

# 유전자 알고리즘과 신경회로망을 이용한 고속 확관기의 확관속도 최적화

정원지\*, 김재량+, 김진한<sup>++</sup>, 홍대선<sup>+++</sup>, 강흥식<sup>++++</sup>, 김동성<sup>++++</sup>

(논문접수일 2004. 10. 11, 심사완료일 2004. 12. 27)

## Optimization of Expanding Velocity for a High-speed Tube Expander Using a Genetic Algorithm with a Neural Network

Won-Jee Chung\*, Jae-Lyang Kim<sup>+</sup>, Jin-Han Kim<sup>++</sup>, Dae-Sun Hong<sup>+++</sup>, Hung-Sik Kang<sup>++++</sup>, Dong-Sung Kim<sup>++++</sup>

### Abstract

This paper presents the optimization of expanding velocity for tube expanding process in the manufacturing of a heat exchanger. In specific, the expanding velocity has a great influence on the performance of a heat exchanger because it is a key variable determining the quantity of tube expanding at assembly stage as well as a key parameter determining overall production rate. The simulation showed that the genetic algorithm used in this paper resulted in the optimal tube expanding velocity by performing the following series of iteration; the generation of arbitrary population for tube expanding parameters, consequently the generation of tube expanding velocities, the evaluation of tube expanding quantity using the pre-trained data of plastic deformation by means of a neural network, and finally the generation of next population using a penalty function and a Roulette wheel method.

**Key Words :** Genetic Algorithm(유전자 알고리즘), Neural Network(신경회로망), Tube Expander(확관기), Plastic Deformation(소성변형), Heat Exchanger(열교환기)

## 1. 서론

소성은 그 변형의 비가역성 때문에 시스템을 구성하여

결과를 계속 관찰하고 그것을 피드백 하여 최적 값에 근접하는 방식을 채택 할 수 없다. 따라서 소성 공정을 해석하거나 최적화하기 위해 많은 엔지니어들이 주로 컴퓨터상

\* 국립창원대학교 기계설계공학과 (wjchung@changwon.ac.kr)

주소: 641-773 경남 창원시 사림동 9번지

+ LG, Philips LCD(주)

++ 국립창원대학교 기계공학과 대학원

+++ 국립창원대학교 기계설계공학과

++++ 한국기계연구원(KIMM)

에서 이루어지는 수치해석적인 방법과 유한요소법을 사용해 온 가운데, 유전자 알고리즘을 적용하여 압연공정에서 공정 제어변수와 소성변형 식을 이용한 소성공정의 최적화<sup>(1)</sup>와 소성을 고려한 Mindlin plate 최적설계<sup>(2)</sup> 등 소성을 유전자 알고리즘에 적용한 몇몇 연구가 있었다. 하지만 이러한 연구들은 수학적 모델링을 바탕으로 소성변형 식을 적용한 기존의 최적화 방법과 크게 다르지 않고 적용범위가 지나치게 광범위하기 때문에 실제 시스템에 그 결과를 적용하는데 한계가 있었다. 이에 본 논문에서는 확관기라는 소성변형을 목적으로 하는 시스템의 확관속도 즉, 소성변형 속도를 최적화하기 위해서 실제 확관기와 동일한 시험장치를 제작하고 여기서 추출된 소성변형 데이터를 바탕으로 유전자 알고리즘과 신경회로망을 적용하여 확관속도를 최적화한다.

## 2. 고속 확관기 시스템

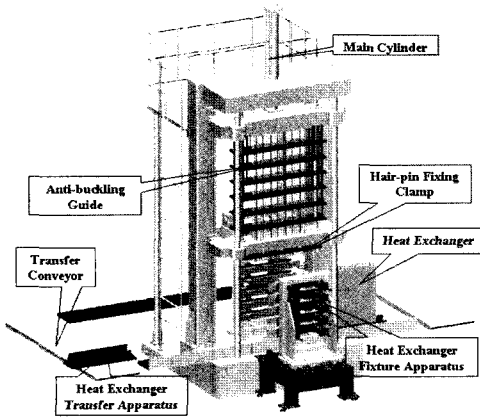


Fig. 1 Tube Expanding System

Fig. 1, 2 에서 보여지는 것처럼 고속 확관기 시스템은 자동으로 이송된 결합전의 열교환기를 열교환기 고정 장치(Heat Exchanger Fixture Apparatus)로 고정시키고 메인 실린더의 하강에 의해서 동관인 헤어핀(Hair Pin)을 확관시켜 방열핀(Heat-sink Fin)과 헤어핀을 결합시키는 시스템이다. 이러한 고속 확관 시스템에서의 확관기의 현재 상용화되어있는 모델들은 대량생산을 목적으로 많은(50~300개) 헤어핀을 고속(47mm/s~150mm/s)으로 동시에 확관한다는 특징을 가지고 있다. 하지만 확관기를 사용하는 대부분의 업체들은 확관속도에 있어서 이에 대한 정확한 이론적 근거

를 가지고 있는 것이 아니라 반복적인 작업을 통해서 얻은 경험을 바탕으로 제품을 생산하고 있으며 이는 곧 제품의 신뢰도에 큰 지장을 초래하고 있는 실정이다.

### 2.1 확관 공정

확관공정은 소성변형을 통한 관의 반지름 방향의 팽창으로 방열핀과 헤어핀을 결합시켜주는 것이다. Fig. 2 에서 보는 바와 같이 결합전의 열교환기는 단순히 층층이 쌓인 박판(방열핀)의 여러 개의 구멍 속에 헤어핀이 삽입된 형태로, 헤어핀과 방열핀은 서로 밀착되어 있지 않다. 이러한 상태에서 헤어핀의 반지름보다 큰 확관멘드렐(Tube Expanding Mandrel)이 부착된 확관틀이 하강함으로써 헤어핀은 반지름 방향으로 소성변형이 일어나게 되고 방열핀과 서로 밀착되어 결합되어진다. 여기서 확관량은 (5mm/s 이하로 확관할 경우)실험식에 의해 확관멘드렐과 헤어핀 내부의 접촉각으로 결정되어지지만 본 시스템처럼 고속으로 확관할 경우 재료(헤어핀)전체가 완전히 소성영역으로 진입하지 않을 뿐만 아니라 마찰력 등의 요인들 때문에 확관량은 확관속도에 의해서 결정된다<sup>(3)</sup>.

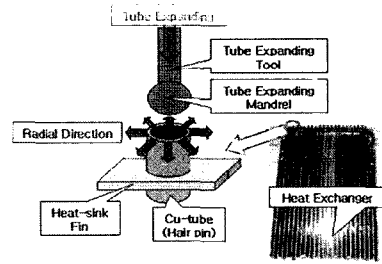


Fig. 2 Tube Expanding Process

### 2.2 확관 속도

실제 현장에서 사용중인 확관기의 확관 속도 프로파일은 Fig. 3과 같이 나타낼 수 있다. 여기서 속도 레벨이 두 가지로 분리되어 있는 이유는 소성변형을 원활하게 수행할 수 있도록 하기 위함이다. 즉, 최초 확관 멘드렐이 헤어핀에 진입할 때에는 소성 변형에 의한 저항력이 크기 때문에 비교적 저속( $V_1$ )으로 진입하여 시스템에 충격을 줄이도록 하고 확관이 어느 정도 진행된 이후에 다시 속도( $V_2$ )를 상승시키게 된다. 여기서 실제 확관기 모델을 바탕으로 몇 가지 구속조건을 지정하면 Table 1과 같다. 최적 확관량( $b$ )은 헤어핀의 직경( $H_p$ )이 9.52mm일 때 최적 제품(열교환기)의 사양을 나타낸 것이고 확관 스트로크

는 확관하는 관의 길이를 의미하며  $V_1$ ,  $V_2$ 의 범위는 실제 확관기가 기계적으로 출력할 수 있는 확관 속도 범위이다. 그리고 확관시간( $t_4$ )은 현재 확관공정에서 소요되는 시간을 의미한다.

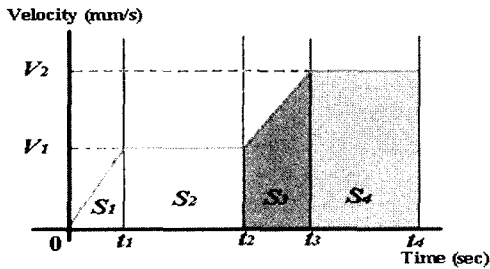


Fig. 3 Tube Expanding Velocity Profile

Table 1 Constraints for the Case of  $H_b = 9.52\text{mm}$

Hair pin Diameter ( $H_p$ )	Desirable Tube Expanding quantity ( $b_f$ )	Stroke of Tube Expanding ( $S_t$ )
9.52mm	0.310mm (Outside Diameter)	800mm
Range of $V_1$	Range of $V_2$	Expanding Time( $t_4$ )
0 ~ 50mm/s	50 ~ 160mm/s	6sec

### 2.3 최적화 문제 정의

Fig. 4는 확관 후의 열교환기 단면사진이다. (B)부분은 확관량의 차이에 의해서 헤어핀에 굴곡이 형성된 것으로 이로 인해서 방열핀과 핀 사이에 틈이 생긴 것을 볼 수 있다. 이러한 틈은 열교환기의 내구성에 문제를 발생시킬 뿐만 아니라 열 교환성능도 떨어뜨리게 된다. 그리고 (A)부분은 확

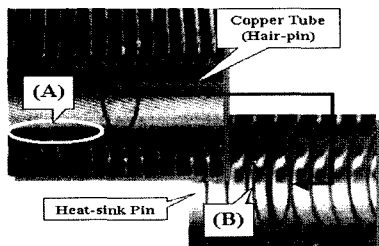


Fig. 4 Section of Heat Exchanger(after Tube Expanding)

관량 부족으로 인한 헤어핀과 방열핀 사이의 틈으로 이것도 역시 열 교환 성능을 떨어뜨리는 결과를 초래한다. 또한 그림에는 나타나 있지 않지만 과도하게 확관을 할 경우 열 교환성능에는 지장이 없지만 헤어핀두께가 부분적으로 불 균 일해짐으로 열교환기의 수명을 단축시키게 된다.

따라서 확관량을 최적화 시키기 위해서는  $V_1$ 과  $V_2$ 에 따라서 나타나는 확관량의 차이를 최소화 해야한다. 여기서  $V_1$ 에 따른 확관량을  $E_1$ ,  $V_2$ 에 따른 확관량을  $E_2$ 라고 한다면 확관 후의 헤어핀의 굴곡량은 다음과 같다.

$$G_R = |E_1 - E_2| \quad (1)$$

또한 열교환기의 열 교환 성능을 향상시키기 위해서는 헤어핀이 방열핀 구멍의 크기에 맞도록 필요한 양만큼만 확관 되어야 하므로 헤어핀이 얼마나 방열핀에 적당한 양만큼 밀착되었는지도 열교환기의 성능에 많은 영향을 준다. 이러한 밀착정도를 표현하기 위해 Table 1의 원하는 확관량  $b_f$ 를 이용하여 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$G_L = |b_f - E_1| + |b_f - E_2| \quad (2)$$

결과적으로 최적의 열교환기를 제작하기 위해서는  $G_R$ 과  $G_L$ 의 합을 최소화해야 하며 이는 본 논문의 최적화 목표라고 할 수 있다.

## 3. 확관량의 측정

### 3.1 확관 시험기

실제 산업현장에서 쓰이는 확관기는 측정환경을 구성하는데 어려움이 따르고 원하는 다양한 실험을 할 수가 없다. 따라서 속도 변화에 따른 확관량을 측정하기 위하여 확관틀이 하나만 부착된 확관량 측정장치를 Fig. 5와 같이 구성하였다. 이 장치에서 우리는 결합전의 열교환기를 고정해

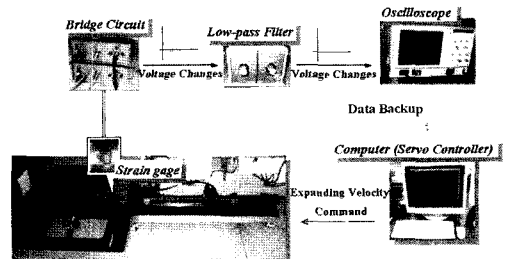


Fig. 5 Testing Apparatus of Tube Expanding

놓고 측정대상인 헤어핀에 스트레인 게이지를 부착하여 확관량을 측정(쿼터브릿지 방식)<sup>(3)</sup>한다.

### 3.2 확관량 측정 결과

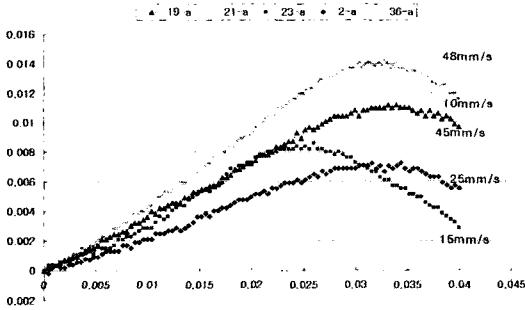


Fig. 6(a) Result of Expanding Test ( $V_1$ )

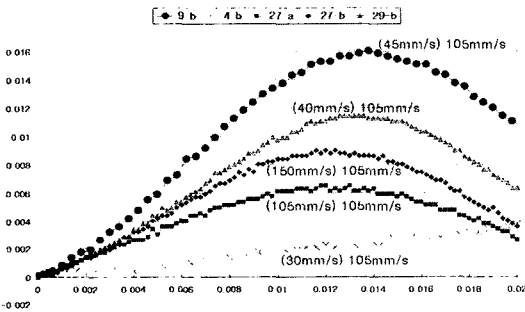


Fig. 6(b) Result of Expanding Test ( $V_1$ ) $V_2$

Fig. 6은 확관시험기를 이용하여 여러 가지 확관속도에 따른 확관량(단위:mm)을 스트레인 게이지(Strain Gage)로 측정한 데이터를 그래프로 나타낸 것이다. Fig. 6 (a)에서 확인할 수 있듯이 확관 멘드렐의 초기 삽입속도( $V_1$ )에서 확관량(피크점)과 확관속도는 선형적인 관계에 있는 것이 아니라 각각의 속도에 따라서 다양하게 나타난다는 것을 알 수 있다. 그리고 Fig. 6 (b)는 하나의 값으로 고정된 2차 확관속도( $V_2 = 105\text{mm/s}$ )에 대해 확관 멘드렐의 초기 삽입속도( $V_1$ )를 다양하게 변화시켰을 경우의 확관량의 변화 추이를 나타내는 것으로, 초기 삽입속도( $V_1$ )가 변화하면 2차 확관속도( $V_2$ )도 역시 변화한다는 것을 알 수 있다. 다시 말해서 확관속도에 따른 확관량 측정실험 결과 확관량은 확관속도에 따라 변화하며 비선형적인 관계일 뿐만 아니라 초기 속도에 따라서 2차 확관량도 영향을 받아 변한다는 것을 알 수 있다.

## 4. 신경 회로망

### 4.1 신경 회로망을 이용한 데이터 획득

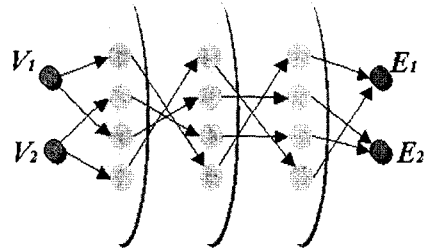


Fig. 7 Multilayer Perceptron

확관 속도에 따른 확관량 측정결과에서 알 수 있듯이 실험을 통해서 얻어진 데이터는 인과 관계가 불명확할 뿐만 아니라 비선형적이기 때문에 수치해석적인 방법을 이용하더라도 데이터 군집 전체를 반영하는 명쾌한 하나의 식으로 만드는 것은 거의 불가능하다. 하지만 전역해를 탐색하는 유전자 알고리즘을 이용하여 소성변형인 확관량을 최적화하기 위해서는 확관속도에 따른 확관량의 연속적인 데이터가 필요하게 된다. 따라서 이를 보완하기 위해 신경회로망 중에서 학습능력이 뛰어난 Multilayer perceptron<sup>(4,5)</sup>을 이용하여 시험기에서 얻은 데이터를 학습시키게 된다. 그리고 이렇게 학습된 신경회로망은 확관 속도에 따른 확관량을 나타내어 주는 하나의 식으로 활용하도록 한다. 본 연구에서 사용된 신경회로망 구조는 Fig. 7에서 보는 바와 같이 입력 노드(node)와 출력 노드가 각각 두 개씩이며 그 사이에 3개의 히든 레이어(Hidden Layer)가 존재한다. 그리고 이 히든 레이어는 각각 4개의 node를 포함하고 있다. 또한 입력과 출력층의 노드는 확관속도와 이에 따른 확관량을 의미하며 각각 2개씩 존재한다. 그리고 전달함수는 unipolar sigmoid 함수를 사용하였다.

### 4.2 신경회로망을 이용한 실험 데이터의 학습

확관 시험기에서 얻은 속도(mm/s) 레벨에 따른 확관량, 총 360개의 데이터를 학습시키기 위해 300개의 학습패턴을 사용하였다. 입력패턴은 확관속도였으며 타겟은 확관량(mm)으로 하였다. 허용오차 한계를  $1e-4$ 로 지정하고 데이터를 학습시킨 결과 120877번째 스텝(Step)에서 허용오차 한계에 도달하였다. 다음으로 학습된 패턴의 정확도를 파악

하기 위해 남은 60개의 데이터를 입력시킨 결과 target(확관량)과 출력 값과의 차의 최대 값은 0.00016mm로 정상적으로 학습이 이루어진 것을 확인할 수 있었다.

### 5. 유전자 알고리즘을 통한 최적화

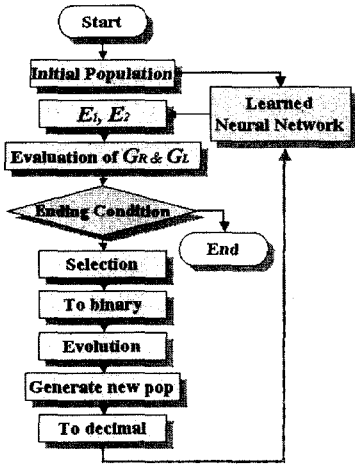


Fig. 8 The Flowchart of Proposed Methodology

본 연구의 최적화 목표는 전술한 바와 같이 GR과 GL의 합을 최소화하는 것으로, 이를 위한 방법으로 제시된 것이 바로 유전자 알고리즘이다. 그리고 소성변형인 확관공정의 특성을 극복하기 위해서 신경회로망을 유전자 알고리즘과 연계하도록 하였다. Fig. 8은 본 논문에서 제안된 유전자 알고리즘의 흐름도를 나타낸 것으로 일반적인 알고리즘수행<sup>6)</sup> 외에 앞 절에서 언급된 신경회로망을 통한 확관 데이터 획득과정이 평가의 단계에서 사용된다는 것을 확인할 수 있다.

#### 5.1 목적함수의 정의

식 (1), (2)에서 GR과 GL을 각각  $f_1$ ,  $f_2$ 라고 두면 목적함수는 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$F_{objective} = c_1 \frac{f_1}{f_1^*} + c_2 \frac{f_2}{f_2^*} \quad (3)$$

여기서  $c$ 는 가중치이며,  $f^*$ 는 스케일링 팩터(Scaling Factor)를 의미한다.

#### 5.2 페널티 함수와 구속조건

본 연구에서는 페널티 함수(Penalty Function) 사용하여

유전자 알고리즘을 수행하는데 있어서의 수렴 속도를 보다 빠르게 하도록 하고 있다. 이에 실제 열교환기 제조공정에서의 생산 사양을 참고하여 구속조건을 부여하고 제한선 ( $G_R = 0.06\text{mm}$ ,  $G_L = 0.13\text{mm}$ )을 넘어서는 경우 여기에 페널티를 부여하도록 하며, 그 식은 다음과 같다.

$$P_{penalty} = \epsilon \cdot \delta \cdot [W_1\theta_1(t) + W_2\theta_2(t)] \quad (4)$$

여기서  $\epsilon$  은 최대화 최소화를 결정하는 상수 ( $\epsilon = +1$ ),  $\delta$ 는 페널티 상수,  $\theta$ 는 구속조건을 넘어서는 양,  $W$ 는 가중치를 의미한다.

#### 5.3 적합도

최소화 문제의 특성상 적합도(Fitness)는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$fitness = \xi \frac{1}{F_{objective} - P_{penalty}} \quad (5)$$

여기서  $\xi$ 는 적합도 상수이다.

#### 5.4 확관속도 최적화

Fig. 9는 유전자 알고리즘에서 랜덤(Random)으로 추출된 초기 확관속도에 대한 확관특성을 나타낸 것이다. 여기서 V8이 가장 좋은(최소화) 특성을 가지므로 룰렛휠(Roulette Wheel)<sup>7)</sup> Method를 사용하면 V8인자가 가장 많은 선택의 기회를 가질 것이다. 또한 본 유전자 알고리즘을 이용한 확관속도 최적화 수행에 있어서 교배를 위한 교배확률(Crossover probability)  $P_c$ 은 0.8, 조기수렴을 방지하기 위한 돌연변이 확률(Mutation probability)  $P_m$ 은 0.1로 두고 최적화를 수행하였다.

Ge1	Ge2	Ge3	Ge4
GR GL	GR GL	GR GL	GR GL
0.00105 0.00524	0.01050 0.01050	0.00840 0.00840	0.00105 0.00945
Ge5	Ge6	Ge7	Ge8
GR GL	GR GL	GR GL	GR GL
0.002101 0.00623	0.008403 0.008403	0.001354 0.01155	0.002101 0.004196
Ge9	Ge10		
GR GL	GR GL		
0.011555 0.013649	0.001050 0.011549		

↓  
Best

Fig. 9 Tube Expanding Characteristics of Initial Population

### 5.5 확관속도 최적화 결과

유전자 알고리즘을 이용한 확관속도의 최적화를 수행한 결과, 486번째 세대에 이르러 모집단이 같은 확관 특성( $G_R$ ,  $G_L = 0.00015$ )을 가지게 되었으며, 이 때의 결과 값을 나타내는 Table 2에서 확인 할 수 있듯이 확관특성은 초기 모집단에 비해 각각 50%이상 감소한 것을 알 수 있으며 부가적으로 초기 집단에 비해 확관 속도도 증가함으로써 공정시간 단축의 가능성을 확인 할 수 있다.

Table 2 Result of Optimization

	V1	V2	GR	GL
Beginning Model	26mm/s	82mm/s	0.002101	0.004196
Optimal Model	35mm/s	135mm/s	0.001050	0.001050
Improved Rate			50% reduced	75% reduced

## 6. 결 론

신경회로망을 적용한 유전자알고리즘을 통해 고속 확관기의 확관속도를 최적화 하는 본 연구를 통해서

- (1) 헤어핀의 굴곡량을 나타내는  $G_R$ 이 50%, 확관의 정확도를 나타내는  $G_L$ 이 75% 감소하여 열교환기의 성능이 보다 안정화되었고 향상되었다.
- (2) 유전자 알고리즘의 소성변형에 대한 새로운 적용방안을 제시함으로써 유전자 알고리즘을 통한 최적화 수행영역 확대의 기회를 제공하였다.

## 후 기

본 연구는 한국과학재단 지정 창원대학교 공작기계기술

연구센터(RRC)의 지원과 지식기반기계 부품·소재 연구개발 클러스터사업단의 지원에 의한 것입니다. 또한 본 과제는 산업자원부의 출연금 등으로 수행한 지역전략산업 석·박사 연구인력 양성사업의 연구결과입니다.

## 참 고 문 헌

- (1) Chung, J. S., 1998, *Process Optimal Design in Metal Forming by Genetic Algorithm*, Ph. D. Thesis, Pohang University of Science & Technology, pp. 186~200.
- (2) Kim, Y. H., 1999, *Optimization of Mindlin plate Considering Elasto-Plastic Region by Genetic Algorithms*, M. S. Thesis, Hankuk Aviation University, pp. 8~57.
- (3) The Japan Society for Technology of Plasticity, 1998, *Tube Forming-Forming Technology and Products Design*, Corona Publishing Co., Ltd., pp. 58~80.
- (4) Hagan, M. T., Demuth, H. B., and Beal, M., 1996, *NEURAL NETWORK DESIGN*, PWS Publishing Co., pp. 45~204.
- (5) Ahn, S. J., 1999, *The approximation and analysis of the function using neural network*, M. S. Thesis, KAIST, pp. 24~67.
- (6) Gen, M., and Cheng, R., 2000, *Genetic Algorithms & Engineering Optimization*, John Wiley & Sons, Inc., pp. 18~104.
- (7) Bae, C. H., and Choi, K. H., 2002, "Determination of Optimal Excimer Laser Ablation Conditions Using Genetic Algorithm," *Journal of KSMTE*, Vol. 11, No. 6, pp. 17~23.