

## 유전 알고리즘을 이용한 가스 메탈 아크 용접 공정의 최적 조건 설정에 관한 연구

김 동 철\* · 이 세 현\*

\*한양대학교 기계공학부

### Determination of Optimal Conditions for a Gas Metal Arc Welding Process Using Genetic Algorithm

Dongcheol Kim\* and Sehun Rhee\*

\*Department of Mechanical Engineering, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea.

#### Abstract

A genetic algorithm was applied to an arc welding process to determine near optimal settings of welding process parameters which produce good weld quality. This method searches for optimal settings of welding parameters through systematic experiments without a model between input and output variables. It has an advantage of being able to find optimal conditions with a fewer number of experiments than conventional full factorial design. A genetic algorithm was applied to optimization of weld bead geometry. In the optimization problem, the input variables were wire feed rate, welding voltage, and welding speed and the output variables were bead height, bead width, and penetration. The number of level for each input variable is 16, 16, and 8, respectively. Therefore, according to the conventional full factorial design, in order to find the optimal welding conditions, 2048 experiments must be performed. The genetic algorithm, however, found the near optimal welding conditions from less than 40 experiments.

(Received April 24, 2000)

Key Words : Arc welding, Genetic algorithm, Optimization, Welding process parameter, Welding speed, Welding voltage, Weld bead geometry, Wire feed rate

#### 1. 서 론

아크 용접 공정은 다중 입출력 공정이고, 용접 출력 변수들이 서로 커플되어 있기 때문에 시행착오법에 의해 용접 공정 변수를 조정하여 양호한 용접 품질을 얻기 위해서는 많은 실험과 노력이 필요로 한다. 이런 문제점을 해결하기 위해 용접 공정의 입력 변수와 출력 변수 사이의 모델을 구하고 이것을 이용하여 용접 공정 변수를 결정하는 방법들이 제안되고 있다. 그 방법들 중 하나가 해석적이나 수치적인 방법에 기초하여 용접 공정을 표현하는 모델을 유도하는 것이다<sup>1-3)</sup>. 그

러나 용접 공정은 기본적으로 복잡하고 비선형적인 공정이기 때문에 물리적인 법칙이나 수치적인 방법에 의해 용접 공정을 위한 모델을 유도하는 것이 어려울 뿐만 아니라 유도된 모델도 많은 가정에 기초하여 유도되기 때문에 용접 공정을 정확하게 표현하지 못한다.

또 다른 방법은 실험 데이터를 이용하여 용접 공정을 표현하는 모델을 유도하는 것이다. 회귀 해석을 이용하여 용접 비드 형상 변수와 용접 공정 변수 사이의 선형 모델을 유도한 연구가 있었으며<sup>4,5)</sup>, 인공 신경 회로망을 이용하여 비선형 모델을 유도한 연구도 있었다<sup>6-8)</sup>. 그러나 회귀 해석과 인공 신경 회로망에 의해 유도된 용접 공정 모델은 용접 공정의 비선형성과 복잡

성 때문에 작은 실험 영역에서는 모델의 정확성이 높지만 실험 영역이 커지면 모델의 정확성이 떨어진다. 또 다른 문제점은 용접 공정 변수의 탐색 영역 중에는 용락(burn-through)과 같은 현상이 나타나고 이 용접 조건에서 얻어진 비드 형상은 모델을 유도하는데 필요한 정확한 정보를 주지 못한다. 따라서 용접 공정에 대한 모델은 어느 정도 양호한 용접 품질을 나타내는 영역에 대하여 유도할 필요가 있고, 이런 관심 영역을 찾는 데는 주로 경험에 근거한 실험에 의존하였다. 그러나 이런 감각적인 실험을 통해 관심 영역을 찾는 데는 많은 실험과 경험을 필요로 하고 새로운 용접 공정에는 적용하기 어렵다.

본 연구에서는 비록 용접 전문가가 아니라도 적은 횟수의 체계적인 실험을 통해 양호한 용접 품질을 나타내는 용접 공정 변수를 유전 알고리즘(genetic algorithm)으로 결정하는 방법을 제안하였다. 유전 알고리즘은 최적화하려는 목적함수가 미분가능일 필요가 없고, 전역적인 알고리즘이기 때문에 기존의 구배(gradient)에 근거한 최적화 알고리즘을 적용하기 어려운 비연속적 이거나 다중 극점을 가진 목적함수의 최적화 문제를 해결할 수 있는 장점을 지니고 있다<sup>9,10)</sup>. 따라서 용접 공정과 같이 복잡한 시스템에 적용하기에 유용하고, 용락과 같은 용접 현상에 영향을 받지 않고 탐색을 진행할 수 있는 장점을 지니고 있다. 본 연구에서는 가스 메탈 아크 용접(이하, GMA용접)에서 원하는 용접 비드 형상을 만들어내는 용접 공정 변수를 결정하기 위해 유전 알고리즘을 이용하였고, 이 방법은 입력 변수와 출력 변수 사이의 모델을 유도하지 않고 일련의 실험을 통해 최적인 용접 공정 변수를 찾아내는 방법이다. 용접 비드 형상을 제어하기 위한 입력 변수는 와이어 송급 속도, 용접 전압, 용접 속도이고, 출력 변수는 용접 비드 형상의 비드 높이, 비드 폭, 용입 깊이였다.

## 2. 용접 공정 최적화를 위한 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 자연선택과 유전론에 근거하여 개발된 전역적인 최적화 알고리즘이다. 본 연구에서는 원하는 용접 비드 형상을 얻기 위한 최적인 용접 공정 변수를 결정하기 위해 유전 알고리즘을 사용하였다. 여러 가지 복잡한 문제를 해결할 수 있도록 고안된 유전 알고리즘은 다음과 같은 특성을 가지고 있다<sup>9)</sup>.

첫째, 유전 알고리즘은 입력 변수값 대신에 일정 길이의 0과 1로 구성된 이진 스트링을 주로 사용한다. 둘째, 유전 알고리즘은 탐색공간에서 일정한 수의 가

능한 해(possible solution)들을 동시에 고려하여 탐색을 진행한다. 따라서 어느 한 지역적 극점으로 수렴하는 것을 막을 수 있고 전역적인 극점을 찾는 데 효과적이다. 셋째, 유전 알고리즘은 각 스트링의 적합도 함수값(fitness function value)만을 사용하기 때문에 그 적합도 함수가 반드시 연속적이거나 미분 가능해야 할 필요는 없다. 넷째, 많은 최적화 방법은 결정론적인 전이규칙을 사용하지만 유전 알고리즘은 확률적인 전이규칙을 사용한다.

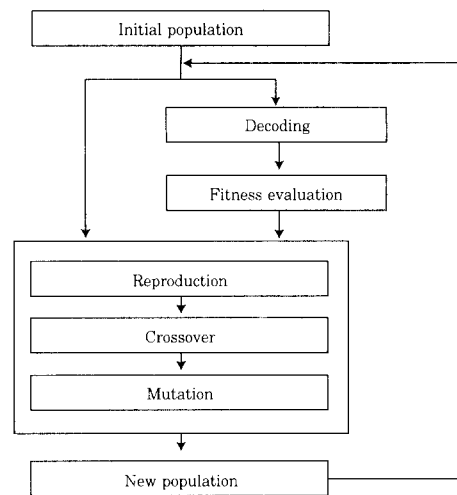


Fig. 1 A general procedure of a genetic algorithm

유전 알고리즘을 이용한 일반적인 최적화 과정은 Fig. 1과 같다. 초기 개체군(initial population)은 최적화 문제에 대한 가능한 해집단을 의미하며, 각 가능한 해를 개체(individual)라 한다. 각 개체는 일반적으로 랜덤하게 발생된 0과 1의 조합으로 코드화된 이진 스트링이다. 이 이진 스트링은 가능한 해를 코드화한 것으로 본 논문에서는 용접 비드 형상에 영향을 주는 용접 공정 변수를 의미한다. 이진 스트링으로 표현되어 있는 용접 공정 변수값은 개체들간의 유전자 정보 교환에 효과적이지만 최적화 문제에 대입하여 적합도를 평가하기 위해서는 실수값으로 변환되어야 한다. 일반적인 최적화 알고리즘이 한 개의 시작점을 기준으로 탐색을 진행하는 것과 달리 유전 알고리즘에서는 최적화 문제에 대한 가능한 해로 이루어진 일정한 크기의 개체군을 발생시킨 다음 탐색을 시작한다. 해집단의 크기는 유전 알고리즘의 최적화 성능에 영향을 주는 중요한 인자중 하나이고, 본 연구에서는 개체수가 많아질수록 많은 실험을 필요로 하기 때문에 가능한 개체수를 적게 하였다.

디코딩(decoding)은 이진 스트링으로 코드화되어 있는 입력 변수를 실수값으로 변환하는 과정이다. 예

를 들면 용접 공정 변수  $x_i$ 가 탐색 영역은  $[x_{i,min}, x_{i,max}]$ 이고 스트링 길이는  $L_i$ 인 이진 스트링으로 표현되어 있다면, 용접 공정 변수  $x_i$ 의 실수값  $x_{i,r}$ 은 다음 식으로 계산할 수 있다.

$$x_{i,r} = \frac{x_{i,max} - x_{i,min}}{2^{L_i} - 1} x_{i,b} + x_{i,min} \quad (1)$$

여기서  $x_{i,b}$ 는 이진 스트링을 십진수로 변환한 값이다. 식 (1)에 의해 이진 스트링으로 표현된 각 개체는 실수값으로 변환되어 최적화 문제에 대입된다. 다시 말하면 실수값으로 변환된 각 용접 공정 변수에 대하여 용접 실험을 수행한다.

적합도 평가(fitness evaluation)는 유전 알고리즘에서 각 개체의 생존을 결정하는데 사용된다. 각 문제에 대한 적합도가 큰 개체일수록 더 좋은 해를 의미하므로 적합도 함수는 사용자가 최대화하기를 원하는 목적 함수를 의미한다. 본 연구에서는 용접 비드 형상의 비드 높이, 비드 폭, 용입 깊이를 이용하여 적합도 함수를 만들었으며 용접 실험을 수행한 후 얻어진 용접 비드 형상을 계측하여 각 용접 조건에 대한 적합도를 계산하였다.

다음 단계에서는 각 개체의 적합도와 이진 스트링으로 이루어진 개체들 사이의 정보 교환을 이용하여 다음 세대의 개체군을 만드는 과정이다. 이 개체군은 유전 연산자인 재생산(reproduction), 교차(crossover), 돌연변이(mutation)를 이용하여 결정된다.

재생산은 각 개체들이 자신의 적합도에 따라 복제되는 과정이다. 이 연산 과정을 통하여 적합도가 높은 개체가 적합도가 낮은 개체보다 다음 세대에 더 많은 인공 자손을 생산하게 되고, 이것은 주어진 환경에 잘 적응하는 개체만 살아남는다는 다윈의 적자생존의 원리를 설명하고 있다. 그리고 이를 구현하기 위한 방법 중에서 본 논문에서는 룰렛 휠(roulette wheel) 선택 방법을 이용했다<sup>9)</sup>.  $n$ 개의 개체로 이루어진 개체군에서 개체  $i$ 의 적합도 값이  $f_i$ 이고, 전 개체의 적합도값의 합이  $\sum_{i=1}^n f_i$ 이며, 평균 적합도값이  $\bar{f}$ 일 때, 개체  $i$ 가 선택될 확률은  $f_i / \sum_{i=1}^n f_i$ 이고, 개체  $i$ 는 평균적으로  $f_i / \bar{f}$ 개의 자식을 복제하게 된다. 따라서 평균 적합도 이상의 적합도를 가진 개체는 한 개 이상의 자식을 복제할 수 있으며, 평균 적합도 이하의 적합도를 가진 개체는 자식을 복제하지 못할 확률이 높다. 그러나 아무리 적합도가 낮은 개체일지라도  $f_i / \sum_{i=1}^n f_i$  만큼의 선택확률이 존재한다. 이러한 선택법은 개체군의 다양성이 급속도로 저

하되는 것을 방지함으로써 좋은 해를 찾기 전에 수렴(premature convergence)하는 것을 피할 수 있다. 이 선택 방법에 의해 선택된 개체는 교차풀(mating pool)에 저장된다.

교차는 자연계의 생물체가 유전자를 교환하면서 자손을 생산하는 것을 모방한 연산자로 3단계로 진행된다. 첫째, 교차풀로부터 두개의 스트링을 랜덤하게 선택한다. 둘째, 교차위치를 랜덤하게 선택한다. 셋째, 교차위치를 기준으로 일부 스트링을 교환한다. 이 과정을 통해 개체사이의 정보가 결합되어 새로운 개체가 만들어진다. 이런 교차는 모든 스트링에 대하여 이루어지는 것이 아니고 교차율(crossover rate)에 의하여 제한된다.

재생산과 교차는 개체들이 현재 가지고 있는 정보만으로 이용하는 것이지만 돌연변이는 현재 개체 집단에 존재하지 않는 정보를 제공해 주는 과정이다. 이 연산 과정은 스트링중에서 임의의 비트값을 반전시킴으로써 수행된다. 다시 말하면 0인 비트값은 1로 반전되고 1인 비트값은 0으로 반전된다는 것을 의미한다. 이 과정은 과거의 재생산과 교차에 의해 잃어버린 정보를 되찾는 역할을 하고, 또 초기 개체군에 들어있지 않은 정보를 제공해 준다. 이 연산 과정도 돌연변이율(mutation rate)에 의해 제한을 받는다.

유전 알고리즘에서 개체수, 교차율, 돌연변이율 등은 알고리즘의 성능에 중요한 인자들이다<sup>10,11)</sup>. 특히 유전 알고리즘을 이용하여 컴퓨터 시뮬레이션이 아닌 실제 실험을 통해 최적 조건을 찾기 위해서는 개체수를 가능한 한 적게 할 필요가 있다. 왜냐하면 개체수가 많아질수록 그에 따라 실험 횟수가 많아지고 이것은 실험에 드는 비용과 시간을 증가시키고 유전 알고리즘에 의한 최적화의 유용성을 저하시키기 때문이다. 본 논문에서는 실험횟수를 줄이기 위해 가능한 적은 개체수에서도 양호한 결과를 얻기 위해 Reeves<sup>11)</sup>의 연구에 근거하여 유전 알고리즘의 제어 파라미터를 설정하였다.

### 3. 실험 방법

유전 알고리즘에 의한 최적화가 아크 용접 공정을 이용하여 연강을 맞대기 용접(butt welding)하는데 적용되었다. 용접 비드 형상은 용접부의 기계적 성질을 결정하는 중요한 역할을 한다. 본 연구에서는 Fig. 2에 나타난 것처럼 비드 높이, 비드 폭, 용입 깊이가 용접 비드 형상을 표현하기 위해 사용되었다. 이 비드 형상 변수들은 용접 공정 변수의 설정에 따라 크게 영향을 받고, 용접 공정 변수는 와이어 송급 속도, 용접 전압, 용접 속도를 사용하였다. 그러므로 용접 공정 변수

와 비드 형상 변수는 각각 아크 용접 공정의 입력 변수와 출력 변수라고 할 수 있다. 원하는 용접 비드 형상을 설정하고 나서, 그것에 영향을 주는 용접 공정 변수를 결정하기 위해 유전 알고리즘을 이용하였다.

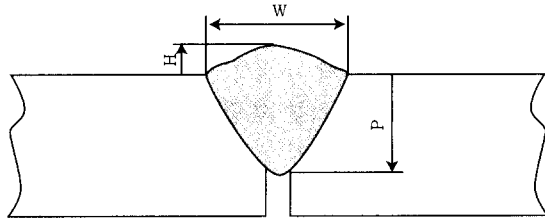


Fig. 2 Weld bead geometry

용접될 모재는 두께가 5.8mm 인 연강이었고 이음 형태는 I-그루브(square groove)였고 루트 간격(root opening)은 1.0mm 로 고정하였다. 용접 전원은 인버터 형의 정전압 특성을 가진 용접기였다. 전극 와이어는 솔리드 와이어로써 AWS classification ER 70S-6 이었고, 이 전극 와이어의 지름은 1.2mm 였다. 그리고 콘택트 튜브에서 모재까지의 거리(contact tube - to - work distance)는 15mm로 고정하여 실험을 수행하였다. 실험에 사용된 보호 가스(shielding gas)는 100% CO<sub>2</sub> 가스였고, 가스의 유량은 20 l/min였다. 3개의 용접 공정 변수는 유전 알고리즘에 의해 설정되고, 유전 알고리즘뿐만 아니라 일반적인 최적화 알고리즘은 공정 변수의 탐색범위가 클수록 분해능이 높을수록 많은 실험을 필요로 하게 된다. 그리고 공정 변수의 범위는 최적점이 그 범위에 속하도록 결정해야 효과적인 탐색을 수행할 수 있고, 출력에 대한 영향이 큰 변수일수록 분해능을 높게 할 필요가 있지만, 어느 한 변수만 탐색영역을 크게 하고 분해능을 높게 하면 상대적으로 다른 변수의 영향력을 관찰할 수 없는 단점이 있다. 따라서 각 공정변수의 범위는 출력변수에 대한 영향과 분해능 등을 고려하여 결정해야 하고 본 연구에서는 아크 용접 조건에 대한 참고문헌<sup>14)</sup>과 몇 번의 선행실험에 근거하여 용접 공정 변수의 범위를 다음과 같이 하였다. 와이어 송급 속도의 탐색 범위는 45 ~ 120 mm/s, 용접 전압의 탐색 범위는 15 ~ 30 V, 용접 속도의 탐색 범위는 5 ~ 12 mm/s 로 하였다. 유전 알고리즘에 의해 설정된 각 입력 변수값에 대하여 용접을 수행한 후, 비드 높이, 비드 폭, 용입 깊이를 각각 측정하였다.

#### 4. 실험 결과 및 고찰

유전 알고리즘을 이용하여 용접 공정 변수를 최적화하기 위해서는 다음 세대에 생존을 평가해 주는 지수

가 필요하다. 본 연구에서는 부분 용입의 용접부를 얻는 것을 목적으로 하였고<sup>12)</sup>, 용접 품질에 영향을 주는 용접 비드 형상 변수인 비드 높이, 비드 폭, 용입 깊이를 이용하여 다음과 같은 목적함수를 만들었다.

$$J = (H_d - H)^2 + (W_d - W)^2 + (P_d - P)^2 \quad (2)$$

여기서  $H_d$ ,  $W_d$ ,  $P_d$ 는 설계자가 원하는 비드 높이, 폭과 용입 깊이이고,  $H$ ,  $W$ ,  $P$ 는 실험으로부터 얻은 비드 높이, 폭과 용입 깊이를 나타낸다. 본 최적화 문제에서는  $H_d = 1.5\text{mm}$ ,  $W_d = 7\text{mm}$ ,  $P_d = 4\text{mm}$ 를 원하는 비드 형상으로 설정하였다. 따라서 원하는 비드 형상을 얻는다는 것은  $J$ 를 최소로 하는 용접 변수를 찾는다는 것을 의미한다. 기본적으로 유전 알고리즘은 최대화 문제에 적용되기 때문에 목적함수  $J$ 를  $1/(J+1)$ 로 변환 시킨 것을 적합도 함수로 하였다. 그리고 식 (2)를 최소로 하는 용접 공정 변수를 찾기 위한 공정 변수의 탐색 범위, 비트수, 수준수를 Table 1과 같이 하였다. 따라서 Table 1과 같은 수준수로 요인 실험에 의해 최적 공정 변수를 찾기 위한 탐색점의 수는 2,048이고, 이 방법을 적용하는 것은 너무 많은 실험을 필요로 하기 때문에 비현실적이라는 것을 알 수 있다. 이런 광대한 탐색 공간으로부터 유전 알고리즘을 이용하여 최적의 용접 공정 변수를 결정하는 절차는 다음과 같다.

Table 1 Search range for welding parameters, and the corresponding number of bits and number of levels

Parameter	Range	Number of bits	Number of levels
Wire feed rate	45-120(mm/s)	4	16
Welding voltage	15-30(V)	4	16
Welding speed	5-12(mm/s)	3	8

먼저 유전 알고리즘의 제어 파라미터를 초기화한다. 본 연구에서는 개체수 12, 교차율 0.95, 돌연변이율 0.01로 설정하였다. 다음에 개체수만큼 이진 스트링을 발생시킨다. 일반적으로 초기 이진 스트링은 랜덤하게 발생되는데 본 연구에서는 적은 개체수에서도 양호한 결과를 얻기 위해 Reeves<sup>11)</sup>의 연구에 근거하여 직교 배열을 이용하여 초기 이진 스트링을 결정하였다. 세 용접 공정 변수에 대한 비트 수가 11이므로 11열로 구성된 직교 배열(L<sub>12</sub>)<sup>13)</sup>을 이용하여 Table 2와 같은 이진 스트링을 구성하였다. 이 직교 배열에서 각 행은 세 용접 변수로 구성된 각 개체를 의미하고 1열에서 4열까지는 심선 송급 속도, 5열에서 8열까지는 용접 전압, 9열에서 11열까지는 용접 속도에 해당되

는 이진수를 의미한다. 직교 배열에 의해 설정된 각 용접 변수에 대한 이진 스트링을 식 (1)을 이용하여 Table 1의 범위의 값으로 변환시킨다. 그리고 이 변환된 각 용접 공정 변수값을 이용하여 아크 용접 실험을 수행한다. 실험 후 각 조건에서 얻어진 용접 비드 형상을 측정 후, 식 (2)에 의해 목적 함수값을 계산하고, 그 값을 이용하여 적합도 함수값을 계산한다. 직교 배열에 의해 발생된 제1세대의 용접 공정 변수값과 각 조건에 대한 실험 결과를 Table 3에 나타내었다.

실험 번호 1, 7, 10, 11에 해당되는 용접 조건에서 용접된 모재의 용접부는 용입이 거의 형성되지 않았기 때문에 절단 작업중 분리되었고 이 조건에서 측정된 데이터는 '불량 데이터(bad data)' 로 간주하였다. 실험번호 1, 7, 10, 11의 용접 조건에서 용입이 거의 이루어지지 않은 이유는 주어진 와이어 송급 속도에서 용접 전압이 상대적으로 작았기 때문에 아크가 매우 불안정하였고 불규칙한 용접 비드를 형성하였다. 위의

4가지 용접조건에서는 적절한 측정 데이터를 얻을 수 없었기 때문에, 본 연구에서는 이 4가지 용접 조건의 목적 함수값은 이 조건들 외의 용접 조건 중에서 얻어진 가장 큰 목적 함수값의 1.5배로 하여 탐색을 진행하였다. 이처럼 용입이 이루어지지 않은 용접 조건을 제거하지 않고, 그 조건에 대하여 어느 정도의 적합도 값을 부여한 것은 그 조건이 중요한 정보를 가지고 있을 확률이 있기 때문이다.

이렇게 각 개체에 대하여 계산된 적합도값을 이용하여 룰렛 휠 선택법에 의해 12개의 개체를 선택하였고, 이렇게 선택된 개체를 교차율만큼 교차시킨 다음 돌연변이 연산자에 의해 각 개체를 돌연변이시킨 새로운 제 2세대의 개체군을 결정하였다. 이 과정을 만족할만한 용접 품질을 얻을 때까지 반복한다. 본 연구에서는 제 3세대까지 실험을 수행하였다. 본 연구에서 제 3세대까지만 실험을 수행한 이유는 제 3세대에서 어느 정도 만족할 만한 용접 비드 형상을 나타내는 근사 최적

Table 2 L<sub>12</sub> Orthogonal array for initial generation

Individual number	Bit number										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
3	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1
4	0	1	0	1	1	0	1	1	0	0	1
5	0	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0
6	0	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0
7	1	0	1	1	0	0	1	1	0	1	0
8	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1
9	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0
10	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1
11	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	1
12	1	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0

Table 3 Results of initial generation

Individual number	Feed rate (mm/s)	Voltage (V)	Speed (mm/s)	Height (mm)	Width (mm)	Penetration (mm)	Objective function	Fitness function
1	45	15	5	-	-	-	41.00	0.024
2	45	22	12	1.0	4.2	2.1	11.70	0.079
3	60	23	12	1.3	4.9	2.5	6.70	0.130
4	70	26	6	1.6	8.2	3.3	1.94	0.340
5	75	28	7	1.3	8.7	2.8	4.37	0.186
6	80	21	9	2.5	5.4	2.8	5.00	0.167
7	100	18	7	-	-	-	41.00	0.024
8	95	29	6	2.0	12.2	4.2	27.33	0.035
9	90	28	9	1.2	8.1	3.2	1.94	0.340
10	115	16	10	-	-	-	41.00	0.024
11	110	19	8	-	-	-	41.00	0.024
12	105	25	11	2.2	5.9	3.8	1.74	0.365

조건을 얻을 수 있었기 때문이다. 그리고 제 3세대에서 근사 최적 조건을 찾았다는 것은 단지 36번의 실험을 통해 얻어진 결과이다. 제 3세대에 발생된 용접 공정 변수와 실험 결과는 Table 4에 나타내었다. 실험 번호 7의 용접 조건에서는 주어진 와이어 송급 속도에 비해 용접 속도가 상대적으로 작았기 때문에 용락이 발생하여 '불량 데이터'를 만들었고, 실험번호 8의 용접 조건에서는 주어진 와이어 송급 속도에 비해 용접 전압이 상대적으로 작았기 때문에 용입이 거의 이루어지지 않았기 때문에 '불량 데이터'를 만들었다.

Fig. 3은 3세대까지 수행한 유전 알고리즘의 결과를 보여주고 있다. 기호 '●'는 각 세대를 구성하는 개체들의 목적 함수값을 평균한 값을 나타내며, 기호 '■'는 각 세대를 구성하는 개체들중에서 최소의 목적 함수값을 나타낸다. 그림으로부터 세대수가 증가함에 따라 목적 함수값이 작은 값으로 수렴해가는 것을 알 수 있다. 3세대까지 각 세대에서 발생된 '불량 데이터' 개수는 각각 4,2,2였다. Fig. 4는 각 세대에서 목적 함수값을 최소로 하는 용접 공정 변수값에서 얻어진 용접 비드의 형상 변수의 변화 과정을 나타내고 있다.

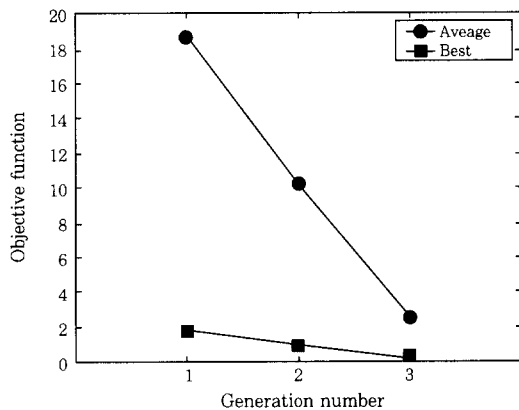


Fig. 3 Results of the genetic algorithm

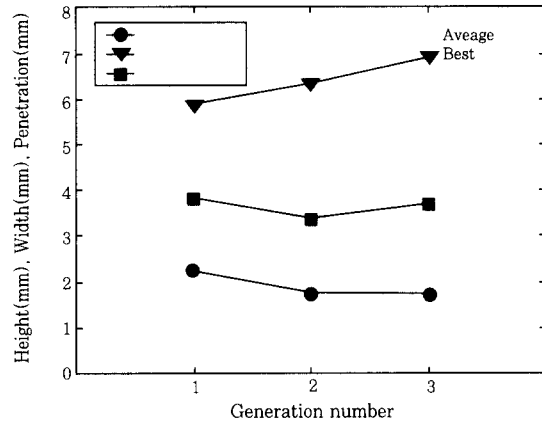


Fig. 4 Results of bead height, bead width, and penetration obtained from the genetic algorithm

최적 용접 조건은 적합도 함수값을 최대로 하는 용접 공정의 입력 변수를 의미하므로 Table 4로부터 최적 용접 조건은 와이어 송급 속도가 75mm/s, 용접 전압이 24V, 용접 속도가 8mm/s 였다. 이 조건에서 얻어진 비드 높이는 1.7mm, 비드 폭은 6.9mm, 용입 깊이는 3.7mm 였다. 비록 원하는 값과는 약간의 차이는 있지만 비교적 만족할 만한 결과를 얻었다는 것을 알 수 있다. 그리고 좀 더 만족할 만한 결과를 얻기 위해서 유전 알고리즘에 의한 실험을 계속할 수 있지만 그것보다는 유전 알고리즘으로부터 얻은 근사 최적점을 기준으로 반응표면분석법 등을 이용하는 것이 효과적인 방법이라고 생각된다.

### 5. 결 론

아크 용접 공정은 복잡한 공정이기 때문에 양호한 용접 품질을 나타내는 용접 조건을 결정하기 위해서는 용접 공정에 대한 전문적인 지식과 많은 실험을 필요

Table 4 Results of the third generation

Individual number	Feed rate (mm/s)	Voltage (V)	Speed (mm/s)	Height (mm)	Width (mm)	Penetration (mm)	Objective function	Fitness function
1	75	24	9	1.7	6.3	3.4	0.89	0.529
2	70	28	11	0.8	6.7	3.1	1.39	0.418
3	95	29	12	1.0	7.2	3.3	0.78	0.562
4	105	26	8	2.4	8.2	4.6	2.61	0.277
5	70	26	9	1.2	5.9	3.1	2.11	0.322
6	80	21	7	2.5	5.8	3.1	3.25	0.235
7	105	25	5	-	-	-	4.88	0.170
8	110	19	11	-	-	-	4.88	0.170
9	75	24	8	1.7	6.9	3.7	0.14	0.877
10	95	30	9	0.6	8.4	4.4	2.93	0.254
11	75	23	11	1.6	5.4	3.3	3.06	0.246
12	105	26	9	2.4	7.2	4.4	1.01	0.498

로 한다. 또 실험을 통해 용접 공정에 대한 모델을 얻기 위해서는 비교적 양호한 용접 품질을 나타내는 영역을 찾기 위해 선행 실험이 필요하다. 본 연구에서는 용접공정에 대한 전문적인 지식 없이, 용접 품질을 나타내는 정량적인 지표와 유전 알고리즘에 근거한 실험 계획을 이용하여 양호한 용접 품질을 나타내는 근사 최적 조건을 찾는 실험 방법을 제안하였다.

본 연구에서 제안한 방법을 설계자가 원하는 부분 용입(partial penetration)의 용접부를 만들어 내는 용접 공정 조건을 결정하는데 적용하였다. 아크 용접 공정에서 용접 비드 형상은 용접 품질을 결정하는 중요한 인자이기 때문에 용접 비드 형상 변수인 비드 높이와 비드 폭, 용입 깊이를 이용하여 용접 품질을 평가하는 지수를 만들었으며, 용접 비드 형상에 영향을 주는 용접 공정 변수는 와이어 송급 속도, 용접 전압, 용접 속도로 하였다. 이 3개의 용접 공정 변수에 대한 광범위한 탐색 범위에서 용락이 발생하거나 용입이 거의 생성되지 않은 영역을 배제하고 원하는 부분 용입 형상을 나타내는 용접 공정 변수를 유전 알고리즘을 이용하여 찾을 수 있었다. 이 방법은 기존의 요인 실험 방법보다 훨씬 적은 실험 횟수로 근사 최적 조건을 찾을 수 있었다. 따라서 이 방법은 근사 최적 조건을 결정하는 방법뿐만 아니라 용접 공정의 모델을 유도하는데 필요한 선행 실험 방법으로도 매우 효과적이다.

## 참 고 문 헌

1. D. Rosenthal : Mathematical theory of heat distribution during welding and cutting, *Welding Journal*, Vol.20, No.5 (1946), pp.220-s ~ 234-s
2. T.W. Eagar and N. S. Tsai : Temperature fields produced by traveling distributed heat sources, *Welding Journal*, Vol.62, No.12 (1983), pp.347-s ~ 355-s
3. 김원훈, 나석주 : 용접아크 및 용융 풀의 유동을 고려한 용접부 수치 해석, *대한용접학회지*, 제15권 1호(1997), pp.26 ~ 35
4. P. J. Konkol and G. F. Koons : Optimization of parameters for two-wire AC-AC submerged arc welding, *Welding Journal*, Vol.57, No.12 (1978), pp.367-s ~ 374-s
5. L. J. Yang and R. S. Chandel : An analysis of curvilinear regression equations for modeling the submerged-arc welding process, *Journal of Material Processing Technology*, Vol.37 (1993), pp.601 ~ 611
6. 임태균, 조형석, 부광석 : 신경회로를 이용한 GMA 용접 공정에서의 용융지의 크기 제어, *대한용접학회지*, 제12권 1호 (1994), pp.59 ~ 72
7. 이재범, 방용우, 오성원, 장희석 : GMAW에서 비드형상제어에 관한 연구, *대한용접학회지*, 제 15권 6호(1997), pp.116 ~ 123
8. T. K. Meng and C. Butler : Solving multiple response optimization problems using adaptive neural networks, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol.13 (1997), pp.666 ~ 675
9. D. E Goldberg : Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, Addison-Wesley, (1989)
10. J. J. Grefenstette : Optimization of control parameters for genetic algorithms, *IEEE Syst. Man Cybern.* Vol.16 (1986), pp.122 ~ 128
11. C. R. Reeves : Using genetic algorithms with small populations, *Proc. of the Fifth Intern. Conf. on Genetic Algorithms*, (1993), pp.92 ~ 99
12. ANSI/AWS D1.1-94, Structural welding code-steel, 13th Ed. , American Welding Society, Miami, Fla. (1994)
13. M.S. Phadke : Quality engineering using robust design, Prentice Hall, (1989)
14. American Welding Society : Welding handbook, 8th ed., Vol.2(1991)