

선삭변수 최적화를 위한 진화 알고리즘 응용

이성열* · 광규섭**

Turning Parameter Optimization Based on Evolutionary Computation

Sung-Youl Lee* · Kyu-Sup Kwak**

■ Abstract ■

This paper presents a machining parameter selection approach using an evolutionary computation (EC). In order to perform a successful material cutting process, the engineer is to select suitable machining parameters. Until now, it has been mostly done by the handbook look-up or solving optimization equations which is inconvenient when not in handy. The main thrust of the paper is to provide a handy machining parameter selection approach. The EC is applied to rapidly find optimal machining parameters for the user's specific machining conditions. The EC is basically a combination of genetic algorithm and microcanonical stochastic simulated annealing method. The approach is described in detail with an application example. The paper concludes with a discussion on the potential of the proposed approach.

Keyword : 절삭변수, 유전 알고리즘, 최적화, 진화 알고리즘

기호 설명

C_3 : 연속형 칩생성을 위한 상수
 d : 절삭깊이

d_c : 압축 잔류응력층의 최대깊이
 d_{given} : d_c 의 상한값
 f : 이송속도
 F : 성능지수

논문접수일 : 2001년 5월 31일 논문게재확정일 : 2001년 8월 9일

* 관동대학교 정보기술공학부 인터넷산업정보공학전공 교수

** 관동대학교 대학원 산업공학 전공

h_{\max}	: 최대높이 표면조도
h_{given}	: h_{\max} 의 상한값
L	: 공구수명완료시의 최대 공구마모폭
L_1	: 용착에 의한 프랭크 마모율
L_2	: 확산에 의한 프랭크 마모율
n	: 상수 (0.3)
$R_1 \sim R_5$: 별점계수
T_c	: 크레이터 마모 온도
T_{pz}	: 공구의 소성 변형온도
T_{\max}	: T_{pz} 의 상한값
$T_{\text{softening}}$: 공구재료의 연화온도
v	: 절삭속도
γ	: 공구경사각 (라디안)
γ_β	: 공구날 반경
δ	: 치수정밀도
δ_{given}	: δ 의 상한값
σ_t	: 공구의 인장응력
σ_c	: 공구의 압축 잔류응력
σ_{given}	: σ_c 의 상한값
σ_{\max}	: σ_t 의 상한값
τ_p	: 공작물 소재의 전단강도

1. 서 론

본 연구는 장소 및 거리에 관계없이 인터넷 접속이 가능한 어디에서나 사용자가 자신의 절삭환경에 적합한 최적 절삭변수의 선정을 용이하게 할 수 있는 ‘웹기반 최적 절삭변수 선정시스템의 개발’을 위한 기초연구로서 인터넷 구현의 필수요건인 응답속도의 향상에 초점을 두고 진행되었다. 절삭공정을 성공적으로 달성하기 위해서, 적절한 절삭변수의 선정은 필연적이다. 지금까지, 대부분의 경우는 NC 프로그래머나 조작자가 공구제작사의 설명서나 관련 핸드북 또는 과거의 경험을 토대로 절삭변수를 결정하여 오차부분은 작업시 조작기의 오버라이드를 활용, 가공상태를 보면서 조정하여 사용하고 있는 실정이다. 따라서, 이러한 절삭변수 선정 방법은 부정확하며, 개략적인 값을 제시하고

있어서, 절삭환경에 따른 최적의 절삭변수의 선정은 기대하기 어렵다. 부적당한 절삭변수의 선정은 절삭비용, 절삭시간, 또는 수익률의 감소로 이어지기 때문에, 이에 대한 체계적 연구가 시급한 시기이다.

특히 근래에 들어서는 생산현장에 CNC 공작기계의 도입으로 NC 프로그래머가 파트 프로그램을 작성할 때 적절한 절삭조건을 결정해 주어야 하는데, 절삭공구와 공작물 재질의 조합에는 종류가 수없이 많기 때문에 최적의 절삭조건을 찾아내는 것은 어렵고, 시간소요 또한 막대하다. 따라서, NC 프로그래머는 보통 최악의 경우를 예상하여 여유있는 공구 이송속도나 주축회전수를 정하지 않을 수 없으며, 이것은 생산성 저하의 원인이 된다. 특히, 임의의 절삭조건에 따라서 특정한 값이 주어져야 할 경우에는 그 값에 따른 절삭계수들의 선택시 기존의 방법으로는 최적의 해를 구할 수 없다.

그러므로, 본 연구에서는 진화 알고리즘(evolutionary computation)을 이용하여 간편하고, 일관성 있게 선삭공정의 최적 절삭변수(절삭속도, 이송속도, 절삭깊이)를 선정하는 알고리즘을 제안한다. 진화 알고리즘은 기본적으로 유전 알고리즘에 스토캐스틱 시뮬레이티드 아닐링 기법인 MCA(MicroCanonical Annealing)를 보완함으로써 해의 탐색속도 및 질을 획기적으로 개선시킨 방법이다. 제안된 방법의 유효성 검증을 위해 수치예에 대한 실험이 이루어 졌으며, 실험결과는 제안된 기법의 타당성을 입증하고 있다.

본 연구에서는 선삭공정에서 가공될 피삭재의 특성이나 공구 또는 공작기계에 대한 각종 제약조건 하에서 소재 제거율(MRR: Material Removal Rate)을 극대화 시킬 수 있는 절삭조건을 진화 알고리즘을 이용하여 탐색하였다. 즉, 진화 알고리즘을 적용하는데 있어서 상기와 같은 제약조건들을 별점기법을 이용하여 목적함수식에 포함시킴으로써 무제약식으로 변환하였다. 해석을 위해 사용된 절삭공정의 모델들은 참고문헌 [8]의

실험식들을 인용하여 이용하였다. 해석결과 진화 알고리즘은 절삭공정과 같은 비선형적인 시스템에 대하여 전역 최적값을 잘 제공하고 있었으며, 거의 실시간에 가까운 해 탐색속도는 장차 본 시스템을 인터넷 상에 구축하는데 무리가 없을 것으로 사료된다.

2. MCA-GA 진화 알고리즘

홀랜드(1975)에 의해서 처음 개발된 유전 알고리즘이 최근에 다양한 최적화 문제 해결에 널리 연구되고 사용되고 있다. 유전 알고리즘에 의한 해의 탐색방법은 사용자의 절삭환경에 맞는 다양한 입력조건들(표면조도, 공구, 공작물 관련 등의 제약 또는 기준값 등)을 유전 알고리즘의 입력변수로 하여 절삭공정에서 요구되는 여러 가지 제약조건들을 포함하는 목적함수를 최적으로 만족시키는 적절한 절삭속도, 이송속도, 절삭깊이의 선정이 최종 출력이 될 것이다.

유전 알고리즘의 단점인 한 세대의 해집단에서 다음 세대로 유전될 해들의 선정시에 요구되는 막대한 시간소요를 최소화하기 위해서 최근에 그 효과가 입증된 MCA기법을 접목시켰다. 즉 MCA 기법의 접목은 유전 해집단의 선정시간의 획기적 절감은 물론 선정해의 질도 또한 향상시킨다고 보고되고 있다[7, 12].

MCA는 전체 에너지가 항상 보존되는 물리적 시스템을 모델링한 것이다. 즉, 유전 알고리즘의 부모세대에서 자식세대로 유전될 해집단이 선정될 때 기본적으로 다음의 조건에 따라 확률적으로 선정된다.

목적함수가 최소화 문제인 경우, $C(i)$ 는 다음 해에 대한 목적함수값이고, $P(i)$ 는 현재 해에 대한 목적함수값이라 할 때, 만약 $C(i) < P(i)$ 이면, $C(i)$ 가 새로운 해로 선택된다. 만약 $C(i) \geq P(i)$ 이면, $E_k \geq (C(i) - P(i))$ 일때만 $C(i)$ 가 새로운 해로 선택된다. 만약 $C(i) \geq P(i)$ 이고, $E_k < (C(i) - P(i))$ 이면, 현재의 해 $P(i)$ 가 유지된다. 그리고, $C(i)$ 가 새로운

해로 선택될 때마다 에너지 함수는 총 에너지를 보존하기 위하여 $E^{n+1}_k = E^n_k + (P(i) - C(i))$ 로 변경된다. 여기서, E_k 는 에너지 함수를 의미하며, 시뮬레이션 아닐링에서 온도변수 T 와 비슷한 방법으로 아닐링 되어진다. 이 에너지는 MCA가 국부 최적해로부터 벗어나 전역 최적해를 탐색할 수 있도록 도와주는 역할을 담당한다. 본 연구에 응용된 진화 알고리즘의 절차는 다음과 같다.

[1 단계] 초기해 (G)를 임의로 생성하고, 에너지 E_k 를 적절한 큰값으로 설정하라.

[2 단계] 룰렛 휠 선정방법을 이용하여 현재의 해로부터 다음세대에 생존할 개체를 선별하라.

for $i = 1$ to Popsiz

{ (1) 교배 및 돌연변이 연산자를 이용 하여, 현재의 모집단에서 임의의 부모쌍으로부터 자식쌍들을 발생시켜라.

(2) 이때, 만약 $C(i) < P(i)$ 이면, $C(i)$ 를 다음세대 G_{new} 에 삽입하고, $E_k = E_k + P(i) - C(i)$ 로 변환한다. 만약 $C(i) \geq P(i)$ 이면, $(C(i) - P(i)) \leq E_k$ 이면, $C(i)$ 를 다음세대 G_{new} 에 삽입하고, $E_k = E_k + P(i) - C(i)$ 로 변환한다. 그밖의 경우에는 현재해 $P(i)$ 가 다음세대 G_{new} 에 그대로 유지된다.}

[3 단계] $G = G_{new}$ 로 놓고, 아닐링 함수 $E_k = A(E_k)$ 를 이용하여 에너지를 감소시킨다.

[4 단계] 종료조건에 도달하면 정지하고, 그렇지 않으면 [2 단계]로 간다.

위의 알고리즘의 [2 단계]의 (2)에서 보여지는 것처럼, MCA는 새로운 세대의 목적함수값이 이전 세대의 목적함수값보다 미세한 차이로 퇴보할 경우에도 그 해를 다음세대에 유지함으로써 국부 최적해에서 전역 최적해로의 탐색기회를 확률적으로 가능하게 해주고 있다.

3. 선삭공정의 최적화

선삭공정의 절삭성은 보통 절삭속도, 공구 이송 속도, 절삭깊이의 다양한 조합에 의해서 결정되며, 이 때 고려해야 할 사항들은 표면조도, 칩의 형태, 공구 및 공작물의 회전속도 제한과 이송속도 제한, 공구수명, 소재 제거율, 생산비용, 생산시간, 이익률 등 다양한 인자들과 관련되어 있다.

그러므로, 이러한 인자들로 구성된 적절한 목적 함수의 설정이 우선되어야 하며 그 에 따른 제약 조건들도 선정되어야 할 것이다. 이 때 진화알고리즘을 이용할 경우는 제약조건들이 별점함수 형태로 목적함수에 포함되어 평가함수로 사용되는 것이 보편적인 접근방법이며, 실험 데이터 등에 의해 제약조건들 사이의 적절한 가중치가 서로 다르게 부여되어 사용되고 있다.

진화 알고리즘을 이용하여 최적화하고자 하는 절삭공정은 이송속도, 절삭속도, 절삭깊이 등 3개의 절삭변수로 구성되며, 최대화시킬 성능지수 F 는 절삭량으로서 선삭에서는 다음 식 (1)과 같이 3개의 변수의 곱으로 나타낼 수 있다.

$$F = f \cdot d \cdot v \quad (1)$$

식 (1)에서 단순하게 절삭량만을 최대 하려면 3개의 변수값의 최대값을 구하면 된다. 그러나, 원하는 제품의 품질을 얻기 위해서는 절삭공정에 여러가지의 제약조건을 갖게 된다. 이러한 제약조건을 만족하기 위해서는 별점기법(penalty method)을 이용하여 제약조건을 식 (2)와 같이 목적함수에 포함시켜서 무제약 문제로 변환하여 풀 수 있다[1, 11].

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

여기서, $\langle g \rangle$ 는 $g \geq 0$ 때 $\langle g \rangle = g$ 이며, $g < 0$ 때는 0을 나타내도록 정의되었다. $R_1 \sim R_5$ 값들은 제약조건들을 만족하지 못하였을 경우 부과되는 벌칙값들의 상대적인 양을 결정짓는 계수이다. 즉, 제약조건을 만족하지 못하였을 경우 일정한 벌칙값을 진화 알고리즘의 적응도 값에서 감소시킴으로서 전체적인 적응도를 낮추는 역할을 한다. 윗식 (2)에서는 최소화 문제이므로 벌칙값 R 의 증가는 목적함수 F 의 최소화에 역행하도록 구성되었다. 윗식 (2)의 첫 번째 항은 자재소거율을 나타내는 기본적인 목적함수이고 나머지 다섯개의 항은 각각 다음과 같은 출력의 제약조건을 나타낸다. 여기에 표현된 제약조건식은 참고문헌 [1, 8]에서 그대로 인용하였으며, 특히 그 식들을 도출해낸 실험에 관한 연구논문들은 참고문헌 [8]의 참고문헌 목록에 언급되어 있다.

- ① 원하는 표면조도 조건과 기하학적 치수정밀도를 유지시키려는 조건

$$h_{\max} = 124.3 f^2 / \gamma \beta \quad (3)$$

$$\delta = 100.66 f^{0.9709} \cdot d^{0.4906} \cdot v^{-0.2848} \quad (4)$$

- ② 표면 압축응력값과 압축응력층의 깊이를 유지하기 위한 조건

$$\sigma_c = -2284.32 f^{0.7525} \cdot d^{-0.0179} \cdot v^{-0.3362} \cdot \gamma^{-0.3828} \quad (5)$$

$$d_c = 0.1739 f^{0.67205} \cdot d^{-0.05849} \cdot v^{0.0909} \cdot \gamma^{0.31662} \quad (6)$$

- ③ 구성인선(build-up edge)을 생성하지 않으면서 연속형 칩을 생성하는 조건

$$f \cdot v^n \geq C_3 \quad (7)$$

- ④ 경사면 및 여유면 마모크기에 관한 조건

$$L_1 = 0.0792 \cdot 10^{-6} \cdot v(25 + 13 \cdot v \cdot L^{0.25})^{0.055} \quad (8)$$

$$L_2 = 0.137 \cdot 10^{-6} \cdot v \cdot \exp(-20000 / (298 + 13 \cdot v \cdot L^{0.25}))^{-0.5} \quad (9)$$

$$L_1 \leq L_2 \quad (10)$$

⑤ 공구파단과 소성변형에 관한 조건

$$\sigma_t = 0.3875 \cdot f^{1.3466} \cdot v^{1.361} \quad (11)$$

$$\sigma_{max} = 2 \cdot \tau_p(1.3 - \gamma) \quad (12)$$

$$T_{pz} = 453.53 f^{-0.0376} \cdot d^{0.0025} \cdot v^{-0.036} \quad (13)$$

$$T_c = 457.44 f^{0.2874} \cdot d^{-0.0217} \cdot v^{0.2761} \quad (14)$$

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

공구날 반경 $\gamma_\beta = 0.3 \text{ mm}$

선삭공정의 최적화에서는 황삭의 경우와 정삭의 경우가 제약조건이 틀리기 때문에, 두가지 경우 각각에 대해 최적화가 수행되었다.

4. 수치 예제

완성된 시스템이 실제 현장의 데이터에 대해서도 현실성 있는 최적 절삭변수들을 선정해주는지를 확인하기 위해 기존의 논문[1, 8]에 적용되었던 동일한 절삭조건 데이터에 대해 본 알고리즘을 실험하였다. 본 연구에서 사용되어진 공작기계는 선반이며 사용공구는 카바이드 공구이며 작업소재는 연강을 절삭하는 공정이다. 입력 제약조건은 일반적으로 공작기계의 부하용량에 의해 결정되며, 여기서는 다음과 같이 주어졌다.

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

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

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

그리고 출력의 제약조건에 사용되어 지는 상수 값은 다음의 값을 취한다.

$$\text{소성변형 온도에 관한 상한값 } T_{max} = 830^\circ\text{C},$$

<표 1> 출력 제약조건

황 삭	$h_{given} = 25 \mu\text{m}$ $\sigma_{given} = -400 \text{ MPa}$ $d_{given} = 0.1 \text{ mm}$ $\delta_{given} = 20 \mu\text{m}$
정 삭	$h_{given} = 2.25 \mu\text{m}$ $\sigma_{given} = -90 \text{ MPa}$ $d_{given} = 0.04 \text{ mm}$ $\delta_{given} = 5 \mu\text{m}$

<표 1>은 진화 알고리즘에 주어진 입력데이터 (출력 제약조건)를 보여 주고 있다. <표 2>는 정삭 및 황삭에 대해 각각 5회 걸쳐 얻어진 해이며, <그림 1>은 <표 2>의 정삭의 첫번째 해를 얻었을 때의 최적 적합도와 평균 적합도의 수렴상태를 보여 주는 도표이다. <표 2>는 교배확률 0.25와 돌연변이 확률 0.01에서 얻어진 결과를 보여 주고 있지만, 교배확률은 0.1 간격으로 0.1 부터 1까지, 돌연변이 확률은 0.05 간격으로 0.01 부터 1까지

<표 2> 진화 알고리즘을 이용한 실험 결과

	최적해 발생 세대	MRR mm^3/min	적 합 도	이송속도 mm/rev	절삭깊이 mm	절삭속도 m/min	매개변수
	정 삭	77 82 66 67 75	62,150 59,887 61,839 63,038 61,813	-53.58 -53.20 -53.59 -53.55 -53.58	0.095 0.086 0.097 0.097 0.095	3 3 3 3 3	
황 삭	최적해 발생 세대	MRR	적 합 도	이송속도	절삭깊이	절삭속도	
	81 88 68 79 69	88,159 88,014 85,546 88,615 88,236	-80.90 -80.15 -80.81 -81.14 -81.13	0.172 0.130 0.217 0.217 0.224	3 3 3 3 3	170.2 225.4 130.9 135.6 130.9	

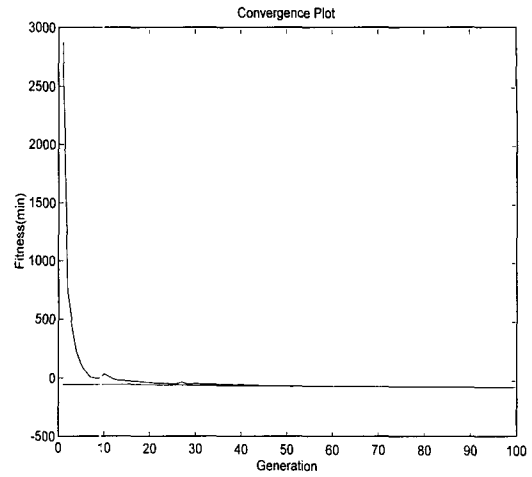
서로 다른 조합으로 여러 차례 실험해 본 결과 거의 민감성을 보이지 않고 절삭조건 값에 약간의 차이를 갖는 가능해들을 생성시켰다. 단지, 교배확률과 돌연변이 확률이 각각 0.7 이상인 경우에서만 가능해의 발생 빈도수가 현격히 감소함을 알 수 있었다. 이러한 결과는 앞의 2절에서 언급한 MCA-GA의 특성인 다음 세대 해 선정시간의 급감효과라고 생각된다.

<표 3>은 기존의 두 연구결과와 본 연구와의 비교표이다. <표 3>에서의 본 논문의 결과는 <표 2>에서 보여 주는 것처럼 가장 높은 출력빈도수를 나타내는 결과값을 최적해로 선정하였다. <표 3>의 결과들이 서로 다른 것은 $R_1 \sim R_5$ 값을 다르게 적용했을 가능성과 유전 알고리즘의 해 탐색과정에서의 랜덤성에 기인할 수 있다.

<표 3> 기존의 연구결과와의 비교

실험자	최대 세대수/모집단수	절삭 종류	MRR	이송 속도	절삭 깊이	절삭 속도
D.Y. Jang 과 A. Seireg	적용 안됨	황삭	40,610	0.47	1.60	54.0
		정삭	72,912	0.12	2.80	217.0
고태조, 김희술, 김도균	2000/100	황삭	85,111	0.11	2.99	257.2
		정삭	65,952	0.07	2.99	298.4
이성열, 박규섭	100/100	황삭	88,236	0.22	3.00	130.9
		정삭	63,038	0.09	3.00	216.0

특히, 고태조의와 본 논문의 결과상의 차이는 참고문헌 [8]에 표현된 제약조건식의 표기 오류 가능성도 배제할 수 없다. 하지만 어느 경우이나 이송속도는 정삭의 경우가 황삭의 경우보다 현격히 낮으며, 절삭속도는 정삭의 경우가 황삭의 경우보다 현저히 높게 선정되고 있는 일관성을 보여주고 있다. 이것은 정삭의 경우는 표면품질의 유지가 주목표이며, 황삭의 경우는 생산속도가 주목표인 일반적인 공정특성에 잘 부합하고 있음을 보여준다.



<그림 1> 정삭절삭을 위한 절삭변수 선정 ($f : 0.09$, $d : 3.00$, $v : 216.0$)

절삭깊이는 고태조의와 본 연구결과에서는 정삭 및 황삭의 경우 거의 차이를 보이지 않고 최대값을 선정하고 있는데, 이것은 절삭깊이의 증가가 다른 제약조건에 거의 영향을 미치지 않았다고 해석될 수 있다. 본 연구결과와 다른 두 연구와의 큰 차이점은 해 탐색속도의 획기적 향상이다. <표 3>의 둘째열과 <그림 1>에서 보여 주는 것처럼 같은 조건에서 본 연구에서 제안된 진화 알고리즘은 MCA-GA의 쾌속 수렴성 덕분에, 본 연구의 실험 조건에서 최대 세대수 100, 모집단수 100에서 안정되었으며, 약 50세대 이후 해에 수렴하는 쾌속성을 보여주고 있다. Jang과 Seireg의 연구는 포웰의 벌점함수를 포함하는 무제약 최적화 해법(Powell's unconstrained optimization with penalty function)을 이용하여 해를 구하였기 때문에 직접적인 속도 비교는 할 수 없었으며, 고태조의의 연구는 모집단수는 본 연구와 같더라도 최대 세대수를 2000을 요구하기 때문에 계산시간이 본 연구의 경우보다 20배 이상이 늘어나는 것은 명백하다. 이것은 또한 일반적인 응용에서 MCA-GA가 순수한 GA 응용에서 보다 보통 10~20배 이상 속도가 향상된다는 참고문헌 [7, 12]의 결과와도 일치함을 알 수 있다.

본 연구의 결과는 128MB RAM, 펜티엄 III PC 에서 약 10초내에 해를 얻은 결과이다. 이러한 신속성은 본 연구의 추후과제인 인터넷 응용으로의 확대 가능성을 밝게 해주는 결과로 여겨진다.

5. 결 론

본 연구는 웹기반 절삭변수 선정 자동화를 위한 기초연구로서 유전알고리즘과 MCA기법을 혼합한 하이브리드 진화 알고리즘을 이용하여 최적 절삭변수를 선정하는 시스템을 개발하였다. 수치예제에서 보여주는 것처럼 본 연구에서 개발된 알고리즘은 기존의 연구결과들과 거의 일관된 절삭변수 선정을 해주면서 해의 탐색속도면에서는 획기적 개선을 보여주고 있다.

그러나, 별점계수들 사이의 비선형적 관계때문에 별점계수 결정에 많은 시행착오적 실험이 요구되고 있어서 이에 대한 보다 체계적인 연구가 추후 뒤따라야 할 것이다. 또한 같은 방법에 의한 연구가 다른 공작기계, 공구강, 작업소재에 대해서도 보완되어져야할 것이다.

인터넷상에서의 시스템 구축은 언제 어디서나 인터넷 접속이 가능한 곳에서는 손쉽게 요구되는 사용자 환경에 적합한 최적의 절삭변수들을 선정할 수 있어서, 관련분야 종사자의 간편성과 생산성 향상에 기여가 기대된다. 그러므로 본 연구결과를 토대로 인터넷 응용으로의 확대가 현재 진행중에 있다.

참 고 문 헌

[1] 고태조, 김희술, 김도균, “적응모델링과 유전 알고리즘을 이용한 절삭공정의 최적화(I) : 모의해석”, 「한국정밀공학회지」, 제3권 제11호 (1996), pp.73-81.

[2] 이기택, “유전자 알고리즘을 이용한 칩형상의 제어와 절삭 최적화 연구”, 「석사학위논문」, 연세대학교, 1998.

[3] 이성열, 광규섭 “진화 알고리즘을 이용한 절삭변수 선정의 자동화”, 「한국경영과학회/대한산업공학회 춘계공동학술대회 발표논문집」, 2001.

[4] 이영해, 양병희, “퍼지집합과 신경회로망을 이용한 기계절삭계수의 선정”, 「대한산업공학회 추계학술대회 발표논문집」, 1995.

[5] 한동원, 고성립, 이진우, “피삭재와 공구재종의 상관관계에 근거한 적정절삭조건의 결정”, 「한국정밀공학회 논문집」, 제15권 제6호(1998), pp.79-89.

[6] 황인수, 한제민, “유전해법에서 시뮬레이티드 어닐링을이용한 개체선택의 효과에 관한 연구”, 「경영과학」, 제14권 제1호(1997), pp.77-85.

[7] Bhandarkar, S.M. and Zhang H., “Image Segmentation Using Evolutionary Computation,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol.3, No.1(1999), pp.1-21.

[8] Jang, D.Y. and Seireg, A., “Machining Parameter Optimization for Specified Surface Conditions,” *ASME Journal of Engineering for Industry*, Vol.114(1992), pp.254-257.

[9] Drozda, T.J., Ed., *Tool and Manufacturing Engineers Handbook*, Vol.1, 4th ed., 1983.

[10] Kawtummachi, R., “Simulated Annealing and Genetic Algorithms Methods for Plant Layout Problem,” *Proceedings of Special ICPR2000*, Bang Kok, 2000.

[11] Lee, B.Y., and Tarnq, Y.S., “Cutting-Parameter Selection for Maximizing Production Rate or Minimizing Production Cost in Multistage Turning Operations,” *Journal of Materials Processing Technology*, Vol.105 (2000), pp.61-66.

[12] Lee, Sung-Youl and T.C. Chen, “Using Evolutionary Computation Approach to Improve the Performance of the Fuzzy-ART

- for Grouping Parts," *Journal of Chinese Institute of Industrial Engineers*, Vol.18, No.5(2001), pp.55-62.
- [13] Nian, C.Y., Yang, W.H., and Tarn, Y.S., "Optimization of Turning Operations with Multiple Performance Characteristics," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol.95(1999), pp.90-96.