

## 아크 용접의 이면비드 예측 비교

이정익\*, 고병갑<sup>+</sup>

(논문접수일 2006. 8. 22, 심사완료일 2007. 1. 2)

### The Back-bead Prediction Comparison of Gas Metal Arc Welding

Jeong-ick Lee\*, Byung-kab Koh<sup>+</sup>

#### Abstract

It is important to investigate the relationship between weld process parameters and weld bead geometry for adaptive arc robot welding. However, it is difficult to predict an exact back-bead owing to gap in process of butt welding. In this paper, the quantitative prediction system to specify the relationship external weld conditions and weld bead geometry was developed to get suitable back-bead in butt welding which is widely applied on industrial field. Multiple regression analysis and artificial neural network were used as the research methods. And, the results of two prediction methods were compared and analyzed

**Key Words** : Gas metal arc welding(가스 메탈 아크 용접), Back-bead(이면비드), Width of back-bead(이면비드 폭), Depth of back-bead(이면비드 깊이), Laser vision sensor(레이저 비전 센서), Multiple regression analysis(다중 회귀 분석법), Artificial neural network(인공 신경 회로망)

### 1. 서론

일반적으로 로봇 GMA(Gas Metal Arc Welding)용접에서 품질, 생산성, 가격 효능 면에 영향을 줄 수 있는 독립변수가 있다. GMA용접 변수와 이면비드 형상의 관계는 변수들 간의 상관관계로 인해 매우 복잡하다. 특히, 이들 변수는 용접부의 두께 및 형상, 적용되는 용접 장비의 종류 및 상태, 용접에 영향을 미치는 작업환경의 미소한 변화에도 민감하

게 반응하므로, 최적 용접조건을 선정하기 위해서는 많은 횟수의 실험을 수행하여야 한다. 또한, 최적의 용접조건은 강판의 종류, 용접장비, 용접부 품질 등의 많은 항목으로 구성되어 있어서 대단히 방대한 분량의 데이터가 필요하다. 그러나, 사실상 이러한 방대한 실험수행은 불가능하고, 최적의 용접조건에 의해 이면비드의 기하학적 형상을 정량적으로 예측할 수 있는 방법이 필요하다<sup>(1)</sup>. 용접조건과 비드의 기하학적 형상을 연관지려는 기초연구는 1941년부터 시작되었

\* 인하공업전문대학 기계시스템학부 기계설계과 (jilee@inhac.ac.kr)  
주소: 402-752 인천광역시 남구 용현동 253번지

+ 인하공업전문대학 기계시스템학부 기계과

고, 구체적인 회귀분석이 적용된 시기는 1987년경이었다.

Chandel<sup>(2)</sup>은 GMA의 상관용접에서 용접공정변수와 용접비드의 기하학적 형상과의 상관관계를 제시하였고, 연구 결과 용접 전류가 비드형상을 결정짓는 중요변수임을 확인하였으나, 자동제어 시스템에 필요한 실제적 모델을 개발하려는 노력은 없었다.

Yang 등<sup>(3)</sup>은 회귀식을 연구하여, 용접공정 변수에서 비드 높이를 계산하는 방법을 제시하였고, 다중회귀기법에 선형(linear), 원주형(curvilinear)기법을 사용하였다. 국내에서는 김일수 등<sup>(4)</sup>이 GMA의 상관용접의 비드측정에 다중회귀 분석법을 이용하였고, 선형, 다선형 및 원주형 회귀 식의 계수를 비교하여 차이가 없음을 증명한 바 있다.

그러나, 이들 연구는 자동화가 요구되는 맞대기 용접, 필릿 용접에 있어서 갭이 고려된 경우에 대해 적용된 사례가 없었다.

따라서, 본 논문에서는 맞대기 GMA 용접에서 분석(multiple regression analysis)과 인공신경 회로망(artificial neural network)을 사용하여 용접비드의 형상을 정량적으로 예측하는 시스템을 구성하였고, 두 예측기법을 비교, 분석하였다.

## 2. 실험

### 2.1 실험 장치

실험 장치는 로봇 장치, 용접장비 및 이면비드 계측용 비전 장비로 구성된다. 로봇 장치로는 3축 모션 컨트롤러를 이용하였다. 용접장비는 용접기와 지그로 구성된다. 용접기는 최대 정격 2차 전류가 350A인 정전압 전원방식의 CO<sub>2</sub> 아크 용접기로 100% CO<sub>2</sub>를 보호가스로 사용하였으며, 와이어의 지름은 1.2mm이다. 이면비드 폭, 깊이 검출을 위한 비전 장치로는 레이저 비전 시스템을 사용하였으며, 이는 비전 시스템 컨트롤러와 비전 카메라로 구성되어 있다. 이 비전 콘트

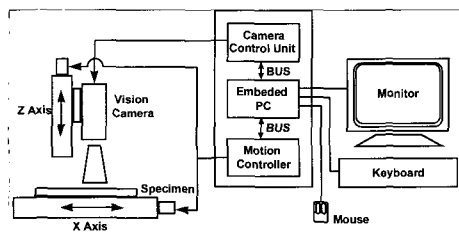


Fig. 1 System configuration for back-bead Prediction

롤 시스템에는 PC기능이 있으므로 비전 처리, 비전 카메라 제어 기능 및 다중회귀분석과 인공지능 기법의 연산도 수행할 수 있다. 시험에 사용된 개략도 및 비전시스템은 Fig. 1에 나타내었다.

### 2.2 실험 데이터를 얻기 위한 비전처리

이면비드의 정량적인 이면비드 폭, 깊이 값을 산출하기 위해서는 비전센서에 의해 얻어지는 데이터를 빠르고 정확하게 계측해야만 한다. 레이저 비전 센서를 통해 획득한 용접 비드의 형태인 레이저 띠는 256개의 점들로 이루어지며, 이면비드의 폭, 깊이 측정을 위하여 먼저 점들의 집합을 선 또는, 곡선 성분들로 표현해야 한다. 디지털로 표현된 프로파일은 픽셀의 이산성 때문에 본래 형태의 윤곽을 잘 표현할 수 없기 때문에 이를 위해 직선이나 곡선으로 근사(approximation)화 시켜야 한다. 평면 곡선에서는 매개변수 형(parametric form)을 많이 사용하며 픽셀영역의 선분에서 한 점까지의 수직거리를 구함에 있어서 fitting의 적합성을 기준으로 삼아 분할법을 수행한다. 선분에 의한 윤곽선으로 약간 시키려면 먼저 프로파일의 분할화가 필요하며, 이에 만족할 만한 다각형 선분을 얻기 위해서는 절점(break point)을 추출해야 한다. 이러한 방법의 일환으로 분할법(segment splitting method)이 사용된다. 분할법은 하강 분할법(top-down splitting)이라고도 하며, 양쪽 끝점으로부터 절점을 찾아내는 방법이다. Fig. 2는 실험시편의 일례와 이면비드로부터 얻어진 원 프로파일

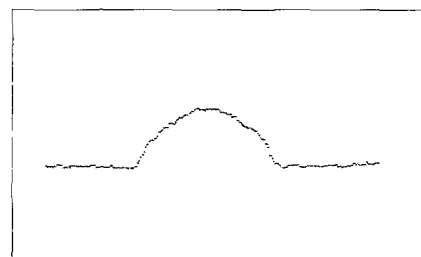
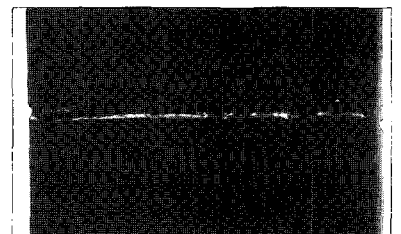


Fig. 2 Experimented specimen and raw profile getting from back-bead

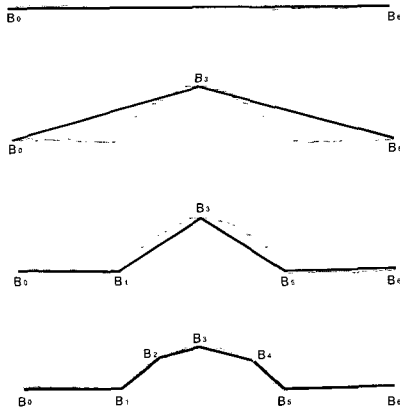


Fig. 3 Segment splitting method for profile representation

을 나타내었고, Fig. 3는 윤곽선 표현을 위한 분할법을 표현한 것으로 첫 번째 절점  $B_0$ 와 마지막 절점  $B_6$ 를 잇고 이 선분에서 가장 멀리 떨어진 절점을 찾아 표준화된 최대에러(normalized maximum error)가 경계값 이상이면 절점 리스트에 포함시켜  $B_3$ 로 놓는다. 이 과정을 반복하여 표준화된 최대에러가 모두 경계값 이하이면 알고리즘을 종료한다. 이 방식에 의하면, 본 연구의 GMA용접에서는 이면비드의 정확한 폭과 깊이를 0.05mm의 정밀도로 측정할 수 있는 비전센서를 사용하였다.

2.3 실험 방법

실험에서 사용된 시편(180mm(W) x 100mm(L) x 6mm(t))은 SS41연강을 두장 맞대기 용접한 것이다. 실험에 사용된 모재의 기계적 특성 및 화학적 조성은 아래 Table 1, Table 2와 같다. 또한, 용접변수 종류 및 용접조건은 Table 3에 나타내었다.

위의 실험조건은 6mm용 연강의 용접조건에서 참고하였으며<sup>(5)</sup>, 이들 조건을 조합하여 96가지 실험을 각 3회씩 수행하였다. 이들 각각의 실험조건과 시편 이면의 용접부위 100mm 중 양측 10mm를 제외한 80mm를 비전센서로 측정하여 이면비드의 평균 폭과 깊이 값을 구한 후, 이면비드를 구하기 위한 데이터로 사용하였다. 이면비드의 폭과 깊이에 대한 개략도는 아래 Fig. 4에 나타내었다. 탄산가스에 의해 수행된 이면비드의 폭과 깊이는 균일하지 않다. 따라서, 이면비드의 폭과 깊이의 평균값을 구하기 위해서는 레이저 비전센서에

Table 1 Mechanical property of base metal

material	yield strength (kg/mm <sup>2</sup> )	tensile strength (kg/mm <sup>2</sup> )	elongation (%)
SS41	25	41~52	17~24

Table 2 Chemical property of base metal

element	C	Mn	P	S
weight rate(%)	0.3	1.6	0.05	0.05

Table 3 Welding parameters and welding conditions

variables	units	conditions
gap	mm	1.2, 1.3, 1.4, 1.5
current	ampere	200, 210, 220, 230
voltage	volt	24, 25
welding speed	mm/sec	4, 5, 6

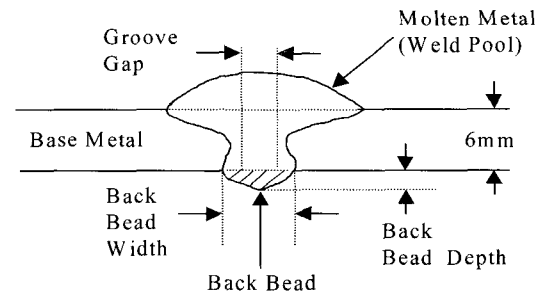


Fig. 4 Schematic diagram of width and depth of back-bead

의해 측정된 프로파일의 데이터를 화상 처리하여 효과적인 이면비드 폭과 깊이를 계산하는 작업이 본 연구에서는 중요하다. 프로파일의 화상처리를 위해서 사용된 방법은 앞서 언급한 분할법을 사용하였다. 프로파일 데이터 측정에 사용된 레이저 비전 센서는 출력 40mW, 파장 680nm의 레이저 다이오드와 대역 통과 필터가 설치되어 있고, 256개의 점을 샘플링하며 초당 40프로파일링을 수행할 수 있다. 용접을 위한 심선 공급속도는 일반적 용접경우와 같이 10mm/sec이고, 보호가스의 유량은 15 l/min, CTWD는 15mm로 정하여 실험하였다.

### 3. 다중회귀 분석법과 인공지능 기법

#### 3.1 다중회귀 분석법

GMA 맞대기 용접에서 용접 입력변수인 갭(gap), 아크 전압(arc voltage), 용접 전류(welding current), 용접 속도(welding speed)와 이면비드의 비드 폭, 비드 깊이와는 상관관계를 갖고 있을 것이다. 본 연구에서는 갭, 아크 전압, 용접 전류, 용접 속도와 이면비드의 폭과 깊이와의 관계를 검토하고, 이 데이터들을 이용하여 이면비드의 폭과 깊이를 예측하기 위해서 통계적인 방법인 다중회귀분석(multiple regression analysis)을 사용하여 비드 예측 회귀 모델을 만들었다.

회귀분석에 사용하는 독립변수로는 용접기에서 공급되는 아크 전압, 용접 전류, 용접속도 및 맞대기 용접에서의 갭이 있다. 회귀분석에 사용된 데이터는 독립변수의 조건을 조합하여 회귀분석에 사용되었던 10가지 조건과 임의의 10가지 조건을 사용하여 생산단계에서의 회귀모델 적합성을 검증하였다. 본 회귀분석은 상용 통계 프로그램인 SPSS를 사용하였다.

#### 3.2 인공지능 기법

가스 메탈 아크 용접의 용접변수는 이들 변수들의 상호 조합의 관계에 의하여 이면비드의 폭과 깊이가 변하게 된다. 이는 용접변수들과 이면비드 간의 복잡한 함수관계를 갖게 되고, 임의의 용접변수에 대해 원하는 이면비드를 얻기 위해서는 이들 사이의 함수관계를 정확하게 사상(mapping)할 수 있는 기법이 요구된다. 따라서, 최근에 예측 알고리즘으로 많이 사용되고 있는 인공신경 회로망(artificial neural network)중에서 오류 역전파 알고리즘(error back-propagation algorithm)을 사용하여 이면비드 폭과 깊이를 구하였다.

용접변수(gap, welding current, arc voltage, welding speed) 4개를 입력패턴(input pattern)으로 하고, 측정된 이면비드의 폭과 깊이 2개를 출력패턴(output pattern)으로 하여 신경회로망을 학습시킨다. 이때 은닉층(hidden layer)은 각각

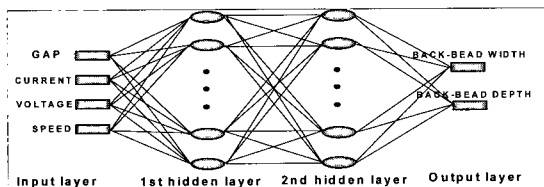


Fig. 5 Structure of artificial neural network method

6개씩의 뉴런(neuron)을 갖는 2개 층으로 구성하였다. 학습에 사용한 신경회로망 구조는 아래 Fig. 5와 같다. 신경회로망 학습율(learning rate)은 0.3, 모멘텀 계수(momentum parameter)는 0.7로 주었으며, 학습에 사용된 입력패턴 수는 총 90개이다. 학습은 반복횟수 30,000회, 에러 0.002까지 수행하였다.

### 4. 결과 및 고찰

#### 4.1 다중회귀 분석법

앞 절에서 본 바와 같이 용접변수들과 이면비드의 폭과 깊이와는 선형 혹은 비선형의 복잡한 함수 관계를 가지고 있을 것으로 생각된다. 따라서, 각 변수들과 이면비드의 폭과 깊이의 상관계수(correlation coefficient)로 이 변수들 간의 함수관계를 알아보면 Table 4와 같다. 테이블에서 보듯이 용접 독립변수들 간의 상관관계는 적으나 용접변수와 이면비드의 폭과 깊이와의 상관성은 아주 높으며 상관계수와 독립변수들을 고려할 때, 대체적으로 이면비드의 폭과 깊이 두 가지 모두에 대하여 선형적인 형태를 나타냄을 알 수 있다. 따라서, 전체 입력변수들에 대한 회귀분석 모델로 다음과 같은 선형 모델이 구해졌다.

Table 4 Correlation between welding parameters and width and depth of back-bead

	gap	current	voltage	speed	width	depth
gap	1					
current	0.009	1				
voltage	0.011	-0.042	1			
speed	-0.037	0.025	0.028	1		
width	0.130	0.237	0.093	-0.931	1	
depth	0.234	0.285	0.076	-0.886	0.980	1

$$Width = 8.116 \times 10^{-3} + (Gap \times 1.197) + (Current \times 5.081) + (Voltage \times 6.210) + (Speed \times -6.697) \quad (1)$$

$$Depth = -0.785 + (Gap \times 1.311) + (Current \times 3.039) + (Voltage \times 2.748) + (Speed \times -3.239) \quad (2)$$

where, Gap: mm, Current: A, Voltage: V, Speed: mm/s, Width: mm, Depth: mm

여기서, 폭(Width) 및 깊이(Depth)는 각각 이면비드의 폭

과 깊이(penetration)를 의미한다. 회귀분석의 신뢰성을 보장하기 위하여 회귀모델 계수의 유의수준(significance level)을 0.05로 하여 평가하였을 때, 각 계수의 유의확률(p-value)이 0.05보다 높은 변수를 제외하고, 다시 수정계수를 구하는 방법으로 수행하였으며, 이 때 독립변수 제거는 단계적 변수선택법(stepwise method)을 사용하였다. 이 선형 회귀모델을 사용, 분석에 사용했던 데이터를 적용하여 예측하였을 경우, 측정치와 예측치를 비교하여 이면비드의 폭과 깊이를 그린 것이 Fig. 6, Fig. 7이며, 직선은 회귀데이터의 추이선을 그린 것이다. 그림에서 비회귀 데이터와 회귀 데이터를 함께 나타내었다. 이면비드의 폭의 경우 모델의 수정된 결정계수는 0.960을, 표준추정오차는 0.1935를 나타내었다. 결정계수로 보아 입력변수들이 결과에 큰 영향을 미치고 있으므로 정확한 예측이 어느 정도 가능한 모델임을 알 수 있다. 이를 좀 더 구체적으로 규명하기 위한 오차율 계산에서는 회귀분석에 사용했던 10가지 조건을 그대로 사용한 분석 평균 오차율은 2.10%, 새로운 데이터를 적용한 10가지 조건의 생산 평균 오차율은 3.44%를 나타내고 있다. 반면, 이면비드 깊

이의 경우 모델의 수정된 결정계수는 0.931을, 표준추정오차는 0.1306을 나타낸다. 결정계수의 수치가 이면비드의 폭에 비해 다소 낮지만 90%이상의 높은 영향을 미치고 있음을 알 수 있다. 여기에도 오차율 계산을 수행한 결과 회귀분석에 사용한 10가지 조건을 사용한 분석 평균 오차율은 2.49%, 새로운 데이터를 사용한 10가지 조건의 생산 평균 오차율은 5.17%로 다소 높은 오차를 가지고 있으나 이면비드 폭과 깊이 측정치와 예측치의 비교 경우 모든 경우에 5% 부근의 오차를 보여줌으로써 실제 적용제어 등의 플랜트 대신 회귀식을 적용 할 수 있음을 보여준다.

#### 4.2 인공지능 기법

Fig. 8, Fig. 9는 이면비드의 폭과 깊이의 실제 데이터와 학습에 사용한 입력패턴을 신경회로망에 적용하여 구한 데이터를 각각 10가지씩을 비교한 것이며, 직선은 훈련된 데이터의 추이선을 나타낸 것이다. 학습에 사용한 입력패턴을 그대로 적용하였을 때, 오차가 이면비드의 폭인 경우 1.05%, 이면비드 깊이인 경우 1.24%를 나타낸다. 또한, 생산단계

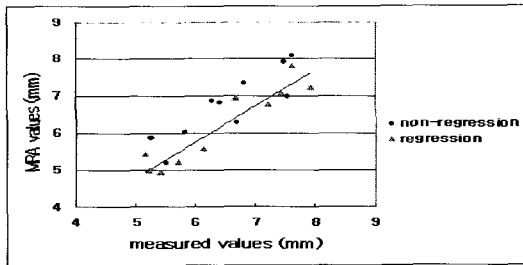


Fig. 6 Width comparison of Back-bead between measuring and multiple regression analysis(non-regression:10, regression:10)

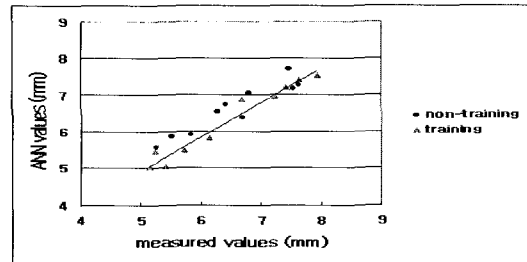


Fig. 8 Width comparison of back-bead between measuring and artificial neural analysis(non-training:10, training:10)

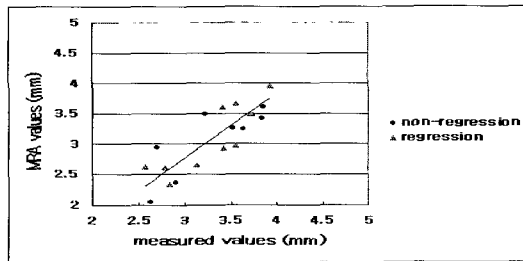


Fig. 7 Depth comparison of Back-bead between measuring and multiple regression analysis(non-regression:10, regression:10)

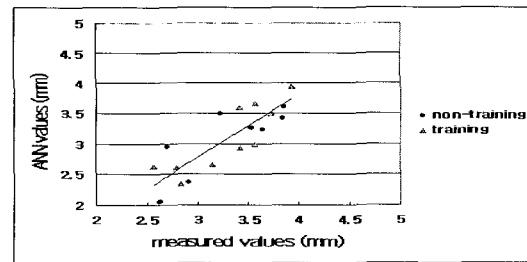


Fig. 9 Depth comparison of back-bead between measuring and artificial neural analysis(non-training:10, training:10)

(production phase)라 할 수 있는, 새로운 입력 10가지 패턴을 주었을 때도 Fig. 8, Fig. 9에 함께 표시하였다. 오차가 평균적으로 이면비드 폭 2.35%, 이면비드 깊이 3.46%를 나타냄으로써, 상당히 정확한 예측이 이루어진 것으로 생각될 수 있다.

### 4.3 회귀 분석법과 인공지능 기법의 비교

가스 메탈 아크 용접의 이면비드 형상을 예측하기 위하여 다중회귀분석법과 인공지능 기법을 사용하였을 때 모델의 결과와 오차를 Table 5에 나타내었다. 테이블에서도 나타나 있듯이 수정계수는 이면비드 폭, 깊이 모두에 대해 입력변수의 많은 부분을 표현해주고 있으며, 이의 표준오차와 해석 및 생산 단계의 오차도 좋은 결과를 나타내었다. 이면비드의 비드 형상에서 본 오차는 비드 폭에 비해 비드 깊이가 더 큰 오차를 보여줌을 알 수 있는데 이는 용접시 입열로 인한 복잡한 용융지 거동으로 비드의 깊이가 폭에 비해 불규칙하게 형성되었기 때문이라 생각되어 진다. 또한, 이면비드의 깊이에 대한 추론엔진을 구성함에 있어 이용된 데이터와 이용되지 않은 데이터가 있고, 모재의 두께에 비하여 이면비드의 깊이가 다소 큰 경우도 있으나 이는 회귀 분석법과 인공지능기법의 오차율을 비교해보면 양호한 용접상태로 생각될 수 있으며 훈련을 위한 오차율이 이를 말해주고 있다. 회귀 분석에서 단계적 변수 선택법으로 해석한 결과 입력 용접변수 4가지 중 용접 속도, 용접 전류, 아크 전압, 갭의 순서로 수정 결정계수에 영향을 미침을 알 수 있었고, 특히, 용접 속도, 용접 전류가 본 연구에서는 지배적인 결정인자임을 알 수 있었다. 이는 맞대기 용접이라 하더라도 적정 용접조건

하에서 갭이 일정하게 변하는 경우는 갭과 전압의 영향을 무시할 수 있는 것으로 생각할 수 있었다. 아울러, 이런 원리를 이용해서 역으로 원하는 이면비드의 형상을 가지고 용접 속도, 용접 전류를 적용 제어하는 시스템을 고려할 수도 있다. 또한, 회귀분석법에 의한 오차보다는 인공지능 기법에 의한 오차가 양호한 결과를 보여줌을 알 수 있는데, 이는 인공지능 기법이 훈련도중 연결 강도값(weight)을 적절하게 바꾸어줌으로써 회귀 분석법의 단계적 변수 선택법보다 예측오차를 줄이는 데 더 큰 효과를 가져다주었기 때문이라 생각된다.

이 연구에서는 적정조건에 많은 수의 패턴을 회귀분석하고 훈련시켰기 때문에 해석이나 생산단계에서도 실제 적용 제어에 적용할 수 있을 만큼 만족스러운 데이터를 얻을 수 있었으나, 실험조건을 간격을 넓히고, 회귀분석과 인공지능에 사용되는 데이터의 패턴을 줄인다면 더 큰 예측 오차를 가져다 줄 수 있을 것으로 생각된다.

## 5. 결론

GMA 용접에서 이면비드의 형상예측을 위해 용접 변수들과 이면비드를 레이저 비전센서로 측속하여 폭과 깊이의 평균값을 분석하고 모델링한 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- (1) 적정 한계조건하에서 용접 변수와 이면비드의 형상 간에는 선형적인 관계가 있음을 알 수 있었고, 실시간 용접조건에 적용 가능한 예측오차를 보여주었다.
- (2) 용접조건을 입력변수로 한 다중회귀분석에서 이면비드의 폭과 깊이의 평균값을 구하는 회귀 모델을 만들 수 있었다.
- (3) 인공신경 회로망을 사용하여 용접변수와 이면비드의 관계를 사상시킨 결과, 타당성 있는 이면비드 예측시스템을 만들 수 있었다.
- (4) 상관분석 결과 4가지 용접 독립변수에서 용접 속도, 용접 전류가 이면비드 형성에 가장 중요한 인자로 고려되었으므로, 이를 이용해 역으로 원하는 이면비드 형상을 만들기 위한 용접 속도, 용접 전류 제어시스템을 생각하게 되었다.
- (5) 연구결과 해석오차와 생산단계에서 보여준 오차는 이면비드의 폐구간 적응 제어(closed loop adaptive control) 시스템에서 플랜트를 대신해 회귀분석식을 사용할 수 있을 정도의 오차한계를 보여주었고, 이 가정이 보다 객

Table 5 Model Summary and Prediction Error

		regression	neural network
width of back-bead	adjusted R <sup>2</sup>	0.960	
	standard error of the estimate	0.1935	
	error for analysis(%)	2.10	1.05
	error for production(%)	3.44	2.35
depth of back-bead	adjusted R <sup>2</sup>	0.931	
	standard error of the estimate	0.1306	
	error for analysis(%)	2.49	1.24
	error for production(%)	5.17	3.46

관적이고 보편화되기 위해서는 전범위에 효율적으로 사용될 수 있도록 보다 많은 실험과 해석이 수행되어야 할 것으로 생각된다.

### 참고 문헌

- (1) Kim, I. S., Park, C. U., Kim, Y. B., Seon, J. S. and Lee, J. P., 1998, "A Development of System for Prediction of Process Parameters using Multiple Regression Analysis," *Proceedings of the KWS Conference*, pp. 193~197.
- (2) Chandel, R. S., 1988, "Mathematical modeling of as metal arc weld features," *Proceedings of the Fourth International Conference on Modeling of Casting and Welding Processes*, April, pp. 109~120.
- (3) Yang, L. J., Chandel, R. S. and Bibby, M. J., 1993, "The effects of process variables on the weld deposit area of submerged arc welds," *Welding Journal*, Vol. 72, No. 1, pp. 11-s~18-s.
- (4) Kim, I. S., Kwon, U. H. and Park, C. U., 1996, "The Effects of Welding Process Parameters on Weld Bead Width in GMAW Processes," *Journal of the Korean Welding Society*, Vol. 14, No. 2, pp. 33~42.
- (5) Lee, D. H., Park, S. H. and Park, S. K., 1991, *The Handbook of Special Welding*, Press Iljin, pp. 155~170.
- (6) Kim, I. S. and Jun, K. S., 2002, "Optimal Process Parameters for Achieving the Desired Top-Bead Width in GMA Welding Process," *Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers*, Vol. 11, No. 4, pp. 89~96.
- (7) Kim, I. S., Jeong, Y. J., Lee, C. W. and Park, J. S., 2002, "Development of an Automatic Pump Design System using Auto CAD," *Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers*, Vol. 11, No. 1, pp. 91~96.