

# 표면 비드높이 예측을 위한 최적의 신경회로망 선정에 관한 연구

손준식\*, 김인주+, 김일수\*\*, 장경천\*\*\*, 이동길\*\*\*

## A Study on the Selection of Optimal Neural Network for the Prediction of Top Bead Height

Joon-Sik Son\*, In-Ju Kim+, Ill-Soo Kim\*\*, Kyeung-Cheun Jang\*\*\*, Dong-Gil Lee\*\*\*

### Abstract

The full automation of 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 neural network model to predict the weld top-bead height as a function of key process parameters in the welding, and to compare the developed model and a simple neural network model using two different training algorithms in order to select an optimal neural network model.

**Key Words :** Neural network, Radial basis function network, Robotic CO<sub>2</sub> welding, Top-bead height, Process parameter

## 1. 서론

용접공정을 이론적으로 해석하는 데는 한계가 있을 뿐

만 아니라, 변형 및 잔류응력 등에 의한 결함의 발생으로 용접작업시 상당한 주의가 요구된다. 특히, 작업시 수반되는 아크빛(arc light), 스패터(spatter), 매연, 소음 등으로

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

주소: 전남 무안군 청계면 도림리 61

+ 목포대학교 대학원 기계공학

++ 목포대학교 기계선박해양시스템공학부

+++ 한국생산기술연구원

인해 작업환경이 열악하여 자동화가 절실하게 요구되는 분야 중의 하나이다. 따라서, 최근 용접공정은 각종 센서를 이용한 자동화, 용접기의 성능개선 및 최적의 용접변수 선정과 관련된 연구가 활발히 진행되어 오고 있다<sup>(1~2)</sup>. 용접자동화를 구현하기 위해서 다양한 종류의 센서가 개발되고 있다. 그러나 센서 및 용접기의 성능이 아무리 우수할 지라도 선정된 용접조건이 적절하지 않을 경우 용접결함이나 예기치 않은 용접부의 형상을 초래할 수 있다. 따라서 선정된 용접조건에 따른 용접부 형상 및 용접결함을 예측할 수 있는 접근 방법이 필수적으로 요구된다.

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, 비드 높이, 용입깊이)에도 영향을 받는다. 비드크기에 영향을 미치는 공정변수들은 와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량 등이다<sup>(3~5)</sup>. 이러한 공정변수들의 적절한 조합에 의해 접합부에서 요구되는 용접부가 형성되며, 만일, 용융지의 결함이 용접후에 비파괴 검사에서 발견되면 그 결함부는 보수되어야 하는데, 그 검사와 보수에 드는 비용은 전체 제조공정에 드는 비용의 상당한 부분을 차지함으로 국제 경쟁력 및 생산성의 감소의 원인이 된다<sup>(6)</sup>. 특히 생산제품의 품질을 향상시키는 최상의 방법은 최적 공정변수 예측 및 공정변수와 비드크기와의 상관관계를 조사하여 용접 중 발생하는 여러 외란의 영향을 실시간 보상함으로써 해결할 수 있다<sup>(7)</sup>.

용접부 형상을 예측하고자 하는 연구는 크게 해석적 방법과 실험적 방법으로 나눌 수 있다. 해석적 방법에 나타나는 접근방법은 주로 용융부의 크기를 미리 가정하고 이를 바탕으로 중력과 표면장력 등의 힘을 고려하여 표면변형에 관한 수학적 모델링을 유도하는 방식이 주로 사용되었으며, 실험적 접근방법은 다양한 실험을 통하여 용접부 형상과 용접조건 사이의 관계를 수학적으로 모델링 함으로써 선정된 용접조건이 용접부 형상을 결정하는데 미치는 영향을 미리 예측하고자 할 때 사용되었다.

하지만, 해석적 방법이나 회귀분석과 같은 수학적 모델을 이용한 용접부 형상예측은 비선형적인 용접공정을 선형적으로 표현하다보니, 실험을 통하여 측정된 비드크기와 예측값에 상당한 오차가 존재하였다. 따라서, 최근에는 수학적으로 모델링하기 어려운 분야에 인공지능 기법인 전문가시스템, 신경회로망, 퍼지 이론 등을 이용하는 관련 연구가 많이 행

하여지고 있다. 하지만, 용접은 관련 변수들뿐만 아니라 외란의 영향이나, 용접재료에 의한 영향 및 열역학적인 요인들로 인하여 용접기의 개발이나 용접공정에 관련된 센서의 개발에 비하여 용접부 형상 예측모델의 개발은 아직까지 현장의 자동용접기에 적용할 만한 연구결과를 도출해내지 못한 실정으로 보다 정확한 용접부 형상예측 모델의 개발이 시급한 실정이다.

따라서 본 논문에서는 용접에 다양한 용접조건에 따라 발생하는 비드형상을 예측 및 제어하기 위하여 다층퍼셉트론 신경회로망과 방사형기저함수망<sup>(8)</sup>을 이용하였으며, 다층퍼셉트론 신경회로망은 오차 백프로퍼게이션(error back-propagation) 알고리즘과 Levenberg- Marquardt<sup>(9)</sup> 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 힘이나 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

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 공정변수

들은 팁 간극, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량 등이며 응답요소는 표면 비드높이로 하였다. 5개의 공정변수의 실험 level과 한계는 Table 1에 나타냈다. 여기서 와이어 직경은 1.2 mm로 고정하였다. 실험에 사용된 시편은 150×200×4.5mm 일반구조용 압연강판을 사용하였다. 용접이 끝나면 비드크기를 측정하기 위해 용접시험편의 가로축 중간 부분을 wire cutting machine을 사용하여 자르고 양쪽을 연삭한 후 폴리싱(polishing)한다. 시험편 양쪽 표면 비드높이를 확인하기 위하여 시험편 양쪽을 stainless wirebrush 및 cloth paper #400, #800, #1500, #2000 순서로 시험편을 광택하고 HNO<sub>3</sub> 3% + H<sub>2</sub>O 97% Nital etch용액을 이용하여 에칭하였다. 비드크기를 정확히 측정하기 위하여 시험편 양쪽의 에칭된 면을 배울 10배의 광학 현미경으로 사진을 현상하여 스캐닝 후 컴퓨터에서 좌표점을 주어 양쪽을 측정하였다. 실험의 결과는 아크용접 공정변수와 비드형상의 관계를 연구하고, 실험결과를 기초로 하여 표면 비드높이를 예측하기 위한 최적의 신경회로망 모델을 선정하는데 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	H <sub>T</sub>
1	10	14	20	160	21	1.39
2	10	11	20	180	24	1.68
3	10	11	26	160	24	0.94
4	10	14	26	180	21	1.52
5	12	11	20	160	24	1.15
6	12	14	20	180	21	1.57
7	12	14	26	160	21	0.93
8	12	11	26	180	24	1.08

용접비드 형상을 예측하기 위하여 신경회로망을 이용하였다. 용접비드 형상예측에 보다 우수한 성능을 보이는 신경회로망을 선정하기 위하여 다층퍼셉트론 신경회로망과 기저함수망을 이용하였으며, 다층퍼셉트론 신경회로망은 오차 백프로퍼게이션 알고리즘과 Levenberg-Marquardt 알고리즘 2가

지를 적용하여 표면 비드높이를 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 개발된 신경회로망 모델을 검증하였다.

신경회로망의 학습에 사용된 입력변수는 팁 간극, 가스 유출량, 용접속도, 아크전류, 용접전압 등 5가지를 이용하였으며, 표면 비드높이를 출력변수로 하였다. 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 : 12 Activation Function : Tangential Sigmoid Function Goal error : 1e-8 Iteration : 400
MLP(BP)	Number of neurons : 12 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 : 12 Width of radial basis function : 18

Figs. 1~4는 신경회로망을 이용하여 표면 비드높이를 예측한 결과를 보여 주고 있으며, Fig. 1은 LM 신경회로망을 이용하여 예측한 결과로서 측정결과와 비교하여 보았을 때 실측치를 중심으로 상당히 정확하게 예측하였지만, 표면 비드높이가 컸을 때 성능이 떨어지는 경향을 보였다. Fig. 2는 BP 신경회로망을 이용한 결과로서 LM 신경회로망에 비하여 정확도는 약간 떨어지고 있으며, 표면 비드높이가 작았을 때 성능이 떨어지는 경향을 보였다. 마지막으로 Fig. 3은 RBF 신경회로망에 대한 결과로서 표면 비드높이가 컸을 때나 작았을 때에 관계없이 상당히 정확하게 예측하였다.

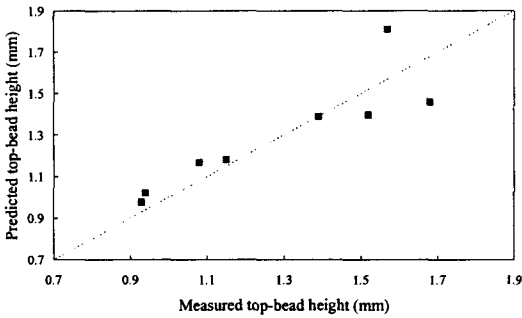


Fig. 1. Comparison of measured and predicted top-bead height using a neural network(LM)

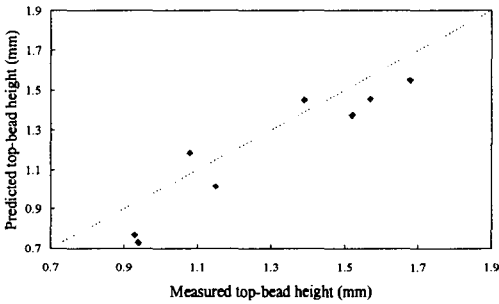


Fig. 2. Comparison of measured and predicted top-bead height using a neural network(BP)

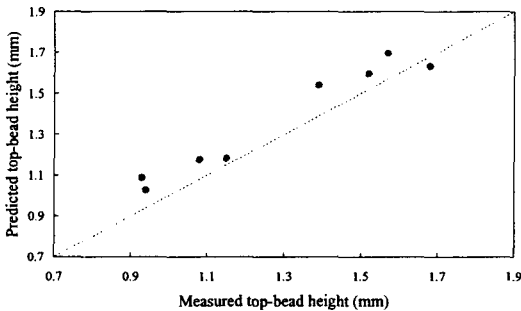


Fig. 3. Comparison of measured and predicted top-bead height using a neural network(RBF)

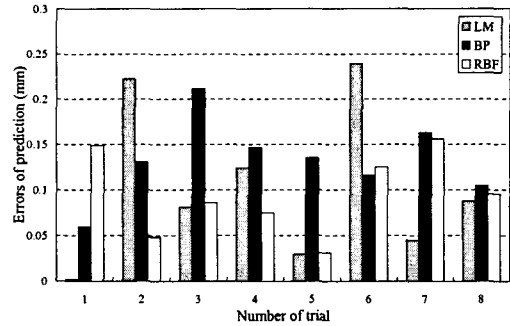


Fig. 4 Comparison of error in prediction for top-bead height each neural network

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

Neural Network	Mean Square Error
Levenberg-Marquardt	0.132
Back-propagation	0.140
Radial Basis Function	0.105

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 오차 범위 0.25mm 이내에서 예측하는 성능을 보여 주었다. 하지만, LM 신경회로망은 정확한 예측이었을 때와 그렇지 못할 때의 차이가 매우 컸으며, BP 신경회로망은 차이는 작았지만 전체적으로 다른 신경회로망에 비하여 큰 오차를 가지고 있었다. 마지막으로 RBF 신경회로망은 정확한 예측이었을 때와 그렇지 못할 때의 차이가 작으면서 오차범위 0.15mm 이내에서 정확하게 예측하였다. Table 4는 신경회로망의 예측성능을 수치적으로 나타낸 것으로 각 신경회로망의 평균 제곱오차를 보여주고 있다. 평균제곱오차를 가지고 비교해 보았을 때 RBF 신경회로망이 평균제곱오차가 0.105로 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

GMA용접에서 팁 간극, 가스 유출량, 용접속도, 아크전류, 용접전압을 입력변수로 하는 3가지 신경회로망(LM 신경회로망, BP 신경회로망, RBF 신경회로망)을 적용하여 표면 비드높이를 예측하여 최적의 신경회로망을 선정하였다. 신경회로망을 이용하여 표면 비드높이를 예측하였을 때 대체적으로 상당히 정확한 표면 비드높이를 예측하였고, 3가지 신경회로망 중 RBF 신경회로망이 표면 비드높이에 대한 예측 성능이 가장 좋았으며, BP 신경회로망의 성능이 가장 낮았다.

모델을 개발함에 있어 용접은 외란 등 수학적으로 고려할 수 없는 많은 비선형적 인자가 많아 앞으로 신경회로망의 사용은 보다 증가하게 될 것이나, 보다 우수한 성능의 모델 개발을 위해서는 신경회로망의 학습조건 뿐만 아니라 적합한 신경회로망의 적용 또한 신중하게 고려하여야 할 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) Chen, S., 1991, "Orthogonal Least Square Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 2, No. 2.
- (9) 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.