연 구 논 문

GMA 용접에서 실시간 비드폭 예측에 관한 연구

손 준 식* · 김 일 수** · 김 학 형**

*(주)프로맥스 기술연구소
**목포대학교 기계공학과
***목포대학교 대학원 기계공학과

A Study on Real-time Prediction of Bead Width on GMA Welding

Joon-Sik Son*, Ill-Soo Kim** and Hak-Hyoung Kim***

*Technical Research Laboratories, ProMecs Co., Ltd., Pohang 790-784, Korea
**Department of Mechanical Engineering, Mokpo National University, Jeonnam 534-729, Korea
**Department of Mechanical Engineering, Graduate School, Mokpo National University, Jeonnam 534-729, Korea

Abstract

Recently, several models to control weld quality, productivity and weld properties in arc welding process have been developed and applied. Also, the applied model to make effective use of the robotic GMA(Gas Metal Arc) welding process should be given a high degree of confidence in predicting the bead dimensions to accomplish the desired mechanical properties of the weldment. In this study, a development of the on-line learning neural network models that investigate interrelationships between welding parameters and bead width as well as apply for the on-line quality control system for the robotic GMA welding process has been carried out. The developed models showed an excellent predicted results comparing with the predicted ability using off-line learning neural network. Also, the system will extend to other welding process and the rule-based expert system which can be incorporated with integration of an optimized system for the robotic welding system.

* Corresponding author : ilsookim@mokpo.ac.kr (Received September 5, 2007)

Key Words: Real-time monitoring, GMA welding, Neural network, Welding quality

1. 서 론

국내 조선산업은 90년대 대량 건조경험과 노하우를 바탕으로 비약적인 발전을 가져왔고, 현재 세계 1위의 수주량을 자랑하고 있다. 이러한 조선산업에서 용접기술은 가장 중요한 핵심기술 중에 하나이며, 선박 및 구조물의 품질과 직결된 관계로 고급기술을 보유하고 있는 일본 및 저가 인건비 기반을 갖고 있는 중국과 국제경쟁에서 우위를 확보하기 위해서 반드시 용접전문인력 확보 및 용접자동화 기법의 개발이 절실히 요구되고 있다. 하지만, 국내에서 용접기술은 이론적인 지식 보다는 기능적인 개념으로 인식되어 용접기술 개발이 늦어졌으며, 이로 인하여 최근에는 전문적인 용접기술 인력의 부족현상이 나타나고 있다. 최근에 국내에서 LNG선 용접을 위한 고능률 알루미늄 용접기술에 대한 전문적인 용접관련 기술개발이 미흡한 관계로 대부분 외국으로부터의 관련기술 및 장비도입에 의존하고 있다. 이러한 문제로 인하여 용접공정에 소요되는 경비가 막대하게 증가하고 있는 실정이다. 이를 극복하기 위하여 고효율, 고생산성 용접기술을 확보하기 위하여 수작업으로만 이루어지던 용접공정을 자동화하기 위한 많은 연구가 수행되고 있다[1-4].

최근까지 용접자동화 관련연구는 생산성 향상을 통한

경비절감에 초점을 맞추어 고효율 용접기술 개발에 집중되었다. 이러한 목적을 달성하기 위하여 고에너지 열원을 갖고 있는 레이저, 플라스마 용접기술이 이용되고 있으며, 이외에도 용접공정의 효율을 향상시키기 위하여 서보건, 로봇 등의 융합기술이 개발되고 있다. 그러나 고효율의 접합기술을 사용하더라도 용접품질을 확보하지 못하면 실제 생산라인에 적용이 불가능하다. 따라서 고효율과 품질이라는 두 가지 목적을 모두 달성할 수 있는 기술 개발이 요구되고 있는 실정이며 이러한 목표를 달성하기 위해서는 용접공정에서 대상제품의 품질을 제어하기 위한 관련 공정변수들의 측정이 먼저 선행되어야 한다. 기존의 연구들에서 용접전류, 용접전압, 용접속도, 와이어 공급속도 등과 같은 공정변수들을 측정할 수 있는 장치에 대한 연구는 많이 이루어져 왔으나 실제 용접 공정에서는 이와 같은 변수들만으로 용접품질을 제어하기에는 한계가 있었다.[5-9]. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 용접부의 품질을 직·간접적으로 대변할 수 있는 인자들을 찾아 이를 통하여 용접공정 중 용접품질을 실시간으로 모니터링 할 수 있는 기술 개발이 시급히 요구되고 있다.

따라서 본 연구에서는 실시간(real-time)으로 공정변수 및 관련변수를 측정하여 측정된 변수와 신경회로망을 이용하여 비드폭을 비교·분석함으로써 용접품질을 실시간으로 모니터링 할 수 있는 알고리즘을 개발하고자 한다.

2. 용접실험

2.1 용접실험 설계

본 연구는 용접 품질제어를 위한 모델 개발에 필요한 데이터 획득을 위한 용접실험 및 알고리즘 개발에 집중되었다. 용접실험에 사용된 공정변수는 일반적으로 용접품질에 가장 영향을 미치는 용접전류, 아크전압, 용접속도를 선정하였으며, Table 1과 같이 각각의 변수에 대해 3개의 레벨을 사용하여 총 27회의 용접실험을 실시하였다. 용접실험 중 용접부 온도를 측정하여 측정된 데이터를 용접품질 모니터링에 활용하기 위하여 적외선센서를 이용하였다. Fig. 1에서 보는 바와 같이 800-2000℃의 측정범위를 갖는 적외선센서(IRtec Rayomatic) 3개를 용접토치 후방에 설치하여 용접진행 방향과 동일한 방향으로 용접부의 온도를 측정하였으며, 용접 토치로부터 각각의 적외선센서의 거리는 기존의 연구[10]를 토대로 최적 측정위치 선정을 위한 별도의 실험을 통하여 12, 16, 21mm로 선정하였다.

용접실험에 사용된 시험편은 300×150×4.5mm SS400 압연강재를 이용하였다. 용접와이어는 직경 1.2mm 플럭스

Table 1 Welding parameters and their levels

Input parameters	Unit	Symbol	Level		
			Low	Middle	High
Welding Speed	mm/sec	S	8	10	12
Arc voltage	Volt	V	26	28	30
Welding current	Amp.	C	240	260	280

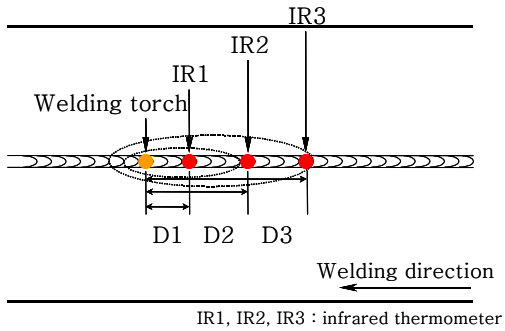


Fig. 1 Schematic diagram for a distance between welding torch and infrared thermometers

코어 와이어(flux-cored wire)를 이용하였으며, 보호가스는 100%CO_2를 사용하였고 갭이 없는 맞대기용접을 수행하였다. 용접은 6축 로봇을 이용하여 수행하였다.

2.2 변수 및 비드형상 측정

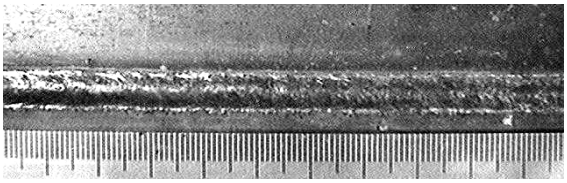
적외선센서를 이용하여 측정된 온도데이터는 데이터 수집 장치를 통하여 실시간 저장되며, 용접전류와 아크전압은 용접아크 모니터링 시스템을 통하여 실시간 측정하였다. 총 27회의 용접실험 후 3D(three-dimensional) 레이저 스캐너를 이용하여 용접 시편의 비드형상을 측정하였다.

실험 후 용접조건 변화에 따른 비드형상은 Fig. 2에서 나타내었으며, Fig. 3은 레이저 스캐너를 이용하여 측정된 비드형상의 결과를 나타내고 있다. 측정된 비드형상은 비드폭 예측 및 측정된 비드폭과 비교·분석하기 위하여 비드폭으로 재 계산되었다. 재 계산된 비드폭은 용접이 안정화된 부분에서 각각의 시편에 대하여 250개의 샘플을 획득하였다.

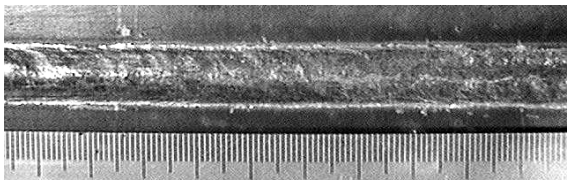
3. 실험결과 및 고찰

3.1 Off-line 수학적 모델

용접변수와 용접품질 사이의 상호관계를 분석하고, off-line 변수를 이용한 모델의 정확도를 분석하기 위하여

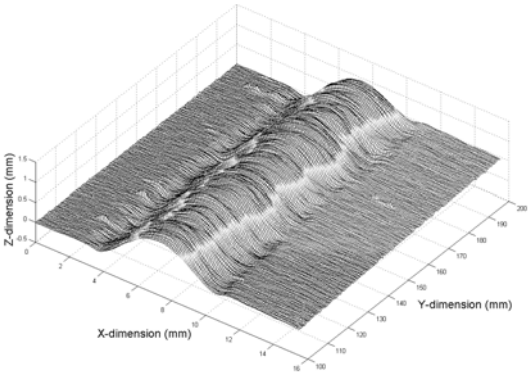


(a) Trial No. 6 (S=12mm/sec, V=28V, C=240A)

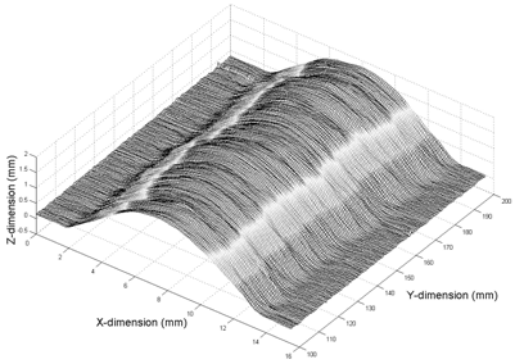


(b) Trial No. 25 (S=8mm/sec, V=30V, C=280A)

Fig. 2 Welding experiment results



(a) Trial No. 6 (S=12mm/sec, V=28V, C=240A)



(b) Trial No. 25 (S=8mm/sec, V=30V, C=280A)

Fig. 3 The measured bead geometry using a 3D scanner in original experiment

off-line 수학적 모델을 개발하였다. 개발된 수학적 모델의 변수사이의 상호작용도 고려하여 개발하였으며, 모델 개발은 통계프로그램인 SPSS를 이용하였다. Off-line 수학적 모델 개발을 위하여 선택된 개의 용접변수와 용접품질을 나타내는 상호작용 인자는 아래의 식 (1)과 같이 주어진다.

$$Y = k_0 + k_1 S + k_2 V + k_3 C + k_{12} SV \qquad (1)$$

다중회귀분석을 통하여 계산된 계수와 식 (1)을 이용하여 비드폭을 예측할 수 있는 수학적 모델을 나타내면 식 (2)과 같다.

$$W_I = 6.990 - 0.405S - 0.144V + 0.009C \qquad (2)$$

개발된 수학적 모델은 용접품질 특성분석을 통하여 비드폭을 예측하고 용접변수와 비드폭 사이의 관계를 비교·분석하는데 사용하였다.

개발된 수학적 모델의 정확도를 확인하기 위하여 개발된 식을 이용하여 계산한 비드폭과 측정된 비드폭을 비교·분석한 결과를 Fig. 4에 나타내었다. 나타난 결과에 따르면 개발된 수학적 모델이 측정한 비드폭에 근접하게 잘 예측하고 있음을 확인 할 수 있었다. Fig. 5는 수학적 모델의 예측오차를 나타낸 것으로 개발된 수학적 모델이 대략 ±0.6 mm 이내의 오차에서 비드폭을 예측하는 것을 확인 할 수 있었으며, 이 수학적 모델은 용접품질제어에 사용할 수 있을 것으로 판단된다.

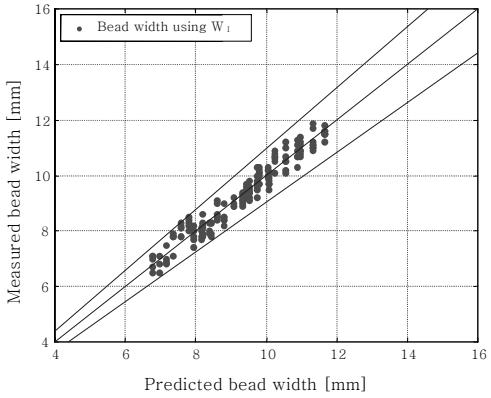


Fig. 4 Comparison between the predicted and measured bead width using off-line interaction model

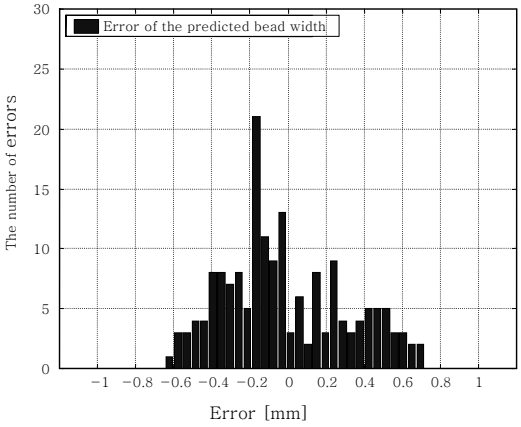


Fig. 5 The error of the predicted bead width using off-line interaction model

3.2 On-line 신경회로망 모델

보다 정확한 비드폭을 예측을 위하여 수학적으로 모델링하기 어려운 비선형적 요소를 많이 포함한 분야에 광범위하게 적용되고 있는 신경회로망을 이용하였다. 본 연구에서는 정확도를 개선하고 학습 수렴속도가 높은 LMBP(Levenberg-Mrquardt Back Propagation) 신경회로망을 이용하여 비드폭을 예측하였고, 최적의 비드폭 예측을 위하여 각각의 신경회로망 모델에 대한 성능분석을 수행하였다.

신경회로망의 학습은 신경회로망이 목표오차에 도달하거나 최대 반복횟수에 도달하면 학습이 종료되도록 설계하였다. 신경회로망의 학습을 위하여 1679개의 데이터를 이용하였으며, 테스트를 위하여 172개의 데이터를 이용하였다. Table 2는 신경회로망의 학습조건을 나타낸다. 신경회로망의 입력변수는 6개(용접전류, 아크전압, 용접속도, 측정점에서의 온도(IR1, IR2, IR3)를 사용하였으며, 비드폭을 출력변수로 선정 하였다. 입력과 출력변수들의 값은 아래의 식 (3)을 이용하여 +1~-1사이의 값으로 표준화하여 사용하였다.

$$x_N = 2\left(\frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}\right) - 1 \qquad (3)$$

여기서, x_N은 표준화된 데이터이며, $x_{\max}$는 데이터 중 최대값을 의미하며, $x_{\min}$은 데이터 중 최소값을 나타낸다.

Fig. 6은 신경회로망을 이용하여 예측 및 측정한 비드폭을 나타낸다. Fig. 6에서 보는 바와 같이 10%오차범위 안에서 비드폭 예측이 모두 이루어지고 있음을 확인할 수 있었다. 이것은 신경회로망으로 비드폭을 정확히 예측하는 것이 가능하다는 것을 의미하고 있다. Fig. 7은 LMBP 신경회로망을 이용하여 예측한 비드폭의 오차 분포를 나타낸 것으로 수학적 모델과 비교·분석하면 예측오차가 '0'에 보다 가깝게 예측하고 있음을 알 수 있다.

Table 2 LMBP neural network parameters and their values

Goal error	1e-8
Epochs	200
Transfer function of hidden layer	Tan-sigmoid transfer function
Transfer function of output layer	Tan-sigmoid transfer function
Number of input nodes	6
Number of hidden nodes	13
Number of output nodes	1

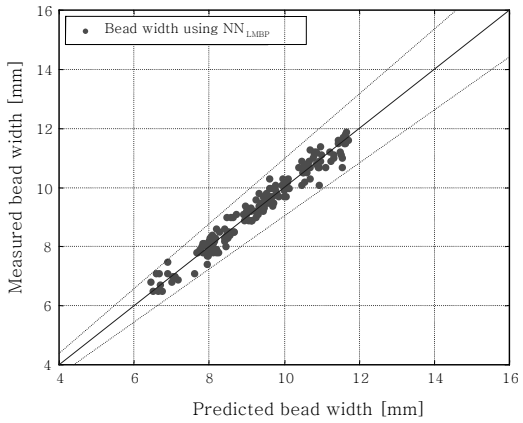


Fig. 6 Comparison of the measured and predicted bead width using LMBP neural network model

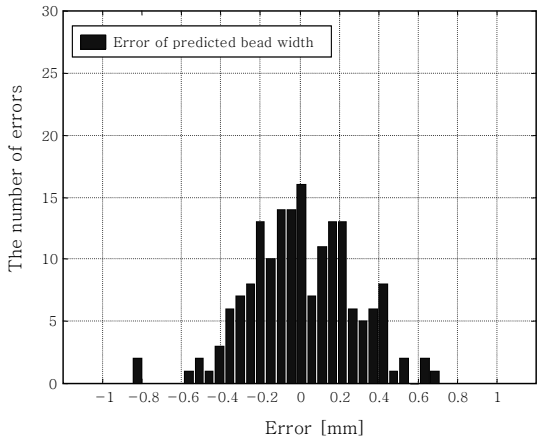


Fig. 7 The error of the predicted bead width using LM BP neural network model

4. 용접품질 모니터링 모델 성능평가

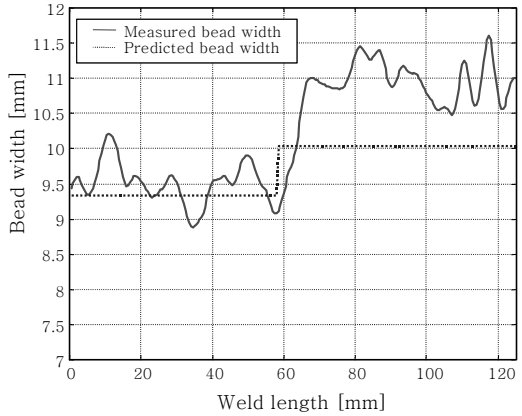
개발된 모델의 성능평가를 위하여 추가적 용접실험을 실시하였으며, 실험을 수행하기 위하여 선정된 용접변수는 Table 3과 같다. 특히, 용접공정 중 용접조건의 변화에 따른 개발된 모델의 성능 분석을 위하여 GMA 용접공정 중 용접전류와 아크전압을 변경하도록 설정하였다. 그리고 적외선센서의 위치 및 다른 용접조건은 기존의 용접조건과 동일하게 설정하였다. 데이터 획득은 용접이 안정화되고 용접변수가 변경된 구간에서 실행되었으며, 각 시험편마다 250개의 데이터를 획득하였다.

4.1 Off-line 수학적 모델

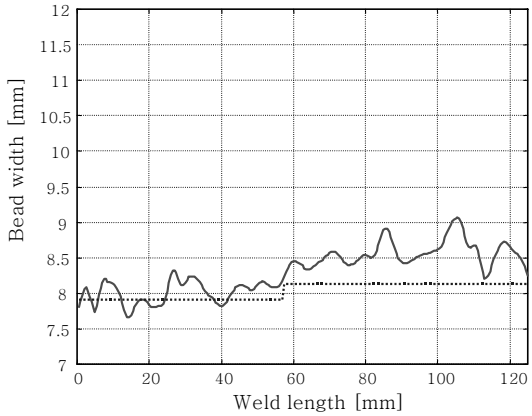
Table 3 Welding parameters and their values in additional experiment

Trial No.	Welding parameter				
	Welding speed (mm/sec)	Section 1		Section 2	
		Arc voltage (V)	Welding current (A)	Arc voltage (V)	Welding current (A)
1	9	27	250	27	270
2	11	27	250	29	250

Off-line 수학적 모델의 정확도를 확인하기 위하여 off-line 수학적 모델을 이용하여 예측한 비드폭과 측정된 비드폭을 비교하였다. Fig. 8는 추가적 실험을 통하여 측정한 2가지 경우의 비드폭과 off-line 수학적 모델을 이용하여 예측한 비드폭을 비교한 결과이다. 그림에서 보는 바와 같이 off-line 수학적 모델은 용접공정 중 발생하는 용접조건의 변화에 따른 비드폭의 변화를 나타내지 못하였다. 이는 off-line 수학적 모델이 용접 전에 설정한 용접조건을 가지고 비드폭을 예측하기 때문이다. Fig. 8(a)에서 보면 용접조건 변경 후 off-line 수학적 모델의 이용한 예측값과 측정값을 비교·분석하였을 때 큰 차이를 보이는 것을 알 수 있다.



(a) Trial No. 1



(b) Trial No. 2

Fig. 8 Comparison of the measured and predicted bead width using off-line empirical model

예측한 비드폭을 보다 정확하게 비교하기 위하여 식 (4)와 같이 Poliak이 정의한 PAM(Predictive Ability of Model)을 이용하여 정확도를 평가하였다[11].

$$PAM = \frac{N_{PAM}}{N_{total}} \times 100 \tag{4}$$

여기서, N_{PAM}은 $\left|\frac{B_m - B_P}{B_m}\right| \le 0.1$ 범위의 예측치의 수를 나타내며, N_{total}은 전체 예측치 수를 나타낸다. 그리고 B_m는 실측치 비드폭이며, B_P는 계산된 비드폭을 의미한다. PAM는 오차범위 10% 이내에 예측을 정확한 예측으로 간주하여 모델의 정확도를 나타내며, 표준편차는 모델의 오차분포를 확인함으로써 실측치 비드폭에 얼마나 근접하게 예측하는지를 나타낸다.

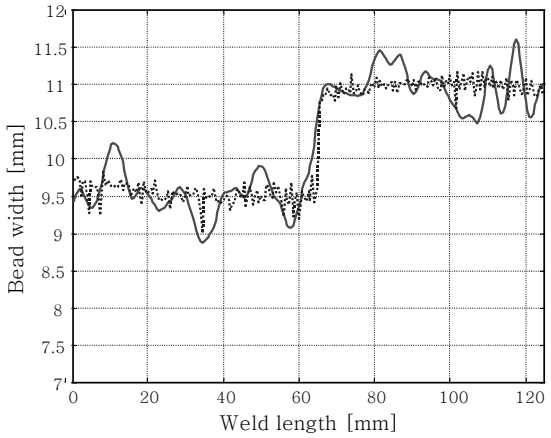
Table 4에 Off-line 수학적 모델의 PAM, 표준편차, 평균오차를 나타내었다. 시편 2번의 경우, 비드폭이 PAM에서 90%이상의 적중률을 보였으며, 표준편차와 평균오차에서도 전체적으로 양호한 값을 보였다. 하지만 시편 1번의 경우 전체적으로 시편 2번보다 예측오차가 컸으며, 비드폭에 대한 예측에서 PAM이 90% 미만의 예측성능을 보였다. 결과적으로 off-line 수학적 모델은 실시간 비드폭 예측에 적용하기에는 문제점이 있는 것으로 판단된다.

4.2 On-line 신경회로망 모델

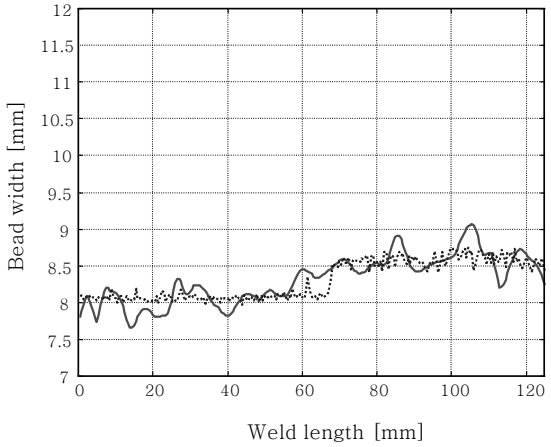
On-line 신경회로망은 실시간으로 들어오는 데이터를 이용하여 비드폭을 예측한다. 즉, off-line 수학적 모델은 입력으로 설정치 용접변수 값을 사용하는 반면에 on-line 신경회로망은 실시간으로 측정된 용접변수 값과 용접부 온도데이터를 입력 값으로 이용한다. Fig. 9는 비드폭에 대하여 측정된 값과 예측된 값을 비교한 결과를 나타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 off-line 수학적 모델과 달리 on-line 신경회로망 모델은 용접 중

Table 4 Performance of off-line empirical model for prediction of the bead width

		Trial No. 1	Trial No. 2
Bead width	PAM (%)	86.8	98.8
	Standard deviation	0.5113	0.2364
	Average error	0.6011	0.3040



(a) Trial No. 1



(b) Trail No. 2

Fig. 9 Comparison of the measured and predicted bead width using off-line learning neural network model

Table 5 Performance of off-line learning neural network model for prediction of the bead width

		Trial No. 1	Trial No. 2
Bead width	PAM (%)	100	100
	Standard deviation	0.2915	0.1850
	Average error	0.2246	0.1474

용접조건 변화에 따라 비드폭을 상당히 정확하게 예측하는 것을 확인할 수 있다.

Table 5는 on-line 신경회로망 모델의 PAM, 표준편차, 평균오차를 나타낸다. Table 5에서 보는 바와 같이 on-line 신경회로망 모델이 비드폭을 매우 정확하게 예측하였다. 특히 PAM을 보면 최소 96.8%, 최대 100%의 예측성능을 보이는 등 on-line 신경회로망 모델이 off-line 수학적 모델에 비하여 매우 우수한 예측성능을 가지고 있는 것을 수치적으로 확인할 수 있었다.

현재 개발된 기술은 실시간 비드폭 예측을 통하여 용접품질을 모니터링 할 수 있는 수준이며, 향후 이러한 연구를 기초로 하여 보호가스, 용접위치 등 보다 많은 용접변수를 고려하여 비드폭 예측모델의 성능을 개선하고, 이를 통한 제어모델 개발 및 제어시스템을 구현하여 산업현장에 적용시 보다 효과적으로 용접공정의 생산성 향상을 이룰 수 있을 것으로 사료된다.

5. 결 론

GMA 용접공정에서 비드폭과 용접변수 사이의 상관관계를 통하여 실시간으로 용접품질을 모니터링 할 수 있는 알고리즘을 개발하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) GMA 용접공정에 대한 용접변수와 비드폭 사이의 상관관계를 파악할 수 있는 off-line상에서 구현되는 수학적 모델을 개발하였으며, 개발된 수학적 모델은 용접변수에 따른 비드폭 예측에서 상당히 근접하게 비드폭을 예측하였지만, 용접공정 중 발생하는 변화에 대해서는 만족할 만한 성능을 보이지는 못하였다.

2) 용접공정과 같이 비선형적인 요소를 포함한 시스템에 대해서는 수학적 모델로 원하는 성능을 구현하는데 한계가 있으므로 비선형 시스템에 대해 우수한 성능을 갖는 신경회로망을 모델 개발에 적용하였다. 개발된 신경회로망은 비드폭에 대해서 최대 PAM 100%로 정확하게 예측하였으며 용접공정 중 발생하는 변화에 대해서도 수학적 모델이 가지고 있는 문제점을 개선하였다.

후 기

이 논문은 2006년도 NURI 사업에 의하여 지원되었음.

참 고 문 헌

1. J.B. Lee, Y.W. Bang, S.W. Oh and H.S. Chang : Control of bead geometry in GMAW, Journal of KWS, 15-6 (1997), 116-123. (in Korean)
2. S.H. Lee and J.I. Lee : Application of laser vision sensor for welding seam tracking and quality estimation, Journal of KWS, 16-6 (1998), 1-6. (in Korean)
3. S.K. Jeong : Remote ultrasonic sensing of weld quality, Journal of KWS, 16-6 (1998), 17-25. (in Korean)
4. I.S. Kim and C.E. Park : Use of a neural network to control bead width in GMA welding, Welding Research Supplement, 45-3 (2000), 33-37

5. T.D. Cho and S.M. Yang : A study on on-line quality monitoring using arc light in gas metal arc welding, Journal of KWS, 18-4 (2000), 82-86. (in Korean)
6. J.Y. Jeng, T.F. Mau and S.M. Leu : Prediction of laser butt joint welding parameters using back-p ropagation and learning vector quantization network, Journal of Material Processing Technology, 79 (2000), 207-218
7. Y.S. Tarng, S.C. Juang and C.H. Chang : The use of grey-based Taguchi method to determine submerged arc welding process parameters in Hardfacing, Journal of MPT, 128 (2002), 1-6
8. J. Suh, J.H. Lee, J.O. Kim, H.S. Kang, M.Y. Lee and B.H. Jung : Weld quality monitoring and seam tracking in making of welded tube using CO_2 Laser, Journal of KWS, 21-7 (2003), 34-41. (in Korean)
9. I.S. Kim, K.S. Chon, J.S. Son, J.H. Seo, H.H. Kim and J.Y. Shim : A study on Monitoring for process parameters using isotherm radii, Journal of KWS, 24-5 (2006), 37-42. (in Korean)
10. B.M. Kim : A study on the monitoring of weld quality using IR temperature in GMA welding process, M.S. Thesis, KAIST, 1996 (in Korean)
11. E.I. Poliak : Application of linear regression analysis in accuracy assessment of rolling force calculations, Metals and Materials, 4-5 (1998), 1047-1056