

# 신경회로망과 수학적 방정식을 이용한 최적의 용입깊이 예측에 관한 연구

김일수\*, 전광석\*\*

## A Study on Prediction of Optimized Penetration Using the Neural Network and Empirical models

Kim Ill-Soo\*, Chon Kwang Suk\*\*

### Abstract

Adaptive control in the robotic GMA(Gas Metal Arc) welding is employed to monitor the information about weld characteristics and process parameters as well as modification of those parameters to hold weld quality within the acceptable limits. Typical characteristics are the bead geometry, composition, microstructure, appearance and process parameters which govern the quality of the final weld. The main objectives of this paper are to realize the mapping characteristics of penetration through the learning. After learning, the neural network can predict the penetration desired from the learning mapping characteristic. The design parameters of the neural network estimator(the number of hidden layers and the number of nodes in a layer) were chosen from an error analysis. Partial-penetration, single-pass, bead-on-plate welds were fabricated in 12mm mild steel plates in order to verify the performance of the neural network estimator. The experimental results show that the proposed neural network estimator can predict the penetration with reasonable accuracy and guarantee the uniform weld quality.

**Key Words :** Penetration(용입깊이), Adaptive Control(적응제어), Neural Network(신경회로망), Multiple Regression Analysis(다중회귀분석), Process Parameter(공정변수)

### 1. 서론

로봇 GMA(Gas Metal Arc) 용접부의 품질은 자체의 외관뿐만 아니라, 내구성과 안전성에 영향을 미치므로 용

접부의 재질과 형상에 따른 최적의 용접조건하에서 용접을 수행하여야 한다. 일반적으로 비드크기(비드폭, 비드 높이 및 용입깊이)에 미치는 공정변수들은 와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량 등이다. 이러

\* 목포대학교 공과대학 기계공학과  
\*\* 목포기능대학

한 변수들의 적절한 선정에 의해서 용접부에서 요구되는 최적의 용융지가 형성되며, 만일 용융지의 결합이 용접 후에 비파괴검사서 발견되면 그 결함부를 보수하여야 하는데 그 검사와 보수에 드는 비용은 전체 제조공정에 드는 비용의 상당한 부분을 차지함으로 국제 경쟁력 상실 및 생산성의 감소의 주원인이 된다. 따라서 공정변수와 비드크기의 상관관계 연구를 통하여 임의의 비드형상에 대한 최적의 공정변수들을 예측 할 수 있는 시스템 개발이 시급히 요구되고 있다.

McGone<sup>(4)</sup>과 McGone 및 Chadwick<sup>(5)</sup>는 서브머지드(submerged) 아크용접에 적용할 비드형상과 공정변수 사이의 관계에 대하여 수학적인 모델을 개발하였다. Doherty et al.<sup>(6)</sup>은 GMA용접을 이용하여 비드형상과 공정변수 사이의 수학적인 관계를 나타내었다. Raveendra와 Parmar<sup>(7)</sup>는 CO<sub>2</sub> 아크용접 방법을 이용하여 비드형상 및 크기를 예측할 수 있는 수학적 모델을 요인사험(factorial design) 및 다중회귀분석법(multiple regression analysis)을 이용하여 개발하였다. 실험결과를 기초하여 개발한 수학적 모델이 비드형상을 예측하는데 효과적인 수단이며, 최적의 비드형상을 달성하기 위하여 적절한 공정변수 값을 개발된 모델을 이용하여 선정함으로써 가능하다는 것을 증명하였다.

Cook<sup>(8)</sup>은 신경회로망을 이용하여 용접공정을 모델링하고 비드크기를 예측하는 방안을 최초로 제시하였다. 공정변수는 용접전류, 아크전류, 토치 이동속도 및 전극선 공급속도를 신경회로망의 입력으로 사용하고, 비드크기 지수들을 신경회로망의 출력으로 하여 그 사상(mapping) 관계를 학습한 후 용융지의 크기를 예측하였다. 하지만, 용접기와 관련된 변수들만 고려하고 용접 중에 발생하는 외란에 의한 영향이나, 용접재료에 의한 영향 및 열역학적인 요인들을 고려하지 않았으므로 정확한 비드크기 예측평가 및 외란에 의한 영향을 보상하기는 불가능하다.

TWI(The Welding Institute)<sup>(9)</sup>에 따르면 소프트웨어 선택은 응용분야와 개발비에 의존하며, 용접 절차용 전문가 시스템은 경험 있는 용접 전문가와 지속적인 토의 및 자문을 통하여 많은 전문적인 지식을 저장하고, 용접절차 알고리즘과 용접 노하우 같은 세부적인 내용을 필요시 삽입할 수 있도록 설계되어야 한다고 주장하였다. 하지만, 정확한 수학적 알고리즘의 부족 및 입력과 출력변수들 사이의 관계를 직접적으로 모델링 하기가 어렵기 때문에 퍼지(fuzzy) 및 신경회로망의 프로그램을 산업에 많이 이용하고 있다. TIG 용접공정을 위해 영국 Vanderbilt<sup>(10)</sup>

대학에서는 백프로퍼케이션 신경회로망을 이용하여 비드 높이, 용입깊이를 예측하기 위해 용접전류 및 토치 이동속도를 이용하였다.

본 연구의 목적은 GMA 용접공정에서 용접중 발생하는 여러가지 외란의 영향을 최소화하고 균일한 용입깊이를 얻기 위한 최적의 제어 알고리즘을 개발하고자 한다. 이러한 목표를 달성하기 위해서 부분요인사험(partial factorial design)방법을 이용하여 실험 준비하여 bead-on-plate 방법으로 실험을 실시하였다.<sup>(11)</sup> 실험결과를 기초로 하여 신경회로망을 이용하여 공정변수들(와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량)과 용입깊이를 연구하였다. 마지막으로 실험결과를 기초로 하여 상용용 통계 프로그램과 신경회로망을 이용하여 계산된 값과 실험결과를 비교 분석하여 최적의 공정변수들을 선정하였다.

## 2. 실험방법

자동화 용접공정과 로봇을 이용한 용접은 모델링, 센싱 및 제어등이 포함되며, 이 중에서 모델링은 가장 중요한 부분이다. 일반적인 모델링은 비용절감 및 응답요소의 주 및 상호작용 효과에 관한 정보를 제공할 수 있는 부분요인사험 방법이 최근에 개발되어 사용되고 있으며 본 연구에서는 위의 방법을 선정하였다. 사용한 공정변수들은 와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스유출량 등이며 응답요소는 용입깊이다. 5개의 공정변수의 실험 level과 한계는 Table 1에 나타낸다.

공정변수들은 부분요인사험 실험을 위해 matrix를 만들어서 총 81회의 용접을 준비하였다. 여기서 아크전류는 와이어 직경에 크게 영향을 받으므로, 와이어 직경 0.9 mm인 경우 아크전류는 90, 190, 250 Amp이며, 반면에 직경이 1.2 및 1.6 mm인 경우 아크전류는 180, 260, 300 Amp를 선정하였다.

Table 1 Welding parameters and limits

Parameter	Symbol	Unit	Limits
Wire diameter	D	mm	0.9, 1.2, 1.6
Gas flow rat	G	l	6, 10, 14
Welding speed	S	mm/min	250, 330, 410
Arc curren	I	Amp	90, 190, 250, 180, 260, 360
Welding voltage	V	Volt	20, 25, 30

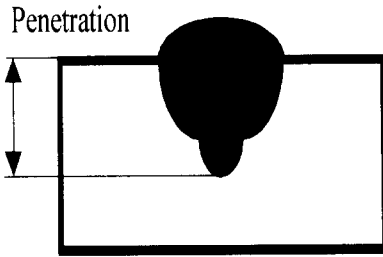


Fig. 1 Measurement of penetration

실험에 사용된 시험편은 200×70×12 mm 두께의 SS400 일반구조용 압연강재이며, 용접하고자 하는 시험편 표면은 녹, 스케일, 산화물 등 이물질이 용접결합의 원인이 되지 않도록 stainless wirebrush 및 cloth paper(#300)로 시험편을 깨끗이 닦아냈다. 실험방법은 먼저 로봇 용접기의 teaching box를 이용하여 용접을 실행하기 위해 프로그램 경로를 테스트하고, 일반구조용 압연강판 시험편을 용접지그에 위치한다. 다음으로 준비된 공정변수를 프로그램 유니트(program unit)를 이용하여 로봇에 입력시키고, 불활성가스를 공급할 준비를 함으로써 로봇은 준비상태로 하여 용접을 수행한다. 새로운 공정변수를 프로그램 유니트를 이용하여 재프로그램화하고 총 81회의 용접을 계속한다. 용입깊이를 측정하기 위해 용접시험편의 가로축을 중간 부분에 wire cutting machine을 사용하여 자르고 양쪽을 연삭한 다음 폴리싱(polishing)한 후 시험편 양쪽 용입깊이를 나타내기 위하여 시험편 양쪽을 광택하고 HNO<sub>3</sub> 3% + H<sub>2</sub>O 97% Nital etch용액을 이용하여 에칭한다. 용입깊이를 정확히 측정하기 위하여 시험편 양쪽의 에칭된 면을 배율 10배의 광학 현미경으로 사진을 현상하여 스캐닝 후 컴퓨터에서 좌표점을 주어 양쪽을 측정하여 평균값을 나타내었다. Fig.1은 본 연구를 위하여 측정된 실험결과인 용입깊이를 나타낸다.

### 3. 실험결과 및 고찰

SS400의 시험편에 bead-on-plate방법을 이용하여 실험을 수행하였으며, 공정변수에 용입깊이의 영향에 관한 실험결과를 가지고 최적의 공정변수를 예측하기 위해서는 상업용 통계 프로그램(SPSS) 및 신경회로망을 이용하였으며, 그 결과는 다음과 같다.

#### 3.1 수학적 모델 개발

실험디자인을 기초한 총 81회의 실험결과로부터 5개의 공정변수(와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량)에 대응하는 용입깊이가 측정되었다. 용입깊이는 와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량에 의하여 영향을 받는다는 것을 실험결과로부터 알 수 있다. 그러므로 최적용접을 위한 수학적 모델개발은 주어진 품질기준의 제품을 생산하기 위해 공정변수들을 각각 콤비네이션 함으로 달성할 수 있다. 5개의 입력계수와 용입깊이 사이의 상호작용을 연구하기 위하여 최적의 방정식 유도는 평균통계 컴퓨터 프로그램 SPSS를 이용하여 다중회귀분석(multiple regression analysis) 같은 기본적인 통계적 방법을 이용하였다.<sup>[12]</sup>

용입깊이의 예측 및 공정변수와 용입깊이 사이의 상호관계를 연구하기 위하여 직선방정식과 곡선방정식을 실험결과로부터 유도하였으며 다음과 같다.

직선 방정식:

$$P_T = -1.9503 + 0.3428D + 0.0438G - 0.0016S + 0.0121I + 0.0417V \quad (1)$$

곡선 방정식:

$$P_T = \frac{D^{0.3945} G^{0.1187} I^{0.9557} V^{0.1529}}{10^{2.2959}} \quad (2)$$

개발된 수학적 모델의 정확성을 점검 및 분석하기 위하여 분산분석(variance technique)을 이용하였다.

두 방정식들의 산출표준오차(standard error of estimate), 복합상관계수(Coefficient of multiple correlation) 그리고 결정계수(coefficient of determination)를 Table 2에 나타내었다. Figs. 2~3은 총 81회의 실험으로 측정된 용입깊이 값과 개발된 이론 직선 및 곡선 방정식을 이용하여 계산된 용입깊이 값을 산란 그래프(scatter graph)로 나타내고, 선형회귀 방법을 이용하여 플롯 점들의 최적의 선을 표시하였다. 방정식(1)~(2)의

Table 2 Analysis of variance tests for mathematical models for penetration

No. of equation	Standard error of estimate	Coefficient of multiple correlation	Coefficient of determination (%)
1	0.762	0.8273	68.44
2	0.738	0.8411	70.75

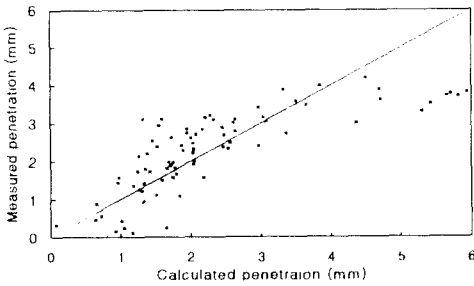


Fig. 2 Comparison of the measured and the calculated penetration using linear equation

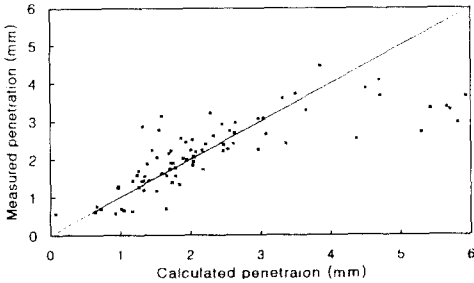


Fig. 3 Comparison of the measured and the calculated penetration using curvilinear equation

로부터 계산된 값들은 실험으로 측정된 값과 비교할 때 상당한 정확성을 가짐을 Figs. 2~3으로부터 알 수 있다.

### 3. 신경회로망을 이용한 용입깊이 예측

일반적인 신경회로를 이용하여 함수 근사법을 모델링하는 기법은 기본함수의 선정이 필요 없고 상관관계의 복잡성이 계산상에 영향을 주지 않으며 매우 복잡한 상관관계도 잘 표현해준다는 특징을 갖고 있다. 따라서, 신경회로망을 이용한 용입깊이의 예측기를 실제예측에 사용하기에 앞서, 이러한 목적에 적합한 용입깊이 예측기를 구축하기 위해 신경회로망을 학습시킨다. 이는 학습법칙에 의해 신경회로망 내부의 매개변수를 조절함으로써, 용접물상의 5개의 공정변수들로부터 측정되고 실제로 형성된 용입깊이 지수들이 신경회로망의 출력측에 목표값(target value)으로 주어진다. 신경회로망의 입력으로는 5개의 공정변수들에 관한 정보가 들어간다. 이로부터 신경회로 예측기는 용입깊이의 지수들의 예측값을 계산하게 된다. 이는 실제 측정된 용입깊

이 지수들과 비교된다. 예측값이 실제 측정값과 차이가 있으면, 학습법칙에 의해 신경회로망 내부의 매개변수들을 조절하여 오차가 줄어들도록 학습시킨다. 학습의 초기에는 신경회로 예측기가 완전하게 구축되지 않았으므로 이들의 오차가 크다. 따라서, 학습법칙에 의해 오차가 줄어들도록 신경회로망 내부의 매개변수의 교정값이 계산되며, 이를 이용하여 매개변수는 수정되고, 새로운 매개변수에 용입깊이의 예측값이 다시 계산되어 실제 크기와 비교된다. 이러한 반복적인 학습에 의해, 용입깊이 지수들의 예측값과 실제 실험된 값과의 차이는 줄어들게 되며, 이들의 차이가 충분히 줄어들 때까지 계속된다. 학습이 끝나면, 신경회로망의 내부에는 5개의 공정변수들과 용입깊이의 지수들과의 관계가 구현되고, 이는 실제 용입깊이 지수의 예측에 이용된다. 실제 용접 중 시스템으로부터 5개의 공정변수값들이 측정되면 이로부터 신경회로망을 이용하여 용입깊이 지수들을 예측할 수 있다. 이때 측정된 공정변수들은 신경회로망 예측기의 학습시에 사용된 값들과 일치할 필요는 없으며, 이는 신경회로망이 보간기능을 갖추고 있기 때문이다. Fig. 4는 5개의 공정변수들로부터 다층 신경회로망을 이용하여 용입깊이를 예측하는 방법의 알고리즘을 나타내었다.

다양한 용접조건에서 수행한 총 81회의 실험으로부터 5개의 공정변수(와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량)에 대응하는 용입깊이가 예측되었다. 처음에 실시한 총 81개의 실험결과는 신경회로 예측기의 학습에 사용되었다. 개발한 신경회로 예측기의 예측성능을 평가하

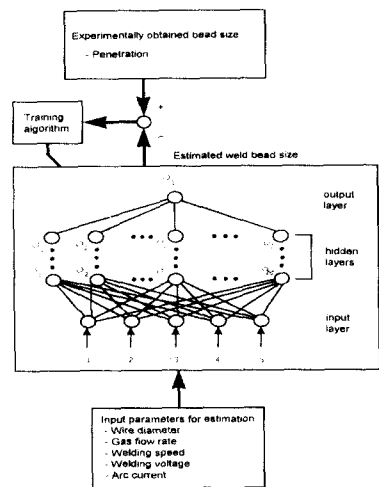


Fig. 4 Block diagram of the training and estimation procedures for weld bead sizes using a neural network estimator

기 위하여 추가로 36회 실험을 실시하였으며 그 결과는 실제 용입깊이의 실측값과 예측값을 비교하는데 사용되었다.

Fig. 5는 은닉층이 1개인 경우의 용입깊이에 대해 예측값과 실측값을 나타낸 것으로 비교분석을 산란 그래프(scatter graph)로 나타내고, 선형회귀 방법을 이용하여 플롯 점들의 최적의 선을 나타내었다. Fig. 5에서 알 수 있듯이 그룹형태의 예측 값을 나타내고 있으며 상당한 오차가 존재함을 알 수 있다. 은닉층이 2개인 경우의 산란 그래프 및 선형회귀 방법을 이용하여 플롯 점들의 최적의 선을 Fig. 6에 나타냈으며, Fig. 5와 마찬가지로 그룹형태의 예측 값을 나타내고 있으며 은닉층 1개인 경우와 비교하면 정확성이 상당히 상승함을 알 수 있다. 신경회로망을 이용하여 로봇 GMA 용접공정에 용입깊이 예측모델 개발은 은닉층이 2개 모델 선정이 바람직하며 및 그룹형태의 예측 값에 대한 추가적인 연구가 필요한 것으로 사료되며 현재 이에 대한 연구가 진행되고있다.

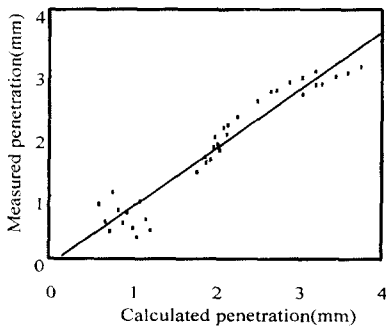


Fig. 5 Comparison of the measured and the calculated penetration for one hidden layer

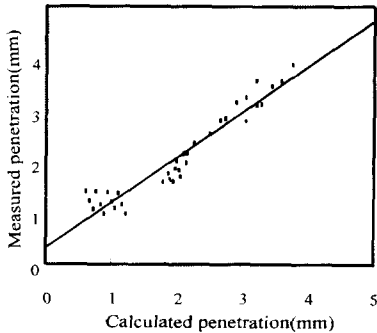


Fig. 6 Comparison of the measured and the calculated penetration for two hidden layer

### 3. 3 최적의 용입깊이 예측

모델의 정확성을 평가하는 방법으로 실험결과로부터 얻은 data를 상업용 통계프로그램인 SPSS을 이용하여 개발된 직선방정식 및 곡선방정식과 신경회로망을 이용하였다. 추가로 실시한 36회의 실험결과를 개발된 직선 및 곡선방정식과 신경회로망의 은닉층(hidden layer)을 1개, 또는 은닉층을 2개로 했을 경우의 값을 비교하기 위하여 백분율 오차법(percentage error method)를 이용하여 평가하였다. 용입깊이에 대하여 계산된 백분율의 분석결과를 Fig. 7에 나타냈다.

Fig. 7은 개발된 수학적인 모델들과 신경회로망 모델을 이용하여 계산한 용입깊이에 대한 오차백분율을 나타낸다. 개발된 4개의 모델들 모두는 20% 이상의 오차 백분율 범위가 존재함을 알 수 있었다. Cook(8)의 논문에서도 인공지능 기법과 은닉층 수에 따라 예측결과가 상당한 차이가 있음을 강조하였으며 Fig. 7의 결과와 비슷한 결과를 나타내었으며 차후에 이에 대한 추가적인 연구 필요성을 제기하였다. 또한 오차백분율의 범위가 크므로 용입깊이 예측에는 신뢰성에 대한 결여로 지속적인 연구가 요구된다고 강조하였다. 현재 인공지능 기법 및 은닉층 수를 변환시키면서 개발된 모델들의 신뢰성을 확보하기 위한 연구가 진행 중이다.

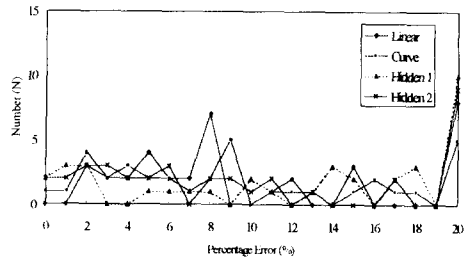


Fig. 7 Accuracy analysis for penetration

## 4. 결론

GMA 용접공정에 상업용 통계 프로그램(SPSS) 및 신경회로망을 이용하여 용입깊이를 예측 및 제어할 수 있는 최적의 알고리즘을 연구하였으며 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 용입깊이는 공정변수들의 변화에 따라 변화됨을 실험결과로부터 알 수 있다.

- (2) 5개의 공정변수(와이어 직경, 용접전류, 아크전압, 용접속도, 가스 유출량)와 2개의 용입깊이와의 복잡한 상관관계를 잘 표현할 수 있는 신경회로기법을 사용함으로써 잘 구현할 수 있었다.
- (3) GMA 용접공정에서 신경회로망을 이용하여 용입깊이의 변화 예측값, 실험결과를 이용하여 개발한 실험식을 이용하여 계산한 이론값과 실험결과와 비교·분석하였다.
- (4) 실험결과로부터 개발한 실험식은 공정변수와 용입깊이와의 상관관계를 연구할 수 있고, 용입깊이는 상당한 오차가 존재하였으며 차후에 이에 대한 연구가 계속 수행되어야 할 것으로 사료된다.
- (5) 위와 같은 연구결과로 산업현장에서 균일한 용입깊이를 보장하기 어려운 부분에 효과적으로 제어함으로써 안정된 용접결과를 얻을 수 있는 용접의 실시간 예측 및 제어 시스템 그리고 전문가 시스템의 구성에 효과적인 판단 기초로 이용될 것으로 판단된다.

### 참 고 문 헌

- (1) R. W. Richardson, A. Gutow, R. A. Anderson and D. F. Farson, "Coaxial weld pool viewing for process monitoring and control", *Welding Journal*, Vol. 63, No. 3, pp.43~50, 1984.
- (2) J. J. Hunter, G. W. Bryce and J. Doherty, "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, 1988.
- (3) H. B. Smartt, P. Einerson, A. D. Watkins and R. A. Morris, "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, 1986.
- (4) J. C. McGlone, "The submerged arc butt welding of mild steel Part 1: The influence of procedure

- parameters on weld bead geometry", *The Welding Institute Report 79/1978/PE*, 1978.
- (5) J. C. McGlone, and D. B. Chadwick, "The submerged arc butt welding of mild steel Part 2: The prediction of weld bead geometry from the procedure parameters", *The Welding Institute Report 80/1978/PE*, 1980.
- (6) J. Doherty, T. Shinoda and J. Weston, "The relationships between arc welding parameters and fillet weld geometry for MIG welding with flux cored wires", *The Welding Institute Report 82/1978/PE*, 1978.
- (7) J. Raveendra and R. S. Parmar, "Mathematical models to predict weld bead geometry for flux cored arc welding", *Metal Construction*, Vol. 19, No. 2, pp.31R~35R, 1987.
- (8) G. E. Cook, "Feedback and adaptive control in automated arc welding system", *Metal Construction*, Vol. 13, No. 9, pp.551~556
- (9) X. M. Zeng, "Report on network for TIG welding knowledge base system", *Liverpool University*, pp. 150~163, 1990.
- (10) K. Andersen, G. E. Cook, G. Karsai and K. Ramaswamy "Artificial neural networks applied to arc welding process modelling and control", *IEEE Transactions on Industry Applications* Vol. 26, No. 5, pp.67~99, 1990.
- (11) M. Galopin, and E. Boridy, "Statistical experiment in arc welding", *Proceedings of an International Conference on Trends in Welding Research*, Gatlinburg, Tennessee, USA, 18-22, May, pp.719~722, 1986.
- (12) J. Raveendra and R. S. Parmar, "Mathematical models to predict weld bead geometry for flux cored arc welding", *Metal Construction*, Vol. 19, No. 2, pp. 31R~35R, 1987.