-bead width using a neural network(LM)

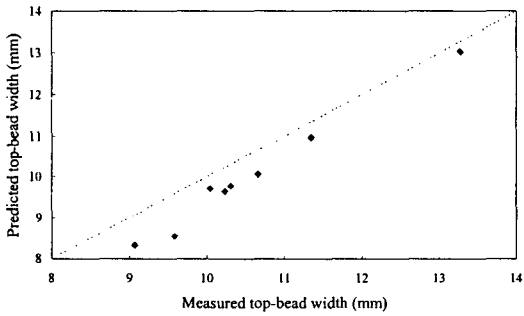


Fig. 2. Comparison of measured and predicted top-bead width using a neural network(BP)

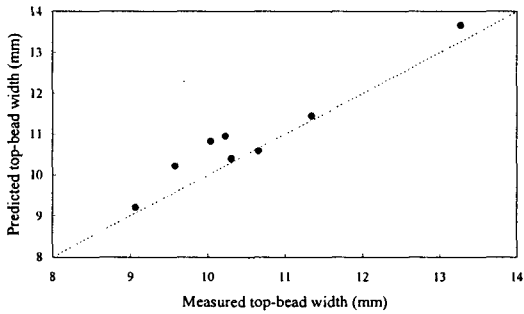


Fig. 3. Comparison of measured and predicted top-bead width using a neural network(RBF)

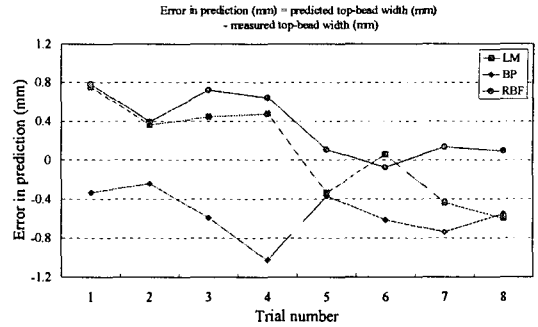


Fig. 4 Comparison of error in prediction for top-bead width each neural network

Table 4 Performance of each neural network for prediction of top-bead width

Neural Network	Mean Square Error
Levenberg-Marquardt	0.473
Back-propagation	0.605
Radial Basis Function	0.468

Fig. 4는 보다 정확하게 신경회로망의 예측성능을 확인하기 위하여 예측치에서 실측치를 뺀 예측오차를 비교함으로써 각각의 신경회로망의 예측성능과 예측 경향을 파악하였다. 그림에서와 같이 모든 신경회로망 모델이 대부분 오차범위 0.8mm이내에서 예측하는 성능을 보여 주었으며, 그 중에서 RBF 신경회로망이 가장 정확하게 예측하고 있음을 알 수 있다. 또한 각 신경회로망의 표면 비드폭에 대한 예측 경향을 파악해 보면, LM 신경회로망은 실측치를 중심으로 분포하는 경향을 보였으며, BP 신경회로망은 실측치에 비하여 낮게 예측하는 경향을 보였다. 마지막으로 RBF 신경회로망은 실측치에 비하여 약간 높게 예측하는 특성을 보였다. Table 4는 신경회로망의 예측성능을 수치적으로 나타낸 것으로 각 신경회로망의 평균제곱오차를 보여주고 있다. 평균제곱오차를 가지고 비교해 보았을 때 RBF 신경회로망이 평균제곱오차가 0.468로 가장 좋은 예측성능을 보여 주었으며, LM 신경회로망, BR 신경회로망 순으로 예측성능이 좋았다. 따라서 표면 비드폭의 예측에서 가장 적합한 신경회로망은 RBF 신경회로망인 것으로 나타났다.

4.결 론

CO₂ 자동 용접공정에 팁 간극, 가스 유출량, 용접속도, 아크전류, 용접전압을 입력변수로 하는 3가지 신경회로망(LM 신경회로망, BP 신경회로망, RBF 신경회로망)을 적용하여 표면 비드폭을 예측하였다. 신경회로망을 이용하여 표면 비드폭을 예측하였을 때 대체적으로 상당히 정확한 표면 비드폭을 예측하였고, 3가지 신경회로망 중 RBF 신경회로망이 표면 비드폭에 대한 예측 성능이 가장 좋았으며, BP 신경회로망의 성능이 가장 낮았다.

향후 산업현장(균일한 비드크기를 보장하기 어려운 곳)에서 효과적으로 제어하여 안정된 용접결과를 얻을 수 있는 용접의 실시간 제어 및 제어 시스템과 전문가 시스템의 구성에 효과적인 판단 기초로 이용될 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

- (1) Masubuchi, K., 1980, "Analysys of Welded Structure", *International Series on Materials Science and Technology*, Vol. 33, pp. 1~10.
- (2) Lancaster, J. F., 1980, *Metallurgy of Welding*, Third Edition, pp. 1~5.
- (3) Shi, Y. W. and Chen, B. Y., 1990, "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.
- (4) Hunter, J. J., Bryce, G. W. and Doherty, J., 1988, "On-line control of the arc welding process", *Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Technology in Welding*, Cambridge, UK, June, pp. 37-1~37-12.
- (5) Smartt, H. B., Einerson, P., Watkins, A. D. and Morris, R. A., 1986, "Gas metal arc welding process sensing and control", *Proceedings of an International Conference on Trends in Welding Research*, Gatlinburg, Tennessee, USA, 18~22, May, pp. 461~465.
- (6) Kumar, R. S. and Parmar, "R. S., 1986, "Weld bead geometry prediction for pulse MIG welding", *Proceedings of an International*

Conference on Trends in Welding Research, Gatlinburg, Tennessee, USA, 18-22, May, pp. 647~652.

- (7) Ramamurti, V. and Suresh, S., 1991, "Residual Stress Analysis in Weldments", *Engineering Fracture Mechanics*, Vol. 38, No. 6, pp. 385~391.
- (8) Kou, S., Tsai, M. C., "Thermal analysis of GTA welding electrode", *Welding Journal*, Vol. 9, pp. 266-s~269-2.
- (9) Chen, S., 1991, "Orthogonal Least Square Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 2, No. 2.
- (10) Hagan, M. T. and Menhaj, M. B., 1994, "Training feedforward networks with Marquardt algorithm", *IEEE Transaction on Neural Networks*, Vol. 5, No. 6, pp. 989~993.