

이 논문은 1995년도 학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었으며, 이에 감사드립니다.

# 적응모델링과 유전알고리즘을 이용한 절삭공정의 최적화(I) - 모의해석 -

고 태 조\*, 김 희 슬\*, 김 도 균\*\*

## Optimization of Machining Process Using an Adaptive Modeling and Genetic Algorithms(I) - Simulation Study-

Tae Jo Ko\*, Hee Sool Kim\*, Do Gyun Kim\*\*

### ABSTRACT

This paper presents a general procedure for the selection of the machining parameters for a given machine which provides the maximum material removal rate using a Genetic Algorithms(GAs). Some constraints were given in order to achieve desired surface integrity and cutting tool life conditions as well as to protect machine tool. Such a constrained problem can be transformed to unconstrained problem by associating a penalty with all constraint violations and the penalties are included in the function evaluation. Genetic Algorithms can be used for finding global optimum cutting conditions with respect to the above cost function transformed by penalty function method. From the demonstration of the numerical results, it was found that the near optimal conditions could be obtained regardless of complex solution space such as cutting environment.

**Key Words:** Genetic algorithms(유전이론), Machining parameters(절삭조건), Material removal rate(소재 절삭률), Constraint(구속조건), Penalty(벌칙),

#### 기 호 설 명

$C_3$	: 연속형 칩을 내기 위한 계수	$f$	: 이송속도
$d$	: 절삭깊이	$H$	: 성능지수
$d_c$	: 압축응력층의 깊이	$h_{max}$	: 최대높이 표면조도
$d_{given}$	: $d_c$ 의 최대값	$h_{given}$	: $h_{max}$ 의 최대값
		$L$	: 공구수명완료시의 공구마모 폭
		$L_1$	: 용착에 의한 공구마모율

\* 영남대학교 기계공학부, 정회원  
\*\* 대우정밀(주)

- $L_2$  : 확산에 의한 공구마모율
- $n$  : 상수(0.3)
- $R_1-R_3$  : 벌칙계수
- $T_c$  : 크레이터 마모 온도
- $T_{pz}$  : 공구의 소성변화 온도
- $T_{max}$  :  $T_{pz}$ 의 상한값
- $T_{softening}$  : 공구의 연화온도
- $v$  : 절삭속도
- $\gamma$  : 공구의 경사각
- $\gamma_\beta$  : 공구날 반경
- $\delta$  : 치수정밀도
- $\delta_{given}$  :  $\delta$ 의 상한값
- $\sigma_i$  : 공구의 인장응력
- $\sigma_c$  : 공구의 압축응력
- $\sigma_{given}$  :  $\sigma_c$ 의 상한값
- $\sigma_{max}$  :  $\sigma_i$ 의 상한값
- $\tau_p$  : 소재의 전단강도

## 1. 서론

최근 생물의 진화원리(선택도태, 교배, 돌연변이)로부터 착상을 얻은 일종의 학습알고리즘으로서, 유전학의 개념을 근거로 한 최적화방법의 하나인 유전 알고리즘이 공학의 여러분야에 적용되어지고 있다<sup>(1-3)</sup>. 유전 알고리즘(Genetic Algorithms : GAs)은 1975년 미시간 대학의 Holland와 그의 학생들에 의해 수행된 세포자동화(cellular automata)의 연구로부터 기원된다<sup>(1)</sup>. 그들 연구의 초점은 1) 자연계의 적응과정을 설명하고, 2) 자연계의 메카니즘을 인위적 시스템인 소프트웨어로 설계하는 것이었다. 그 이후 유전 알고리즘은 꾸준히 발전하여 현재는 공장의 스케줄링, 신경회로망의 학습, 화상특징추출, 화상인식 및 각종 최적화의 문제 등에 적용되고 있다.

유전 알고리즘은 모사추론과정이라기 보다는 자연의 선택도태 메카니즘을 모델화한 탐색알고리즘이다. 즉 자연계에서는 우수한 형질을 가진 개체가 환경에 잘 적응하여 큰 생존확률을 가진다. 또한 우수한 형질을 가진 두 개체가 교배를 통하여 더욱 우수한 자손을 생성하며, 돌연변이에 의해 생긴 우수한 형질이 자손에게 유전됨으로써 진화가 진행된다. 유전 알고리즘은 이와같은 자연계의 법칙에 착상하여 재생, 교배, 돌연변이 등의 인위적인 조작을 통하여 목적함수의 최적해를 찾아내는 모의진화형의 탐색알고리즘이다. 이러한 유전알고리즘은 최적화 과정에

서 함수의 연속성, 미분가능성 및 Unimodality의 여부와 관계없이 전역 최적값을 제공가능하다는 점에서 절삭과정과 같이 비선형적이고 구속조건이 많은 문제를 해결하기에 적당한 알고리즘이다.

한편 최근 절삭과정의 센서신호에 기초하여 절삭조건을 최적의 방향으로 조절할 수 있는 최적제어시스템에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다<sup>(10-11)</sup>. 이러한 능력을 갖춘 시스템을 적응제어(Adaptive control) 시스템이라고 한다<sup>(4)</sup>. 이는 구속조건에 적응제어(ACC)와 최적화를 위한 적응제어(ACO)로 대별되고 있으며, 통상 가공의 생산성 향상을 도모하기 위하여 입력과 출력의 일정 범위 이내인 제한조건하에서 절삭률(MRR)을 최대화시키기 위한 연구가 일반적이다. 물론 여기서 목적함수는 절삭률을 택하기도 하고 가공비를 최소화시키는 방향으로 ACO시스템을 구성하기도 한다.

본 연구에서는 선삭과정에서 가공된 피삭재의 뒤편이나 공구 또는 공작기계에 대한 각종 구속조건하에서 소재 절삭률을 최대화시킬 수 있는 절삭조건을 유전알고리즘을 이용하여 모의해석을 하였다<sup>(4,9)</sup>. 즉, 유전알고리즘을 적용하는데 있어서 상기와 같은 구속문제를 Penalty 기법<sup>(9)</sup>을 이용하여 무구속 문제로 변환하여 해결하는 방법을 제시하였다. 해석을 위해 사용된 절삭공정의 모델들은 참고문헌<sup>(6)</sup>의 식들을 인용하여 이용하였다. 해석결과 유전 알고리즘은 절삭과정과 같은 비선형적인 시스템에 대하여 전역 최적값을 잘 제공하고 있었으며, 이러한 이론적 모의해석결과 본 시스템은 On-line으로 실제 공작기계의 절삭과정에 적용하여 적응제어 시스템을 구축할 수 있을 것으로 사료된다.

## 2. 유전 알고리즘

단순한 유전 알고리즘은 재생, 교배 그리고 돌연변이의 세 조작자로서 구성된다. 재생과정은 목적함수의 값(적용도 값)에 비례하여 각 개체가 복제되어지는 과정이며, 이는 Darwin의 적자생존에 근거를 둔 자연선택의 인공적 모델이다. 재생과정을 거치고 난 후 랜덤하게 선택된 개체끼리 교배의 과정을 거친다. 교배의 과정에서는 이진비트로 표현된 개체의 스트링중 랜덤하게 선택된 교배점(crossover point)을 중심으로 두 개체끼리 유전자의 교환을 시도한다. 재생과 교배과정은 랜덤 수의 창성, 개체복사 그리고 스트링의 부분적 교환 등으로 이루어진 단순

과정이다. 이 과정을 통하여 좋은 성능의 개체는 더 좋은 성능을 위해 탐색과정에서 계속하여 시험되고 교환을 거듭하게 되어 진화하게 된다. 돌연변이는 이러한 과정에서 회복할 수 없는 손실, 즉 초기집단이 가지고 있는 형질만 가지고 해를 찾으려고 하는 성질을 방지한다. 돌연변이는 적응과정의 2차적 조작자로서 아주 작은 확률을 가지고 스트링의 한 비트의 값을 바꿈에 의해 개체집단의 다양성을 증가시킨다. 이러한 과정을 거치면서 개체군은 한 세대를 마감하게 되고, 다음 세대를 맞이하게 된다.

유전 알고리즘의 흐름구성은 표 1과 같다.

Table 1 A simple genetic algorithm.

```

t ← 0
generate initial population G(0);
evaluate G(0);
repeat
    t ← t+1
    generate G(t) using G(t-1);
    evaluate G(t);

until solution is found.
    
```

상기의 과정을 상세히 기술해보면

1. 이진수로 구성되는 유전형으로 개체를 나타내기 위하여 개체의 특성을 표현하는 이진코드의 길이와 초기개체수를 결정한다.
2. 개체의 특성을 표현하는 이진코드를 랜덤하게 구성하여 초기집단을 형성한다.
3. 각 개체의 이진코드를 개체의 특성으로 변환하고 목적함수를 통하여 적응도를 평가한다.
4. 재생과정에서 확률적으로 적응도가 높은 개체는 더 많이 복제시킨다.
5. 교배과정에서는 교배확률에 해당하는 수만큼의 교배쌍을 선택하여 유전에서의 염색체의 교배과정과 유사하게 이진코드의 일부를 선택하여 교배시킨다.
6. 돌연변이 확률에 따라 이진코드를 구성하는 이진비트를 반전시킴으로써 유전에 서의 돌연변이와 유사한 조작을 한다.
7. 위의 과정을 정해진 세대수만큼, 또는 수렴기준을 만족할 때까지 반복한다.

유전 알고리즘은 복잡한 해의 공간에 대해서 이론적 및

경험적으로 전인한 탐색을 할 수 있으며, 또한 함수의 연속성, 미분 가능성, Unimodality 등의 문제에 제약이 없는 것이 특징이다. 즉, 유전 알고리즘은 다음의 4가지 측면에서 종래의 최적화 알고리즘과는 다른 특성을 지닌다.

1. 유전 알고리즘은 결정론적인 규칙이 아닌 확률적인 추이 규칙을 사용한다.
2. 유전 알고리즘은 각 파라미터를 별개로 취급하지 않고 개체의 특성에 해당하는 파라미터집합을 하나로 묶어 취급한다.
3. 유전 알고리즘은 단일해를 사용하여 해공간을 탐색하지 않고, 해집단을 사용하여 해공간을 탐색한다.
4. 유전 알고리즘은 도함수 또는 다른 보조적인 정보가 필요하지 않고 목적함수로 부터 산출되는 적응도만을 이용한다.

### 3. 단순함수의 최적화

본 장에서는 두개의 변수를 갖는 단순 함수에 대하여 최적화의 과정을 단계별로 자세히 구현해보고자 한다. 검토의 대상은 식 (1)의 함수로서 Multimodal을 갖기 때문에, 통상의 최적화기법으로는 초기값의 지정에 따라서 최적해의 값이 틀려지는 대표적 함수이다.

$$f(x) = x \cdot \sin(10\pi x) + 1.0 \tag{1}$$

#### 3.1 최적화 과정

##### Step 1 초기 개체의 표현

먼저 변수 x의 실수를 염색체(chromosome)로서 이진 벡터를 사용하여 표현한다. 벡터의 길이는 필요한 해의 정밀도에 의해 결정되는데, 변수 x의 영역이 3(-1, 2)이고 소수점 이하 6자리까지의 정밀도가 필요하다면 최소한 3 · 1000000개만큼 동일크기로 영역을 나누어야 한다. 이것을 염색체로 나타내기 위해서는 22비트가 필요함을 의미한다. 즉

$$2097152 = 2^{21} < 3000000 \leq 2^{22} = 419304$$

##### Step 2 초기 개체집단

초기 개체집단은 개체의 수를 먼저 정한 후 각 개체(염색체)에 대해서 모든 22비트가 랜덤하게 구성되도록 함으로써 염색체의 집단을 형성한다.

Step 3 평가함수

염색체  $v$ 에 대한 평가함수  $eval$ 는 주어진 함수  $f$ 와 동일하다. 즉

$$eval(v) = f(x)$$

여기서 염색체  $v$ 는 실수  $x$ 를 나타낸다. 예를들어 다음의 3개의 염색체

$$v_1 = (1000101110110101000111)$$

$$v_2 = (0000001110000000010000)$$

$$v_3 = (1110000000111111000101)$$

는 각각  $x_1 = 0.637197$ ,  $x_2 = -0.958973$ ,  $x_3 = 1.627888$ 를 나타내며 이때의 평가값(적응도)은 각각 다음과 같다.

$$eval(v_1) = f(x_1) = 1.586345$$

$$eval(v_2) = f(x_2) = 0.078878$$

$$eval(v_3) = f(x_3) = 2.250650$$

평가값에서 염색체  $v_3$ 가 가장 큰 값을 주기 때문에 세 개의 염색체 중에서 국부적 최적값이다.

Step 4 유전 조작자

① 재생

재생과정에서는 가장 큰 적합도를 갖는 염색체가 자신을 많이 복제하도록 적합도의 비율에 따라서 개체집단에서 선택(재생)시키며, 적합도가 낮은 염색체는 소멸되도록 한다.

② 교배

개체들은 랜덤하게 만나며, 만난 개체들은 랜덤하게 정해진 교배위치에서 비트를 교환하게 된다. 만약  $v_2$ 와  $v_3$ 가 랜덤하게 만났으며, 랜덤하게 5번째의 유전자에 교배점이 정하여 졌다고 가정할 때,

$$v_2 = (00000|01110000000010000)$$

$$v_3 = (11100|00000111111000101)$$

교배 이후의 두 자손은 다음과 같이 된다.

$$v_2' = (00000|00000111111000101)$$

$$v_3' = (11100|01110000000010000)$$

이들 값의 적응도는

$$f(v_2') = f(-0.998113) = 0.940865$$

$$f(v_3') = f(1.666028) = 2.459245 (> 2.250650)$$

로 바뀌며 그 자손은 부모의 경우보다 큰 적응도(진화)를 내고 있음을 볼 수 있다.

③ 돌연변이

돌연변이는 그 율에 따라서 한개 혹은 여러개의 유전자를 바꾸는 것이다. 예를들어  $v_3$  염색체에서 5번째 유전자가 돌연변이로 선택되었다고 한다면, 염색체에서 5번째의 비트인 '0'이 '1'로 바뀌어서 다음과 같이 된다.

$$v_3' = (11101|00000111111000101)$$

이 염색체는  $x_3' = 1.721638$  그리고  $f(x_3') = -0.082257$ 을 나타내고 이는 염색체  $v_3$  값의 감소를 의미하며, 만약 10번째 유전자가 돌연변이로 선택되었다면

$$v_3'' = (111000000|111111000101)$$

이코  $x_3'' = 1.630818$  그리고  $f(x_3'') = 2.343555$ 를 나타내어서 원래  $f(x_3) = 2.250650$ 에 비하여 증가를 보이고 있다.

3. 2 최적화 결과

이상과 같은 단계로 진화되는 유전 알고리즘을 이용하여 두개의 변수를 갖는 식(2)에 대하여 최적값을 구하여 본다.

$$f(x_1, x_2) = 21.5 + x_1 \sin(4\pi x_1) + x_2 \sin(20\pi x_2) \quad (2)$$

상기와 같은 Multimodal함수에 대한 최적화는 통상의 최적화기법으로는 최적값을 찾기가 매우 어려운 문제이다. 변수의 범위는  $10 \leq x_1 \leq 12$ ,  $0 \leq x_2 \leq 6$ 에 대하여 최적값을 구한다.

이때 개체수를 50개, 교배율 0.25, 돌연변이율 0.01로 하였을 때 세대수의 증가에 따라 유전 알고리즘이 수행되면서 개체 즉 해의 수렴과정을 보이는 것이 Fig. 1과 2이다. Fig. 1은 성능지수인 식 (2)에 각 개체의 값을 대입

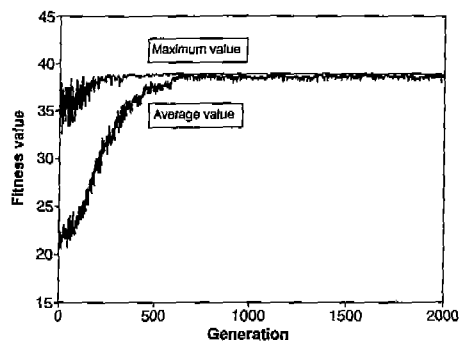


Fig. 1 Maximum and average values of each generation

하였을 때 각 세대의 최대 적응도값과 각 세대의 개체들의 적응도 값의 평균에 대한 결과이다.

매 세대가 증가할수록 재생, 교배, 돌연변이 등의 기능에 의해서 각 개체의 적응도가 높아짐(진화)으로서 개체의 평균값이 최대값쪽으로 증가함을 알 수가 있고, 결국 세대가 무한히 흘러가면 각 개체는 최대의 적응도값을 낼 수 있도록 진화해감을 알 수가 있다. Fig. 2는 이때의 변수값의 최적해 변화를 나타낸다. 본 결과에서 알 수 있듯이 세대교체를 이루는 동안 초기에는 최대값이 끊임없이 탐색이 되어 지면서 진동이 발생하지만 어느 정도의 세대가 지나감에 따라 최대값과 평균값들이 안정되면서 최적값을 찾아가는 것을 볼 수가 있다.

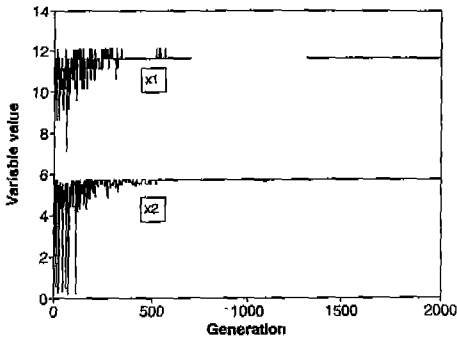


Fig. 2 Variation of variables according to the evolution.

#### 4. 유전 알고리즘에 영향을 미치는 변수

##### 4.1 개체수(N)

개체수는 유전 알고리즘의 성능과 효율에 큰 영향을 미친다. 작은 수의 개체는 해가 구성하는 Hyperplane을 불충분하게 제공하기 때문에 성능이 만족스럽지 못하며, 너무 많은 개체수는 local minima에 빠지는 것을 방지하는 하지만, 세대당 계산량이 많아져서 수렴율이 매우 낮아진다.

##### 4.2 교배율(C)

교배율은 교배가 일어나는 빈도수를 결정한다. 큰 교배율은 개체집단에 새로운 염색체를 많이 도입하지만, 선택 과정에서 개선이 일어나기 전에 높은 성능을 갖는 염색체를 버리게 만든다. 교배율이 너무 낮으면 낮은 탐색율로 인해 탐색이 정체되어버린다.

##### 4.3 돌연변이율(M)

돌연변이는 개체의 다양성을 증가시키는 2차적 탐색 조작자이다. 낮은 율은 국부적 최적해를 제공하게 되고, 높은 돌연변이율은 랜덤탐색을 하도록 한다.

##### 4.4 선택정책(S)

순수선택과정은 적응도의 비율에 따라서 재생되어지는 개체수가 결정되어지고, 우수선택은 그 세대에서 가장 좋은 성능을 내는 염색체가 다음 세대에 항상 살아남도록 하는 것으로 샘플링 오차, 교배, 돌연변이의 과정에서 우수형질이 없어지는 것을 방지한다.

### 5. 절삭공정의 최적화

유전자 알고리즘을 이용한 절삭공정의 최적화에서 최적화 시키려는 변수는 이송속도, 절삭속도, 절삭깊이 등 3개이고, 최대화시킬 성능지수  $H$ 는 절삭량으로서 선삭에서는 식 (3)과 같이 3개의 변수의 곱으로 나타내어진다.

$$H = f \cdot d \cdot v \quad (3)$$

식 (3)에서 단순히 절삭량만을 최대로 하려면 3개의 변수 값의 최대값만을 취하면 된다. 그러나 원하는 제품의 품질을 얻기 위해서는 절삭공정에 여러 가지의 구속조건을 갖게 된다(8). 이러한 구속조건을 만족하기 위해서 Penalty 기법을 이용하여 구속 문제를 식 (4)와 같이 무구속 문제로 변환하여 문제를 풀 수 있다(10).

여기서  $\langle \cdot \rangle$ 는  $g \geq 0$  때  $\langle g \rangle = g$ ,  $g < 0$  때 0을 나타낸다. 또한  $R$ 값들은 구속조건들을 만족하지 못하였을 경우 부과되는 벌칙값의 상대적인 양을 결정짓는 계수이다. 즉 구속조건을 만족하지 못하였을 경우 일정한 벌칙값을 유전

$$H = f \cdot d \cdot v$$

$$\begin{aligned} & -R_1(\langle h_{\max} - h_{\text{given}} \rangle^2 + \langle \delta - \delta_{\text{given}} \rangle^2) \\ & -R_2(\langle \sigma_c - \sigma_{\text{given}} \rangle^2 + \langle d_c - d_{\text{given}} \rangle^2) \\ & -R_3(\langle f \cdot v^n - C_3 \rangle^2) \\ & -R_4(\langle L_2 - L_1 \rangle^2 + \langle T_c - T_{\text{softening}} \rangle^2) \\ & -R_5(\langle \sigma_1 - \sigma_{\max} \rangle^2 + \langle T_{pz} - T_{\max} \rangle^2) \end{aligned} \quad (4)$$

알고리즘의 적응도 값에서 감소시킴으로서 전체적인 적응도를 낮추는 역할을 한다. 위 식 (4)의 첫 번째 항은 기

본적인 목적함수이고 나머지 다섯개의 항은 각각 다음과 같은 출력의 구속조건을 나타낸다<sup>(8)</sup>.

1. 원하는 표면조도 조건과 기하학적인 치수 정밀도를 유지시키려는 조건

$$h_{\max} = 124.3 \cdot f^2 / r_{\beta} \quad (5)$$

$$\delta = 100.66 \cdot f^{0.9709} \cdot d^{0.4905} \cdot v^{-0.2848} \quad (6)$$

2. 압축응력값과 압축응력층의 깊이를 유지하기 위한 조건

$$\sigma_c = -2284.32 \cdot f^{7525} \cdot d^{-0.0179} \cdot v^{-0.3962} \cdot \gamma^{-0.3828} \quad (7)$$

$$d_c = 0.1739 \cdot f^{0.67205} \cdot d^{-0.05849} \cdot v^{0.0909} \cdot \gamma^{0.31652} \quad (8)$$

3. 구성날끝을 생성하지 않으면서 연속형 칩을 생성하는 조건

$$f \cdot v^n \geq C_3 \quad (9)$$

4. 경사면 및 여유면 마모 크기에 관한 조건

$$L_1 = 0.0792 \cdot 10^{-6} \cdot v(25 + 13 \cdot v \cdot L^{0.25})^{0.055} \quad (10)$$

$$L_2 = 0.137 \cdot 10^6 \cdot v \cdot \exp(-20000 / (298 + 13 \cdot v \cdot L^{0.25})) L^{-0.5} \quad (11)$$

5. 공구파단과 소성변형에 관한 조건

$$\sigma_t = 0.3875 \cdot f^{1.3466} \cdot v^{1.3610} \quad (12)$$

$$\sigma_{\max} = 2 \cdot \tau_p (1.3 - \gamma) \quad (13)$$

$$T_{pz} = 453.53 \cdot v^{-0.036} \cdot f^{-0.0376} \cdot d^{0.0025} \quad (14)$$

이와 같은 출력 구속조건들과 아래의 입력구속조건을 유전자 알고리즘에 적용시켜 최적의 절삭조건을 찾아본다. 본 모의해석 연구에서 사용되어진 공작기계는 선반이며 탄소공구강으로 연강을 절삭하는 공정이다. 입력 구속조건은 일반적으로 공작기계의 부하용량에 의해 결정되며, 여기에서는 다음과 같이 가정한다.

$$0 \leq \text{이송속도} \leq 0.7 \text{ (mm/rev)}$$

$$0 \leq \text{절삭깊이} \leq 3.0 \text{ (mm)}$$

$$0 \leq \text{절삭속도} \leq 300 \text{ (m/min)}$$

그리고 출력의 구속조건에 사용되어지는 상수값은 다음의 값을 취한다.

$$\text{소성 변형 온도에 관한 상한값} : T_{\max} = 830^\circ\text{C}$$

$$\text{공구의 연화온도} : T_{\text{softening}} = 1100^\circ\text{C}$$

$$\text{공구날 반경} : r_{\beta} = 0.3\text{mm}$$

절삭공정의 최적화에서는 황삭의 경우와 정삭의 경우와 각각 구속조건이 틀리기 때문에, 황삭의 경우와 정삭의 경우로 나누어 최적화를 수행하였다.

경우 1. 황삭

황삭인 경우는 표면조도, 잔류응력과 가공변질층 깊이 등이 그렇게 중요하지 않으므로 상한선을 낮게 선정하여 절삭률을 많이 내게 하는 방향으로 출력 구속조건을 아래와 같이 설정하였다.

$$h_{\text{given}} = 25 \mu\text{m}$$

$$\sigma_{\text{given}} = -400\text{MPa}$$

$$d_{\text{given}} = 0.1\text{mm}$$

$$\delta_{\text{given}} = 20 \mu\text{m}$$

경우 2. 정삭

정삭인 경우의 구속조건은 황삭인 경우보다 그 상한값을 높게 하여 표면조도 및 기하학적인 정밀도를 유지시켰으며, 이 때의 출력 구속조건은 다음과 같다.

$$h_{\text{given}} = 2.25 \mu\text{m}$$

$$\sigma_{\text{given}} = -90\text{MPa}$$

$$d_{\text{given}} = 0.04\text{mm}$$

$$\delta_{\text{given}} = 5 \mu\text{m}$$

이와 같은 실험식들을 이용하여 유전 알고리즘을 진화시켜 최적의 절삭조건을 구하여 보았다.

## 6. 모의해석 결과

본 연구에서는 이송속도, 절삭깊이, 절삭속도의 3가지 유전인자를 이진수로 표시하여 직렬로 합쳐서 개체를 형성하고 개체의 각 비트를 랜덤하게 생성하여 초기 개체수를 100개로 만들었으며, 이들 개체를 2000세대까지 진화시켰다. 또한 유전알고리즘에서의 교배율은 0.25, 돌연변이율은 0.01로 하였다. 해석의 수행에서 개체수, 교

배율, 돌연변이율 등은 각각 해의 수렴속도에 많은 영향을 미치는데, 본 연구에서는 일반적으로 특성이 좋다고 알려진 계수를 이용하고 다시 시행착오를 통하여 최종적으로 계수를 결정하였다. 한편 구속조건을 위배하였을 때 가해지는 벌칙값에 있어서 계수  $R$ 들은 벌칙값의 상대적량을 결정하게 된다. 따라서 이들의 적절한 값에 따라서 해의 정밀도, 즉 경계값의 초과정도를 결정짓게 되는데 본 연구에서는 여러번의 시행착오 후에  $R_1, R_2, R_3, R_4$ 는  $10^6$ , 그리고  $R_5$ 는  $10^{12}$ 로 결정하였다.

Fig. 3의 (a)와 (b)는 각각 황삭과 정삭에 대하여 각각의 세대가 진화되어갈 때의 최대절삭량과 평균절삭량의 변화과정을 나타낸다. 여기서 최대절삭량은 각 세대에 있어서 개체가 생성하는 적응도값중에서 최대값이고, 평균절삭량은 각 개체의 적응도값을 산술평균한 값이다.

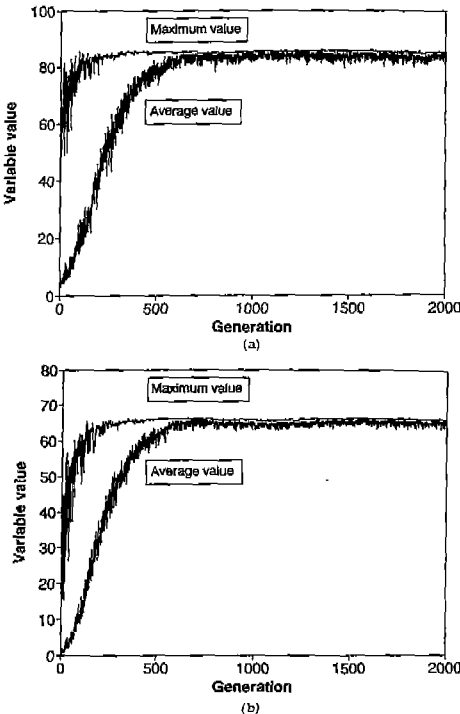


Fig. 3 Maximum and average values of each generation: (a)rough cutting, (b)finish cutting

2000세대까지 진화되면서 각각의 개체는 형질이 개선되어 초기상태에는 평균값이 매우 작다가 점점 모든 개체가 최적의 값으로 진화되면서(적응도가 증가하면서) 최대값으로 접근하게 됨을 알 수가 있다. 또한 두가지 경우 모

두 약 500세대 정도 진화하게 되면 거의 수렴하고 있다. 한편 정삭인 경우는 가공품의 품질에 대한 각종 출력 구속조건에의 영향으로 인하여 최대절삭량 값이 황삭의 경우인 약  $85.1mm^3/min$ 에 비하여  $65.9mm^3/min$ 으로 줄어들고 있음을 알 수가 있다.

Fig. 4(a) 및 Fig. 4(b)는 황삭 및 정삭의 경우에 있어서 이송속도의 변화를 나타낸다.

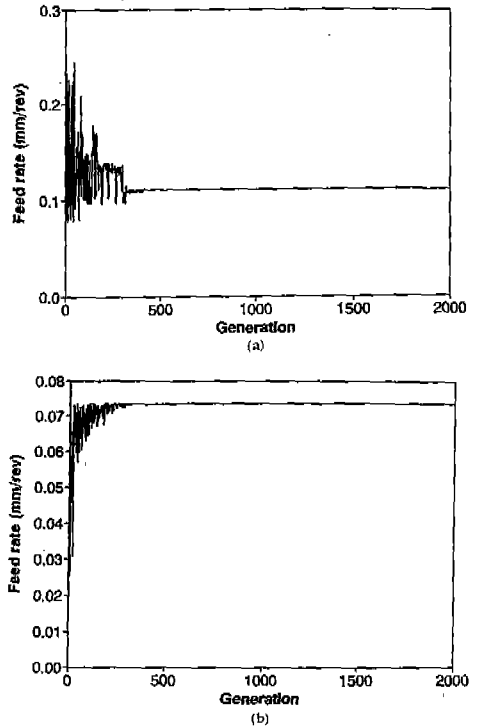


Fig. 4 Variation of feed rate: (a)rough cutting, (b)finish cutting

Fig. 4(a)와 같이 황삭에서는 최적값을 찾기 위해 진동을 많이 하고 있으며, Fig. 4(b)인 정삭의 경우 이송속도가  $0.074mm/rev$ 로 황삭인 경우의  $0.11mm/rev$ 에 비교하여 많이 떨어지고 있다. 이는 통상 정삭가공을 하기 위해서는 이송속도를 낮추어야 하는 일반적인 상식과 잘 일치하는 결과가 나타나고 있다.

황삭 및 정삭에 대한 최적의 절삭깊이 진화값이 Fig. 5(a) 및 Fig. 5(b)이다. 두 경우 모두 절삭깊이는 약  $3mm$ 로서 입력조건에 대한 최대의 값을 가진다.

이는 절삭깊이의 증가로 인하여 아직 인장 및 압축응력 조건이나 기하학적 치수 정밀도의 제한조건 등을 위배하

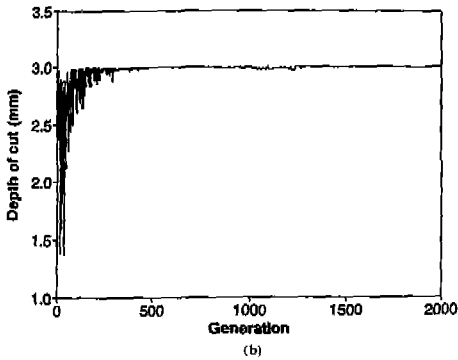
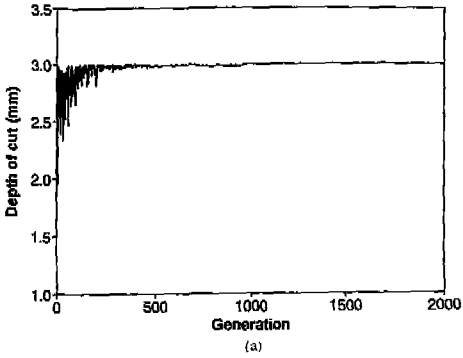


Fig. 5 Variation of depth of cut: (a) rough cutting, (b) finish cutting

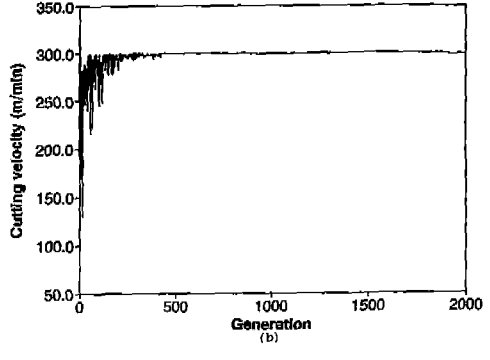
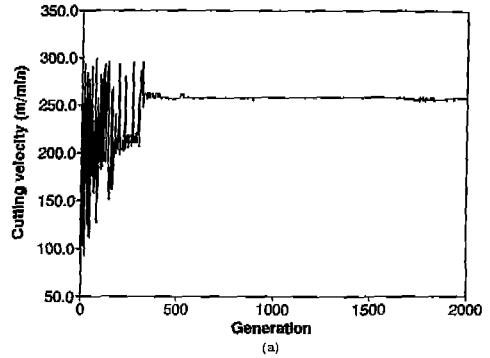


Fig. 6 Variation of cutting speed: (a) rough cutting, (b) finish cutting.

지 않았기 때문이다. 또한 이송속도의 측면에서는 최대의 절삭깊이를 절삭조건으로 가지면서 이송속도를 올림에 의해 황삭의 경우 소재 절삭률을 올리고 있음을 이해할 수가 있다.

한편 Fig. 6(a) 및 (b)는 황삭 및 정삭의 경우에 대한 절삭속도의 최적값 수렴과정이다. 정삭의 경우 절삭속도를 황삭의 경우보다 약 40m/min을 증가시켜서 거의 최대값으로 절삭하고 있다. 이 역시 정삭절삭에서는 절삭속도를 황삭보다는 올려야 하는 통상의 지식과 잘 일치하는 결과로 볼 수가 있다.

Table 2는 상기의 과정을 통하여 2000세대 진화후 구하여진 최적절삭조건이다.

표에서 보는바와 같이 최적의 절삭조건은 일반적인 상식과 잘 일치함을 보여준다. 또한 주어진 문제에서 입력 및 출력에 부가하였던 각종 구속조건을 위배하지 않고 있음을 주어진 식(4)에서 식(13)에 대입하여 봄으로써 알 수가 있는데, 그 결과가 Table 3이다.

이상의 결과로부터 유전알고리즘은 절삭과정과 같이 비선형성이 있고 또한 각종 구속조건이 많이 있더라도 적절

Table. 2 Results of optimization

	황 삭	정 삭
MRR( mm <sup>3</sup> /min )	85.111	65.952
Feed( mm/rev)	0.111	0.074
Depth of cut( mm)	2.995	2.999
Cutting velocity( m/min)	257.222	298.401

Table. 3 Process outputs

Rough cut		Finish cut	
Output	Bound value	Output	Bound value
$\delta=4.181$	$\delta_{\min}=20.0$	$\delta=2.706$	$\delta_{\min}=5.0$
$d_c=0.042$	$d_{c\min}=0.1$	$d_c=0.032$	$d_{c\min}=0.04$
$\sigma_c=75.079$	$\sigma_{c\min}=400.0$	$\sigma_c=52.180$	$\sigma_{c\min}=30.0$
$h_{\max}=5.059$	$h_{\min}=25.0$	$h_{\max}=2.249$	$h_{\min}=2.25$
$C_3=0.818$	$f \cdot v^*=25.0$	$C_3=0.818$	$f \cdot v^*=18.630$
$L_2=7.0 \times 10E-9$	$L_1=2.77 \times 10E-5$	$L_2=1.06 \times 10E-7$	$L_1=3.24 \times 10E-5$
$T_c=1097.858$	$T_{\max}=1100.0$	$T_c=1018.006$	$T_{\max}=1100.0$
$\sigma_1=38.062$	$\sigma_{\max}=550.0$	$\sigma_1=26.993$	$\sigma_{\max}=550.0$
$T_{\mu}=404.333$	$T_{\max}=830.0$	$T_{\mu}=408.415$	$T_{\max}=830.0$



한 벌칙계수값, 개체수의 선택, 교배율, 돌연변이율의 선정에 의해서 효율적으로 전역 최적값을 잘 찾아내고 있음을 알 수가 있다. 따라서 이러한 시스템은 실시간 On-line제어를 위한 알고리즘으로서 사용이 가능하다.

### 7. 결 론

본 연구는 유전알고리즘을 이용하여 선삭공정에서 생산성을 최대화할 수 있는 최적절삭조건을 찾는 이론적 연구이다. 즉, 소재 절삭률을 최대화시키면서 주어진 각종 구속조건을 만족하도록 하는 절삭조건을 찾았다. 해석에서 사용한 절삭공정의 모델은 참고문헌의 식을 이용하였으며, 구속조건의 처리를 위해서는 penalty함수 기법을 사용하였다. 이상과 같은 문제를 모의해석함에 의해서 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 본 연구에서는 적합도 함수에 벌칙값의 원리를 도입함으로써 구속문제를 무구속 문제로 전환하여 유전 알고리즘을 적용할 수가 있었다.

(2) 절삭과정과 같이 비선형성이 있고, 많은 구속조건을 갖더라도 유전알고리즘은 구속조건을 위배함이 없이 전역 최적값을 안정하게 찾아낼 수가 있었다.

(3) 구하여진 각종 최적절삭조건은 황삭과 정삭의 경우에 대하여 일반적인 상식과 일치하는 결과를 도출하였으며, 이는 실시간 On-line 최적 제어의 가능성을 제시하였다.

### 참 고 문 헌

1. B. P. Buckles, F. E. Petry, *Genetic Algorithms*, IEEE Computer Society Press, 1992.
2. Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1994.
3. D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
4. Y. Koren, *Computer control of manufacturing systems*, McGraw-Hill Book Company, 1983, pp. 249-251.
5. T. C. Chang, R. A. Wysk, R. P. Davis, B. Choi, "Milling parameter optimization through a discrete variable transformation," *Int. J. Pro. Res.*, Vol. 20, No. 4, pp. 507-516, 1982.
6. D. S. Emer, "Optimization of the constrained machining economics problem by geometric programming," *ASME J. of Engng. for Ind.*, Vol. 1, pp. 1067-1072, 1971.
7. K. Challa, P. B. Berra, "Automated planning and optimization of machining process: A system approach," *Comput. & Indus. Engng.*, Vol. 1, pp. 35-46, 1976.
8. D. Y. Jang, A. Seireg, "Machining parameter optimization for specified surface roughness," *ASME J. of Engng. for Ind.*, Vol. 114, pp. 254-257, 1992.
9. S. S. Rao, *Optimization theory and optimizations*, 2nd edition, Wiley Eastern Limited, 1984.
10. 고태조, 조동우, "면삭밀링공정에서의 절삭조건의 적응 최적화," *대한기계학회논문집*, Vol. 19, No. 3, pp. 713-723, 1995.
11. S. T. Chiang, D. I. Liu, A. C. Lee, W. H. Chieng, "Adaptive control optimization in end milling using neural networks," *Int. J. Mach. Tools Manufact.*, Vol. 34, No. 5., pp. 637-660, 1995.