

표면 비드높이 예측을 위한 최적의 신경회로망의 적용에 관한 연구

손준식*, 김일수**, 박창언**, 김인주***, 김학형+, 서주환+, 심지연+

(논문접수일 2007. 4. 18, 심사완료일 2007. 5. 22)

A Study of the Application of Neural Network for the Prediction of Top-bead Height

J. S. Son*, I. S. Kim**, C. E. Park**, I. J. Kim***, H. H Kim+, J. H. Seo+, J. Y. Shim+

Abstract

The full automation 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 models using three different training algorithms in order to select an adequate neural network model for prediction of top-bead height

Key Words : Neural network(신경회로망), Radial basis function network(RBF 신경회로망), Robotic arc welding(로봇 아크용접), Top-bead height(표면비드높이), Process parameter(공정변수)

1. 서론

용접은 보호가스과 전류, 전압 등 용접변수를 적절하게 선택함에 따라, 요구되는 품질의 용접이 가능하고 경제적인 이점 때문에 기계구조물의 제작에 널리 쓰이고 있다. 그러나

공정 중에 발생하는 고온과 강한 아크 및 보호 가스의 유해에 의한 열악한 작업환경에 의하여 3D 직종으로 여겨지고 있으며, 작업장 환경 및 용접조건에 따라 용접품질이 크게 달라지며, 용접불량이 발생하는 경우가 많다. 이러한 현상을 규명하고 개선하기 위하여 비선형적인 요소와 복잡한

* (주)프로맥스 기술연구소 (jsson@promecs.com)

주소: 경북 포항시 남구 효자동 산32

+ 목포대학교 대학원 기계공학과

++ 목포대학교 기계선박해양공학부

+++ 한국생산기술연구원 전북센터

물리현상을 동반하는 용접공정 해석에 관한 많은 연구가 활발히 진행되고 있다^(1,2). 하지만, 용접공정은 여러 가지 용접 변수들과 재료의 특성 및 열전달 현상이 복잡하게 연관되어, 공정의 동적 특성을 모델링 하는데 많은 어려움이 있으며, 유도된 해석에는 공정의 동적 특성 해석에는 유용하나, 제어 시스템 설계에 필요한 공정 모델로의 변환에는 많은 근사화 과정이 요구될 뿐만 아니라 용접조건이 달라지면 매개 변수의 재조정이 필요하여 계산시간이 많이 요구되므로 공정 제어에는 한계가 있다. 따라서, 최근 용접공정은 각종 센서를 이용한 자동화, 용접기의 성능개선 및 최적의 용접변수 선정과 관련된 연구가 활발히 진행되어 오고 있다^(3,4). 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 모재 사이에 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⁽⁵⁻⁷⁾. 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 전체제조공정에 드는 비용의 상당한 부분을 차지함으로 국제 경쟁력 및 생산성의 감소의 원인이 된다⁽⁸⁾. 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⁽⁹⁾.

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 표현 하다보니, 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 행하여지고 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 신경회로망을 적용하였다. 또한, 비드형상 예측의 성능을 향상시키기 위하여 가장 적합한 신경회로망을 선정 및 적용하기 위하여 다층 퍼셉트론 신경회로망과 방사형 기저함수망(Radial Basis Function(RBF) network)⁽¹⁰⁾을 이용하였으며, 다층퍼셉트론 신경회로망은 오차 역전파(Back-Propagation(BP))알고리즘과 Levenberg-Marquardt(LM)⁽¹¹⁾ 알고리즘 2가지를 적용하여 비드형상 예측모델을 개발하였다. 개발된 모델의 성능을 평가하여 가장 적합한 신경회로망 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 6축로봇을 선택하였고, 용접 시험편 가공은 휨이나 변형을 방지하기 위하여 프레스를 사용하여 전단 한 후 밀링머신으로 마무리 작업을 수행하였다. 일반적인 모델링은 비용절감 및 응답요소의 주 및 상호작용 효과에 관한 요구된 정보를 제공할 수 있는 요인시험(factorial experiment)방법이 주로 이용되고 있으며, 본 논문에서도 2⁵ 요인시험의 의한 총 32회의 용접실험을 계획하였다.

선택한 공정변수들은 팁 간극, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량 등이며 응답요소는 표면 비드높이로 하였다. 5개의 공정변수의 실험 수준(level)과 한계는 Table 1에 나타냈다. 여기서, 와이어 직경은 1.2mm로 고정하였다. 실험에 사용된 시편은 150×200×4mm 일반구조용 압연강판

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

을 사용하였다.

용접실험은 맞대기(butt) 용접에 의해 수행되었으며, 용접이 끝나면 비드크기를 측정하기 위해 용접이 안정화된 용접 시험편의 가로측 중간 부분을 5cm크기로 와이어 절단기(wire cutting machine)를 사용하여 자르고 양쪽을 연삭한 후 폴리싱(polishing)한다. 시험편 양쪽 표면 비드높이를 확인하기 위하여 시험편 양쪽을 와이어 브러쉬(stainless wirebrush) 및 사포(cloth paper) #400, #800, #1500, #2000 순서로 시험편을 광택하고 HNO₃ 3% + H₂O 97% 나이탈 에칭(Nital etch) 용액을 이용하여 약 90초간 에칭하였다. 비드크기를 정확히 측정하기 위하여 시험편 양쪽의 에칭된 면을 배율 10배의 광학 현미경으로 사진을 현상하여 스캐닝 후 컴퓨터에서 좌표점을 주어 양쪽을 측정하여 동일조건에 대하여 2개씩의 표면 비드높이를 측정하여 총 64개의 표면 비드높이를 획득하였다. 실험의 결과는 GMA 용접 공정변수와 비드형상과의 관계를 연구하고, 실험결과를 기초로 하여 표면 비드높이를 예측하기 위한 최적의 신경회로망 모델을 선정하는데 이용하였다.

3. 신경회로망을 이용한 비드형상 예측

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

Table 2 Experiment results for verification of the neural network estimator

Trial No.	Tip gap	Gas flow rate	Welding speed	Welding current	Arc voltage	Top-bead height
1	10	14	200	160	21	1.39
2	10	11	200	180	24	1.68
3	10	11	260	160	24	0.94
4	10	14	260	180	21	1.52
5	12	11	200	160	24	1.15
6	12	14	200	180	21	1.57
7	12	14	260	160	21	0.93
8	12	11	260	180	24	1.08

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

신경회로망 구조에서 은닉층의 수는 Khanna⁽¹²⁾이 최적화 문제에서는 은닉층의 수가 1개만으로도 충분하다고 하였으므로 은닉층 수는 1개로 고정하였으며, 신경회로망의 은닉층 뉴런의 수와 반복횟수는 계속 증가시키면서 학습하여 학습오차를 감소시키다가 학습오차의 변화가 안정화되는 부분에서의 뉴런의 수와 반복횟수를 선정하여 신경회로망의 구조를 결정하였다. 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.

Figs. 1~4는 신경회로망을 이용하여 표면 비드높이를 예측한 결과를 보여 주고 있으며, Fig. 1은 LM 신경회로망을 이용하여 예측한 결과로써 측정결과와 비교하여 보았을 때 실측치를 중심으로 분포하고 하고 있지만, 표면 비드높이가 컸을 때 예측 성능이 떨어지는 경향을 보였다. Fig. 2는 BP 신경회로망을 이용한 결과로써 평균오차가 다른 신경회로망에 비하여 큰 것을 볼 수 있으며, 표면 비드높이가 작았을 때 성능이 떨어지는 경향을 보였다. 마지막으로 Fig. 3은 RBF 신경회로망에 대한 결과로써 표면 비드높이가 컸을 때나 작았을 때에 관계없이 전체적으로 비슷한 예측오차를 나타냈다.

Fig. 4는 보다 정확하게 신경회로망의 예측성능을 확인하기 위하여 예측치에서 실측치를 뺀 예측오차를 비교함으로써 각각의 신경회로망의 예측성능과 예측 경향을 파악하였다. 그림에서와 같이 신경회로망 예측모델을 이용한 예측은 평균 0.1mm 정도의 오차가 발생하였으며, 이는 용접 중 발생하는 외란의 영향을 실질적으로 고려하지 않았기 때문인 것으로 사료된다. 특히 단순한 신경회로망 구조 및 제한된

실험데이터를 이용하여 신경회로망을 학습한 관계로, 일부 예측값은 실험결과와 상당한 오차를 보여주었다. LM 신경회로망은 예측에 성공했을 때와 그렇지 못할 때의 차이가 매우 컸으며, BP 신경회로망은 전체적으로 다른 신경회로망에 비하여 큰 평균오차를 가지고 있었다. 마지막으로 RBF 신경회로망은 예측에 성공했을 때와 실패했을 때의 차이가 작으면서 오차범위 0.15mm이내에서 예측하였다.

예측의 성공여부를 판별하기 위하여 아래의 식과 같이 Poliak⁽¹³⁾이 정의한 PAM(Predictive Ability of model)을 이용하여 정확도를 평가하였다.

$$PAM = \frac{N_{PAM}}{N} \quad (1)$$

여기서, N_{PAM} 은 $\left| \frac{H_P - H_M}{H_M} \right| \leq 0.1$ 범위의 예측치의 수를 나타내며, N_{total} 은 전체 예측치 수를 나타낸다. 그리고 H_M 은 실측치 표면 비드높이이며, H_P 는 계산된 표면 비드높이를 의미한다.

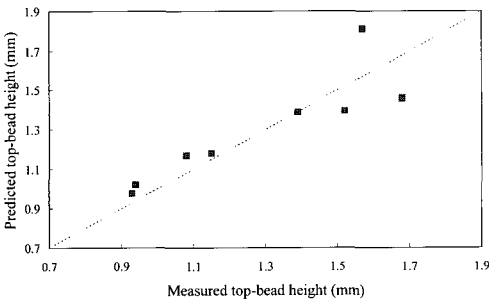


Fig. 1 Comparison of measured and predicted top-bead height using a LM neural network

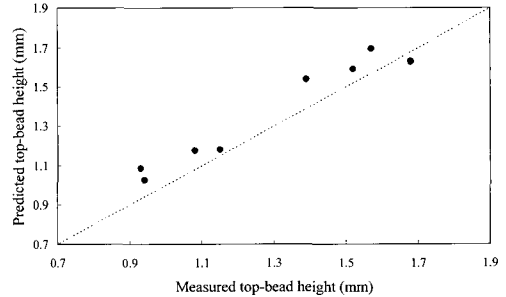


Fig. 3 Comparison of measured and predicted top-bead height using a RBF neural network

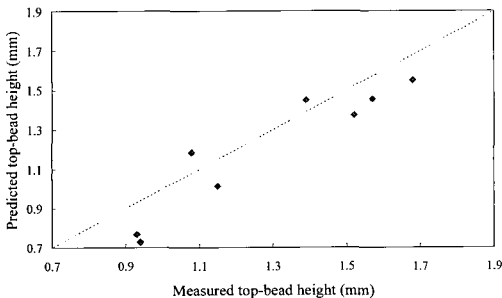


Fig. 2 Comparison of measured and predicted top-bead height using a BP neural network

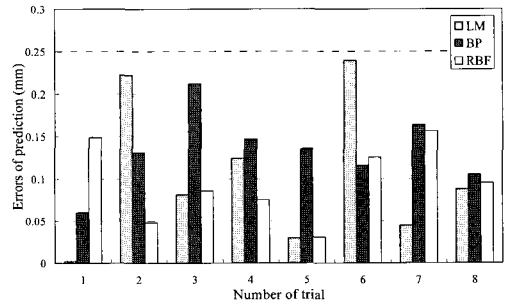


Fig. 4 Comparison of error in prediction for top-bead height each neural network

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

Neural Network	PAM(%)	Average error	Standard deviation
LM	75	0.1040	0.1401
BP	62.5	0.1336	0.1123
RBF	75	0.095	0.0672

PAM은 오차범위 10% 이내에 예측을 정확한 예측으로 간주하여 모델의 정확도를 나타내며, 표준편차는 모델의 분포를 확인함으로써 실측치에 얼마나 근접하게 예측하는지를 나타낸다.

Table 4는 신경회로망의 예측성능을 수치적으로 나타낸 것으로 각 신경회로망의 PAM, 평균오차 그리고 표준편차를 보여주고 있다. PAM을 가지고 비교해 보았을 때 3개의 신경회로망 모두 표면 비드높이를 정확하게 예측하지는 못하였다. 하지만, LM 신경회로망과 RBF 신경회로망이 BP 신경회로망보다 적용률에서는 좋았다. 그러나 테스트 데이터의 수가 적기 때문에 신뢰할 비교는 되지 못하며, 평균오차와 표준편차를 가지고 각각의 신경회로망의 예측 성능을 비교하여 보았을 때 RBF 신경회로망이 평균오차도 적었으며, 표준편차에서도 적은 값을 가져 예측성능이 다른 신경회로망보다 우수함을 할 수 있었다. 따라서 표면 비드높이 예측에서 신경회로망을 적용할 경우 RBF 신경회로망을 적용하면 다른 신경회로망을 적용한 경우보다 예측성능을 향상시킬 수 있음을 알 수 있었다.

4. 결론

GMA용접에서 팁 간극, 가스 유출량, 용접속도, 아크전류, 용접전압을 입력변수로 하여 3가지 신경회로망(LM 신경회로망, BP 신경회로망, RBF 신경회로망)에 적용하여 표면 비드높이의 예측 성능을 향상시키는데 가장 적합한 신경회로망을 선정하였다. 신경회로망을 이용하여 표면 비드높이를 예측하였을 때 대체적으로 비슷한 예측성능을 보였지만, 3가지 신경회로망 중 RBF 신경회로망이 표면 비드높이에 대한 예측 성능이 가장 좋았으며, BP 신경회로망의 성능이 가장 낮았다.

예측모델을 개발함에 있어 용접은 외란 등 수학적으로 고려할 수 없는 많은 비선형적 인자가 많아 앞으로 신경회로망의 사용은 보다 증가하게 될 것이나, 보다 우수한 성능의 모

델 개발을 위해서는 신경회로망의 학습조건 뿐만 아니라 적합한 신경회로망의 적용 또한 신중하게 고려하여야 할 것으로 판단된다.

후 기

이 논문은 2005년도 두뇌한국21 사업에 의하여 지원되었음.

참 고 문 헌

- (1) Tam, S. C., Lindgren, L. E. and Yang, L. J., 1989, "Computer Simulation of Temperature Fields in Mechanized Plasma-arc Welding," *Journal of Mechanical Working Technology*, Vol. 19, No. 1, pp. 23-33.
- (2) Chan, Y. W., 1993, "Computer Simulation of Heat Flow in Pulsed Current Arc Welding," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 38, No. 1-2, pp. 449-463.
- (3) Masubuchi, K., 1980, "Analysis of Welded Structure," *International Series on Materials Science and Technology*, Vol. 33, pp. 1-10.
- (4) Cho, M. H. and Yang S. M., 2004, "The Welding Process Control Using Neural Network Algorithm," *Journal of the KSPE Conference*, Vol. 21, No. 12, pp. 84-91.
- (5) 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.
- (6) 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.
- (7) Smartt, H. B., Einerson, P., Watkins, A. D. and Morris, R. A., 1986, "Gas Metal Arc Welding Sensing and Control," *Proceedings of an International Conference on Trends in Welding*, Gatlinburg, Tennessee, USA, 18-22, pp. 461-465.

- (8) Kumar, R. S. and Parmar, R. S., 1986, "Weld Geometry Prediction for Pulse MIG Welding," *Proceedings of an International Conference on Trends in Welding Research*, Gatlinburg, Tennessee, USA, 18-22, May, pp. 645~652.
- (9) Nagesh, D. S. and Datta, G. L., 2002, "Prediction of Weld Bead Geometry and Prediction in Shielded Metal-Arc Welding Using Artificial Neural Networks," *Journal of Materials Process Technology*, Vol. 79, pp. 1~10.
- (10) Chen, S., 1991, "Orthogonal Least Square Algorithm for Radial Basis Function Networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 2, No. 2, pp. 302~309.
- (11) 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.
- (12) Khanna, T., 1990, *Foundations of Neural Networks*, Addison-Wesley.
- (13) Poliak, E. I., 1998, "Application of Linear Regression Analysis in Accuracy Assessment of Rolling Force Calculations," *Metals and Materials*, Vol. 4, No. 5, pp. 1047~1056.