

## GMA 용접의 단락이행 아크 현상의 평가를 위한 모델 개발

김용재\*(한양대 대학원 정밀기계공학과), 이세현(한양대 기계공학부),  
강문진(포항산업과학연구원)

### Development of models for evaluating the short-circuiting arc phenomena of gas metal arc welding

Y. Kim(Precision Mech. Eng. Dept. HYU), S. Rhee(Mech. Eng. Dept. HYU), M. J. Kang(RIST)

#### ABSTRACT

The purpose of this study is to develop an optimal model, using existing models, that is able to estimate the amount of spatter utilizing artificial neural network in the short circuit transfer mode of gas metal arc (GMA) welding. The amount of spatter generated during welding can become a barometer which represents the process stability of metal transfer in GMA welding, and it depends on some factors which constitute a periodic waveforms of welding current and arc voltage in short circuit GMA welding. So, the 12 factors, which could express the characteristics for the waveforms, and the amount of spatter are used as input and output variables of the neural network, respectively. Two neural network models to estimate the amount of spatter are proposed: A neural network model, where arc extinction is not considered, and a combined neural network model where it is considered. In order to reduce the calculation time it take to produce an output, the input vector and hidden layers for each model are optimized using the correlation coefficients between each factor and the amount of spatter. The estimation performance of each optimized model to the amount of spatter is assessed and compared to the estimation performance of the model proposed by Kang. Also, through the evaluation for the estimation performance of each optimized model, it is shown that the combined neural network model can almost perfectly predict the amount of spatter.

**Key Words** : Gas metal arc welding (가스메탈아크용접), Amount of spatter (스패터량), Neural network (신경망), Back propagation algorithm (오류역전파알고리즘)

#### 1. 서론

단락이행 GMA 용접은 전극 와이어와 용융지사에 아크와 단락이라는 어떤 주기적인 특징을 가지고 있다. 단락 시간 또는 아크 시간이 불규칙한 경우, 규칙적으로 단락이 이루어지는 경우보다 스패터가 많이 발생하게 된다[1]. 따라서 스패터량은 아크와 단락의 규칙성(아크의 안정성)과 밀접한 관계가 있다. 한편, 단락이행의 아크 현상을 평가하기 위해서 여러 연구들이 진행되었다. 아크시간의 표준편차와 아크 안정성과의 상관관계의 분석을 통하여 아크 상태를 평가하는 시도가 있었고[2], 단락최고전류와 단락시간의 표준편차가 아크 안정성에 크게 영향을

미친다는 보고도 있었다[3]. Ogunbiyi 등[4]은 용접전류와 아크 전압파형으로부터 몇가지 인자를 사용하여 아크 상태를 예측하는 인덱스를 구성하였고, Mita 등[5]은 숙련된 용접사의 경험지식과 용접전압 및 전류파형에서 얻어지는 여러 인자를 고려하여, 다중 회귀분석에 의한 아크 안정성 지수를 제시하였다. Kang 과 Rhee [6]는 GMA 용접의 단락이행영역에 있어서 용접전류와 아크전압의 파형의 특징을 이용하여 스패터 발생의 거동을 정량적으로 분석할 수 있는 통계학적인 모델을 제안하였다. 그러나 이들 모델들도 공정의 안정도를 예측하는데 여전히 많은 오차가 보여졌다.

본 연구는 인공신경회로망을 이용하여 단락이행

GMA 용접의 공정의 안정성을 정량적으로 예측할 수 있는 최적의 모델을 개발하는 것이다. 아크전압 파형과 용접전류 파형들로부터 이들 파형들을 구성하는 12 개의 특징적인 인자들이 추출되었다. 따라서 12 개의 파형인자들이 신경회로망의 입력변수로 사용되었고 스페터 양이 출력변수로 사용되었을 때, 아크 끊어짐이 고려되지 않은 전 영역에서의 신경회로망 모델과, 아크 끊어짐을 고려한 병합 신경회로망 모델이 전개되었다. 전개된 2 개의 신경회로망 모델에 의한 스페터 양의 예측성능이 평가되었고, 이를 Kang 과 Rhee 가 제안한 모델에 의한 예측성능과 비교하였다.

## 2. 용접실험

용접동안 용접전류의 계측은 홀센서를 이용하였고, 용접전원 출력 단자사이의 아크전압이 계측되었다. 계측된 용접전류와 아크전압의 신호들은 200 kHz 급 A/D 변환장치를 거쳐 컴퓨터에 입력되었다. 사용된 용접기는 350A 급 인버터 제어방식의 것이었고, 황동으로 제작된 스페터 포집장치가 스페터를 포집하기 위해서 사용되었다. 용접실험에 있어서, 20 l/min 의 유량의 100% CO<sub>2</sub> 가스가 보호가스로 사용되었고, 지름 1.2 mm 의 AWS ER70S-6 가 전극극이어서 사용되었다. 소재는 두께 6 mm 의 SS400 이었다. 용접속도는 5mm/sec 로 하였고, 용접변수의 설정조건은 용적이 단락이행모드로 이행되는 조건으로써, Table 1 에서 보여진다. 또한 비드 온 플레이트 용접이 실시되었고, 같은 설정조건에서 반복적으로 용접실험이 실시되었다.

Table 1 Welding conditions

Wire feed rate (m/min)	CTWD (mm)	Welding Voltage (V)	No. of welding experiment
3.4	15	19 ~ 25	6
6.0	15	20 ~ 26	6
	20	21 ~ 27	3
	25	21 ~ 27	3
7.3	15	21 ~ 27	3
	20	22 ~ 28	4
	25	21 ~ 27	3
8.6	20	23 ~ 27	6

아크전압과 용접전류의 파형을 수집하는 데이터 샘플링 속도는 5000 sample/sec 이었고, 신호에 함께 실린 잡음은 200Hz 의 잡음 제거 주파수를 갖는 디지털 저주파 통과 필터를 사용하여 제거되었다. 필터링된 용접전류와 아크전압의 파형으로부터 아크 상태와 스페터 양에 영향을 미칠 것으로 일반적으로

알려진 6 개의 파형인자들과 그들의 표준편차값이 추출되었다. 추출된 인자들은, Fig. 1 에 나타내었듯이 단락이행 주기( $T$ ), 아크시간( $T_a$ ), 단락시간( $T_s$ ), 단락 최고전류( $I_p$ ), 단락 순간전류( $I_s$ ), 단락이행 평균전류( $\bar{I}$ ), 단락이행 주기의 표준편차( $s[T]$ ), 아크시간의 표준편차( $s[T_a]$ ), 단락시간의 표준편차( $s[T_s]$ ), 단락 최고전류의 표준편차( $s[I_p]$ ), 단락 순간전류의 표준편차( $s[I_s]$ ), 단락이행 평균전류의 표준편차( $s[\bar{I}]$ )들이었다.

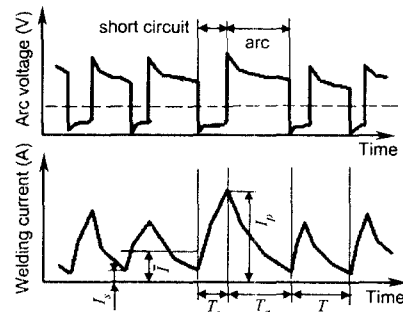


Fig. 1 Waveforms of arc voltage and welding current in short circuit transfer mode

## 3. 입출력 데이터와 신경망 구조

학습 알고리즘으로써 오류 역전파 알고리즘을 가진 전방위다층퍼셉트론에 입각한 아크 안정성 평가를 위한 모델을 개발하고자 하였다. 전형적인 전방위다층퍼셉트론은 입력층과 은닉층 및 출력층으로 구성된다. 입력층의 변수들은 전절에서 설명한 12 개의 파형인자이고, 출력변수는 스페터양이다. 은닉층의 개수는 2 로 하였다. 활성화함수는 unipolar 시그모이드 함수를 사용하였으며, 오차계산에는 최소자승법이 이용되었다. 초기 신경망은 [12×20×20×1] 의 구조를 가지며, 학습율은 0.1, 수렴오차는 정규화된 출력변수의 예측결과와 정규화된 스페터량 사이의 오차의 합에 대해서 0.002 로 하였다.

은닉층의 개수와 뉴런의 개수가 많을수록 출력 오차가 줄어들지만 출력을 계산하는데 많은 시간이 요구되며, 학습된 신경망은 오버피팅되어 새로운 데이터의 입력에 대해 큰 예측 오차를 가지게 된다. 따라서 수렴오차의 범위내에서 오차를 최소로 하기 위해서 은닉층의 개수와 뉴런의 개수, 그리고 입력변수의 개수를 최적화하였다. 학습의 반복회수는 10000 번으로 제한하였고, 수렴오차를 만족하는 범위내에서 먼저 각 은닉층의 뉴런 수를 줄이고, 다음에 입력변수의 수를 줄여나갔다. 입력 변수의 개수를 줄이는 과정은 입력층의 각 변수들과 스페터 양사이

의 상관계수가 낮은 인자부터 차례로 소거하는 방법이 이용되었다.

#### 4 신경회로망에 의한 스패터 양을 예측하기 위한 모델의 개발

적정전압보다 낮은 전압조건에서의 용접 전류와 아크 전압 파형을 살펴보면, 단락이 끝난 다음 재아크가 발생하다가 아크가 완전히 소멸되어 무부하 전압이 발생하는 구간이 있음을 알 수 있다. 이러한 아크 끊어짐 현상이 발생하는 횟수는 용접전압이 증가함에 따라 선형적으로 감소하다가 적정전압부근 이후 발생하지 않음이 관측되었다.

본 연구에 있어서 세가지 경우에 대하여 12 개의 파형인자와 스패터의 양 사이의 상관분석이 실시되었다. 첫번째는 아크 끊어짐이 발생한 용접조건들에 대한 것이고, 두번째는 아크 끊어짐이 발생하지 않은 용접조건에서들에 대한 것, 마지막은 아크 끊어짐을 고려하지 않은 모든 조건들에 대한 것이다. Table 2 의 A 경우는 아크 끊어짐을 구별하지 않고 모든 용접조건에서 얻어진 파형인자와 스패터 양 사이의 상관계수를 나타낸 것이고, B 경우는 아크 끊어짐이 발생한 용접조건에서, C 경우는 아크 끊어짐이 발생하지 않은 용접조건에서의 파형인자와 스패터 양사이의 상관계수를 각각 나타낸 것이다. A 와 C 의 경우에서 상관계수들의 거동은 상당히 유사해 보인다. 특히 스패터 양에 크게 영향을 미치는 파형인자들로는 단락이행 주기( $T$ ), 단락 이행주기의 표준편차( $s[T]$ ), 아크 시간의 표준편차( $s[T_a]$ ), 아크 시간( $T_a$ ) 등 이었다. 그러나 B 경우에 따르면 상기 파형인자들에 대한 상관계수는 매우 작고, 오히려 단락이행 평균전류의 표준편차( $s[\bar{I}]$ ), 단락순간 전류의 표준편차( $s[I_s]$ ), 단락 최고전류의 표준편차( $s[I_p]$ ), 단락시간의 표준편차( $s[T_s]$ ) 등이 스패터 양에 크게 영향을 미침을 알 수 있다. 따라서 스패터 양을 보다 정확하게 예측하기 위해서, 아크 끊어짐이 고려된 모델과 아크 끊어짐이 고려되지 않은 모델이 각각 전개될 필요가 있다.

#### 4.1 전영역에서의 스패터 예측을 위한 신경망

#### 모델

전 영역에서의 스패터 예측을 위한 신경망 모델을 개발함에 있어서 먼저 은닉층을  $20 \times 20$  으로 하여 수렴오차한계 0.002 내에서 수렴될 때 까지 은닉층의 뉴런의 개수를 점차 줄였다. 그 결과, 9976 번의 반복 회수에서 0.00196 의 오차가 얻어졌을 때, 은닉층의 뉴런의 크기가  $5 \times 5$  이었다. 다음, 입력 변수의 최적화에 있어서, Table 2 의 상관분석의 결과에 입각하여, 12 개의 파형인자들 중에서 스패터와의 상관계수가 낮은 인자들부터 차례로 소거하였다. 최종적으로 남겨진 입력변수들은 다음의 10 개의 인자: 단락이행 주기( $T$ ), 아크시간( $T_a$ ), 단락 최고전류( $I_p$ ), 단락순간 전류( $I_s$ ), 단락이행주기의 표준편차( $s[T]$ ), 아크 시간의 표준편차( $s[T_a]$ ), 단락시간의 표준편차( $s[T_s]$ ), 단락 최고전류의 표준편차( $s[I_p]$ ), 단락순간 전류의 표준편차( $s[I_s]$ ), 단락이행 평균 전류의 표준편차( $s[\bar{I}]$ )들이었다.

#### 4.2 아크 끊어짐이 고려된 스패터 양 예측모델

아크 끊어짐이 발생한 용접조건에 있어서, 스패터 양에 대한 신경망 예측모델의 은닉층은  $7 \times 5$  의 크기에서 반복회수 9983 번, 정규화된 출력 오차량 0.00199 를 가지고 최적화됨이 확인되었다. 다음에 입력변수는 다음의 9 개 인자로 최적화하였다; 아크 시간( $T_a$ ), 단락 시간 ( $T_s$ ), 단락 최고전류( $I_p$ ), 단락순간 전류( $I_s$ ), 아크 시간의 표준편차( $s[T_a]$ ), 단락 시간의 표준편차( $s[T_s]$ ), 단락 최고전류의 표준편차( $s[I_p]$ ), 단락순간 전류의 표준편차( $s[I_s]$ ), 단락이행 평균 전류의 표준편차( $s[\bar{I}]$ ).

한편 아크 끊어짐이 없는 용접조건에 있어서의 신경망 예측모델은 은닉층의 크기가  $5 \times 5$  인 때 반복 회수 9994 번, 정규화된 출력 오차량이 0.00198 이었다. 또한 최종적으로 결정된 입력층의 인자들은 다음 9 개의 인자들이었다; 단락이행 주기( $T$ ), 아크 시간( $T_a$ ), 단락 최고전류( $I_p$ ), 단락순간 전류( $I_s$ ), 단락 이행주기의 표준편차( $s[T]$ ), 아크 시간의 표준편차( $s[T_a]$ ), 단락시간의 표준편차( $s[T_s]$ ), 단락 최고전류의 표준편차( $s[I_p]$ ), 단락순간 전류의 표준편차( $s[I_s]$ ).

Table 2 Correlation coefficients between each factor and the amount of spatter in several models

Factors	$T$	$T_a$	$T_s$	$I_p$	$I_s$	$\bar{I}$	$s[T]$	$s[T_a]$	$s[T_s]$	$s[I_p]$	$s[I_s]$	$s[\bar{I}]$
A	0.920	0.723	-0.109	0.175	0.262	-0.163	0.746	0.736	0.175	0.502	0.199	0.0423
Spatter B	0.0593	0.0437	0.124	0.230	0.351	-0.006	0.431	0.367	0.650	0.765	0.889	0.882
C	0.817	0.827	-0.164	0.176	0.259	-0.273	0.791	0.788	0.257	0.656	0.140	-0.303

## 5 결과 및 고찰

Fig. 2(a)와 Fig. 2(b)는 Kang[6]이 제안한 비선형 모델을 사용하여 아크 안정성을 예측해 본 결과이고, Fig. 2(c)와 Fig. 2(d)는 본 연구에서 개발된 2개의 신경회로망 예측모델을 사용하여 스패터 양을 예측한 결과를 나타낸 것이다.

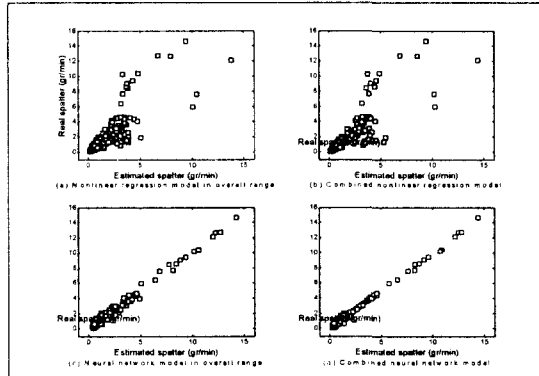


Fig. 2 Relationship between the estimated results and the amount of spatter using the several models

Table 3 Regression characteristics of several estimated models

	Nonlinear regression Model		Neural network Model	
	Model in overall range	Combined model	Model in overall range	Combined model
Multiple correlation coefficients	0.9109	0.8424	0.9441	0.9986
Adjusted R square	0.8258	0.7084	0.9058	0.9965
Standard Error	0.4562	1.2954	0.3134	0.0691

Kang 이 제안한 모델을 사용한 경우 큰 예측 오차가 생김을 볼 수 있다. 반면, 신경회로망 모델에 의한 결과들은 예측된 값들이 실제 스패터 양과 매우 직선적인 관계를 보이고 있다. 특히 스패터 양이 5.0 gr/min 이상인 영역에서는 예측값과 스패터 양이 거의 같게 나타났다. 그러나 스패터 양이 5.0 gr/min 이하의 영역에 있어서, 전 영역에 대해서 구해진 모델에 의한 예측결과는 병합 모델에 의한 예측결과에 비해서 약간 더 큰 오차를 보이고 있다. Table 3 은 상기 4 개의 모델에 의한 예측결과와 스패터 양사이의 선형회귀분석의 결과를 나타낸 것이다. 신경망을 사용한 병합모델에 의한 선형회귀계수는 거의 1 에 근접한 결과를 나타내었다. 또한 표준오차에 있어서

도 병합 모델에 의한 표준오차는 0.0691 로 완벽한 예측성능을 보이고 있음을 알 수 있다.

## 6 결론

전 영역의 신경회로망 모델과 아크 끊어짐이 고려된 신경회로망 병합모델을 각각 구성하였고, 스패터 양에 대한 이들 모델의 예측결과는 Kang 의 모델에 의한 예측결과보다 매우 우수하게 나타났다. 아크 끊어짐이 고려된 신경회로망 병합모델은 스패터 양에 대해서 0.9986 의 선형상관계수와 6.91 %의 표준오차를 나타내었고, 아크 끊어짐이 발생한 저전압 용접조건에서 탁월한 예측성능의 개선을 보였다.

## 참고문헌

- Gupta, S.R., Gupta, P.C., and Rehfeldt, D., "Process Stability and Spatter Generation during Dip-Transfer MAG-Welding," *Welding Review*, pp. 232 - 241, 1988.
- Arai, T., Kobayashi, M., Yamada, T., Rokujyo, M., Hirakoso, K., and Kaneko, T., "The Investigation of Arc Phenomena by Means of a Computer", *Quarterly Journal of the Japan Welding Society*, Vol. 1, No. 3, pp. 15 - 20, 1983.
- Lucas, W., "Microcomputer System, Software and Expert System for Welding Engineering", *Welding Journal*, Vol. 66, No. 4, pp. 19 - 30, 1987.
- Ogunbiyi, B., and Norrish, J., "GMAW Metal Transfer and Arc Stability Assessment Using Monitoring Indices", *Computer Technology in Welding*, Six International Conference, pp. 9 - 12, 1996.
- Mita, T., Sakabe, A., and Yokoo, T., "Quantitative Estimates of Arc Stability for CO2 Gas Shielded Arc Welding", *Welding International*, Vol. 2, pp. 152 - 159, 1998.
- Kang, M. J., and Rhee, S., "The Statistical Models for Estimating the Amount of Spatter in the Short Circuit Transfer Mode of GMAW", *Welding Journal*, Vol. 80, No. 1, pp. 1s - 8s, 2001.
- Lin, C. T., and Lee, C. S., *Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice Hall, 1996.