

시뮬레이션과 퍼지비선형계획 및 신경망 기법을 이용한 경제적인 절삭공정 모델*

Economic Machining Process Models Using Simulation, Fuzzy Non-linear Programming and Neural-Networks

이영해** · 양병희** · 전성진**

Young-Hae Lee** · Byung-Hee Yang** · Sung-Jin Chun**

Abstract

This paper presents four process models for machining processes : 1) an economical mathematical model of machining process, 2) a prediction model for surface roughness, 3) a decision model for fuzzy cutting conditions, and 4) a judgment model of machinability with automatic selection of cutting conditions. Each model was developed the economic machining, and these models were applied to theories widely studied in industrial engineering which are nonlinear programming, computer simulation, fuzzy theory, and neural networks. The results of this paper emphasize the human oriented domain of a nonlinear programming problem. From a viewpoint of the decision maker, fuzzy nonlinear programming modeling seems to be apparently more flexible, more acceptable, and more reliable for uncertain, ill-defined, and vague problem situations.

1. 서론

제조업의 꽃이라고 불리는 공작기계 산업은 '80년대부터 그 수요가 급격히 증가하고

있는데, 이는 각종 산업이 발달하면서 이들 산업의 가속화로 내수 규모가 확대된 탓이다. 그렇지만 국내 공작기계 산업은 아직까지 기술력이 뒤지고 생산 능력도 부족해 수요를

* 본 연구는 1995년도 교육부 학술연구조성비(기계공학 : ME 95-E-22)에 의하여 연구되었음.

** 한양대학교 산업공학과

자체적으로 충족시키지 못하고 있다. 최근들어 수출이 잘된다고 하지만 공작기계의 수입 의존도는 아직까지도 40%를 웃돌고 있는 형편이다.

경제적인 절삭공정 문제에 대한 최초의 연구는 Taylor에 의한 공구수명 방정식으로부터 비롯되었으며, Gilbert가 절삭가공 공정의 최적화에 대한 이론적 분석을 처음으로 제시하게 되었으며, Hitomi는 절삭속도와 이송량의 최적 조합 결정을 위해 비선형 계획의 필요성을 강조한 바 있다[11]. Okushima and Hitomi[17], Wu and Ermer [21], 그리고 최근 Armarego et al.[4]에 이르기까지 비선형계획으로 표현되는 절삭공정의 최적조건을 구하기 위하여 편미분(partial differentiation)을 사용한 모델을 개발하였다. 또한 Ermer[8]는 기하적 계획법(geometric programming)에 의한 최적화하는 기법을 최초 제시했으며, 최근까지 Davis et al.[7], Christos[6], Gupta[9] 등의 연구 결과를 발표하였다. 최근에 Montgomery and Altintas[15]는 공구 수명의 stochastic한 특성을 고려하였으며, Zhang and Kapoor[22], Moon and Sutherland[16], Lee et al.[13] 등은 공정 기하학(process geometry)에 대한 절삭조건 사이의 관계 및 절삭공정의 동역학(dynamics)을 고려한 표면특성 예측모델을 제시하여 관심을 끌고 있다.

절삭공정의 경제성을 다루는 기존의 기법들은 대부분 작업공정의 복잡성을 그저 단순화하거나 애매모호한 작업요소들을 무시하고 있으며, 절삭가공 변수들을 공학인이나 기술자에 의해 작성된 지침서(Handbook) 및 참고 자료를 통해 선택하거나 작업자에 의한 경험 요소에 의존하여 단순하게 결정하고 있는 실

정이다. 이 경우 임의 절삭조건에 따라서 특정한 값이 주어져야 할 경우에는 그 값에 따른 다른 절삭계수들의 선택시 최적의 해를 제공하지 못하게 된다. 또한 절삭계수를 결정하는 기존의 기법들은 대부분 절삭공정의 제반 영향요인이나 제약조건을 확정적으로 고정된 상황만을 다루어왔다. 그러다 보니 실제 작업현장에 상존하고 있는 불확실성이나 애매모호성을 간과했던 것이 사실이다. 따라서 절삭공정의 불확실성을 체계적으로 문제의 내부에 반영하여 수리모델에 포함시켜 불확실성을 동시에 추론할 필요가 있다[2].

본 연구에서는 선삭공정(Turning Process)에 대하여 표준 탄소강 공작물 및 고속도강 공구를 대상으로 공정의 불확실성까지 고려한 퍼지 절삭조건 결정 모델을 제시한다. 이때 경제적인 절삭공정 수리모델을 제시한 후 퍼지 비선형계획으로 확장한 다음, 가공품의 품질에 결정적으로 영향을 미치는 표면거칠기 값을 시뮬레이션 모델을 이용하여 구하여 이를 퍼지 모델에 통합시킨 후, 불확실한 상황이 고려된 현장 데이터를 토대로 제시한 실험 모델에 대한 퍼지 절삭조건을 결정한다. 이어서 유동적인 절삭계수를 유연하게 선택하기 위해, 결정된 퍼지 절삭조건을 신경망(Neural-Networks)의 학습(Learning) 데이터로 활용하여 절삭공정에 대한 임의 절삭계수를 자동으로 선정하고 절삭성을 예측할 수 있는 모델을 수행한다. 그 결과 방대한 양의 절삭계수를 저장할 필요가 없을 뿐만 아니라 개인의 경험에 따른 절삭계수의 선택으로 인하여 발생할 수 있는 단점을 극복하고 최적의 보다 현실적인 퍼지 절삭계수를 연속적으로 선정할 수 있도록 하므로써 적응제어 기

능을 갖는 수치제어장치의 개발에 기초 자료를 제시하기로 한다.

2. 퍼지 절삭조건 결정 모델

비선형계획 문제는 현실의 수많은 문제에서 나타나며 아주 복잡한 구조를 가지고 있다. 이를 해결하는 모델이 복잡하고 그 해법이 충분히 개발되지 않아 널리 사용되고 있지는 않지만, 그 실용성이 크므로 응용범위가 점점 확대되어 가고 있다. 절삭공정의 경우에도 경제적인 공정조건을 구하기 위해서는 그 특성에 따라 비선형계획 형태로 표현된다. 퍼지 절삭공정 모델에 사용되는 용어는 다음과 같다[2,4].

2.1 용어 정의

- v : 절삭속도(cutting speed), m/min
- f : 절삭공구의 이송량(feed), mm/rev
- F_c : 절삭저항력(cutting force), Kp
- d_c : 절삭깊이(depth of cut), mm
- l_w : 가공되는 공작물의 길이, mm
- t_h : 공작물 이동(handling)시간, min
- t_m : 공작물 절삭(machining)시간, min
- P_b : 배치당 공작물수, 개/batch
- C_t : 공구 연삭비용, ₩/tool
- C', α, β : 공구, 공작물, 절삭조건에 의한 상수 및 지수
- N_s : 주축 속도(spindle speed), rpm
- R_a : 표면 거칠기(surface roughness), μm
- P_m : 기계 구동력(machining power), Kw
- D_w : 공작물 직경, mm
- e : 공작물에 대한 공구 초과거리, mm
- t_i : 공작물 손실(idle)시간, min

- t_c : 공구 변환(tool change)시간, min
- I_b : 공작물 준비비용, ₩/batch
- O_m : 기계 및 작업자 운용비용, c/min
- T : 공구수명(tool life)

2.2 퍼지 비선형계획 모델

본 절에서는 절삭공정의 불확실성과 애매 모호성을 처리함으로써 보다 실질적인 절삭조건을 구하며, 부가적으로 절삭범위를 한정하는 여러 제약조건에 대하여 의사결정자가 허용하는 위반수준이 어느 정도인가를 판단하기 위해 퍼지이론을 적용하기로 한다.

2.1절의 용어를 사용하여 선삭공정에 대한 절삭시간 및 공구수명은 다음과 같이 표현된다[11, 19].

$$t_m = \frac{l_w + e}{1000f \frac{v}{\pi D_w}} = \frac{\pi D_w (l_w + e)}{1000fv}, \quad T = \frac{C'}{v^{\frac{1}{\alpha}} f^{\frac{1}{\beta}}} \quad (2.1)$$

이제 정의된 용어와 절삭시간 및 공구수명을 이용하여 단위당 생산 비용을 구하는 식은 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{I_b t_i}{P_b} + O_m I_b (t_h + t_i + \frac{\pi D_w (l_w + e)}{1000fv}) + (O_m I_b t_c + C_e) \frac{v^{\frac{1}{\alpha}} f^{\frac{1}{\beta}} \pi D_w (l_w + e)}{1000C'} \quad (2.2)$$

단위당 생산비용을 최소화해야 하므로 식 (2.2)는 경제적인 절삭공정 모델에 대한 목적함수가 된다. 이제 경제적인 절삭공정을 위하여 다음과 같은 파라메타와 공정 제약조건들이 고려되어야 한다.

(1) 주축속도(spindle speed)의 제약 :

$$N_{s-min} \leq N_s \leq N_{s-max}$$

(2) 가용한 이송량(cutting feed)의 제약 :

$$f_{min} \leq f \leq f_{max}$$

(3) 표면 거칠기(surface roughness)에 대한 제약 :

$$R_q \leq R_{q-max}$$

(4) 절삭깊이(depth of cut)의 제약 :

$$d_{c-min} \leq d_c \leq d_{c-max}$$

(5) 최대 절삭력(cutting force)의 제약 :

$$F_c \leq F_{c-max}$$

(6) 기계 동력(machining power)에 대한 제약

$$: P_m \leq P_{m-max}$$

$$f, v \geq 0$$

이러한 비선형계획 문제에서 목적함수와 제약식은 명확한 대수식(algebraic equation)으로 이루어지는데 비해 퍼지상황하에서는 그렇지가 못하다. 따라서 퍼지집합을 기초로 하여 목적함수가 최대인 일반 비선형 계획 모델의 목적함수와 제약식은 퍼지형 비선형 계획 모델로 표현되어야 한다.

기존의 비선형계획 문제에 비하여 퍼지목적함수와 퍼지제약식을 가지는 일반적인 퍼지형태는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} & \widetilde{MIN} \quad g_0(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \leq b_i, \quad i=1,2,\dots,m \\ & x \geq 0 \end{aligned} \quad (2.3)$$

여기서 기호 “ \widetilde{MIN} ”과 “ \leq ”는 정상적인 형태를 완화(relax)시킨 퍼지조건을 의미한다. 만약 “ \sim ”이 없는 비선형은 원래의 일반(crisp) 비선형계획 모델이다.

Hamacher[10]과 Chanas[5]의 정의를 사용하면, 의사결정자의 만족도는 멤버쉽 함수에 의하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\mu_i(x) = \begin{cases} 1 - \frac{t_i}{T_i} & ; \quad 0 < t_i \leq T_i \\ 1, & ; \quad t_i = 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

여기에서 t_i 는 부등식 제약식 i 의 변동에 대한 소속(membership)이며, T_i 는 전체 변동범위인 0에서 1까지 중에서의 최대 허용변동으로 정의된다.

의사결정자가 먼저 각 제약식내에서 교집합된 만족도 소속을 구한 다음, 모든 제약식의 만족도를 최대화하게 되는데 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{Max} \quad (\text{Min}_{0 \leq i \leq m} \mu_i(x)) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) - t_i \leq b_i, \quad i=0,1,2,\dots,m \\ & t_i \leq T_i \\ & x \geq 0, \quad t \geq 0 \end{aligned} \quad (2.5)$$

이때 $S = \text{Min}_{0 \leq i \leq m} \mu_i(x)$ 로 치환하여 정리하면 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} & \text{Max} \quad S \\ \text{s.t.} \quad & (1) \quad t_i S + t_i \leq T_i \\ & (2) \quad g_i(x) - t_i \leq b_i \\ & (3) \quad t_i \leq T_i \\ & S, x, t \geq 0, \quad i = 0,1,2,\dots,m \end{aligned} \quad (2.6)$$

이제 식(2.2)의 비선형계획 절삭공정 모델을 식(2.6)을 이용하여 퍼지형으로 확장시키면 다음과 같이 변형된다.

$$\begin{aligned} \widetilde{Min} \quad UC = & \frac{I_b t_i}{P_b} + O_m O_b (t_h + t_i + \frac{\pi D_w (l_w + e)}{1000 f v}) \\ & + \frac{v^{1-\alpha} f^{1-\beta}}{1000 C'} \pi D_w (l_w + e) \\ & + (O_m I_b t_c + C_r) \frac{1}{1000 C'} \leq b_0 \end{aligned} \quad (2.7)$$

식(2.7)의 퍼지 목적함수에 대하여, 경제적인 절삭공정을 위해 현장에서의 불확실한 여러가지 제약조건들을 퍼지화시키면 다음과 같다.

- (1) $-N_s \leq -N_{smin} = b_1$; 주축속도 하한
- (2) $N_s \leq N_{smax} = b_2$; 주축속도 상한
- (3) $f \leq f_{min} = b_3$; 이송속도 하한
- (4) $f \leq f_{max} = b_4$; 이송속도 상한
- (5) $R_q \leq R_{qmax} = b_5$; 표면거칠기 제약
- (6) $F_c \leq F_{cmax} = b_6$; 절삭력 제약
- (7) $P_m \leq P_{mmax} = b_7$; 기계 구동력 제약
- (8) $-d_c f' \leq -1 = b_8$; 절삭깊이와 이송거리와의 관계
- (9) $d_c f^{-1} \leq 20 = b_9$
 $f, v \geq 0$

식(2.7)의 퍼지 절삭공정 모델의 목적함수와 제약식들은 다음과 같이 해석할 수 있다.

- (1) 각 공작물의 전체 단위 비용인 UC는 최소한 작업관리자(job shop manager)에 의해 미리 결정된 기대수준(aspiration level)인 b_0 보다는 작아야 한다. 실제 b_0 는 기업이나 공장의 연간 및 분기 또는 월간 생산계획에 의해 미리 책정되고 있다. 이 기대수준의 범위는 t_0 에서 최대허용도 T_0 까지이다.
- (2) 퍼지 절삭공정 모델의 (1)에서 (9)까지의 제약식은 가능한 만족된다는 의미를 내포하고 있다. 주어진 각 제약식은 위반수준(violation level), $t_i (i = 1, \dots, 9)$ 를 가지고 있으며, 그 범위는 가용한 최대위반허용도 T_i 까지이다. 각각의 T_i 값은 작업 관리자에 의해 설정되며, 최적 가공작업

환경이라 판단됨에 따라 작아진다. 만약 위반수준이 증가되면, 관리자의 만족은 감소됨을 의미한다. 또한 작업 관리자는 작업공정 조건의 유동적인 변화폭을 최대한 만족시킬 수 있도록 T_i 를 설정한다.

2.3 표면윤곽선 발생 모델

공정 기하학적 측면에서 볼 때, 절삭 공작물의 표면 특성은 공구선단(tool tip)이 이송거리 간격 사이를 반복하여 절삭되는 과정을 통하여 발생한다. 이때 모든 절삭과정은 이상적인 조건이라 가정하여 절삭된 공작물의 표면거칠기를 예측하는 모델을 단순화할 필요가 있다. 왜냐하면 절삭가공에서의 표면 발생 과정이 매우 복잡하므로 이를 묘사하기가 매우 힘들기 때문이다. 예를 들어, 공작물과 연관된 공구의 변위(displacement)는 절삭공정 때문에 일어나는데, 이것은 이상적인 표면 발생 형태(pattern)를 왜해시켜 버린다. 그러므로 적절한 표면 특성을 예측하는 모델을 개발하기 위해서는, 모델이 절삭공정의 효과와 공작물 표면에서의 동적 특성이 통합되어 설정되어야 하므로 수리식보다도 시뮬레이션에 의해 표면윤곽선을 발생시키는 것이 필요하다[13].

따라서 공작물의 회전(rotation)마다 하나의 이송 홈(feed groove)을 발생시키는 공구 구조와 공작물에 대한 상대적인 공구변위에 의해 공작물의 축을 따라 형성되는 표면 윤곽선을 발생시키기 위해서는, Fig.1과 같이 공정의 효과와 공작물 표면에서의 동적 특성 및 공구 기하학을 포함시킨 표면윤곽선 발생모델[1, 13]을 제시한다.

2장에서 퍼지 절삭공정 모델은 인간 판단의 애매모호함을 포함하는 보다 더 융통성있는

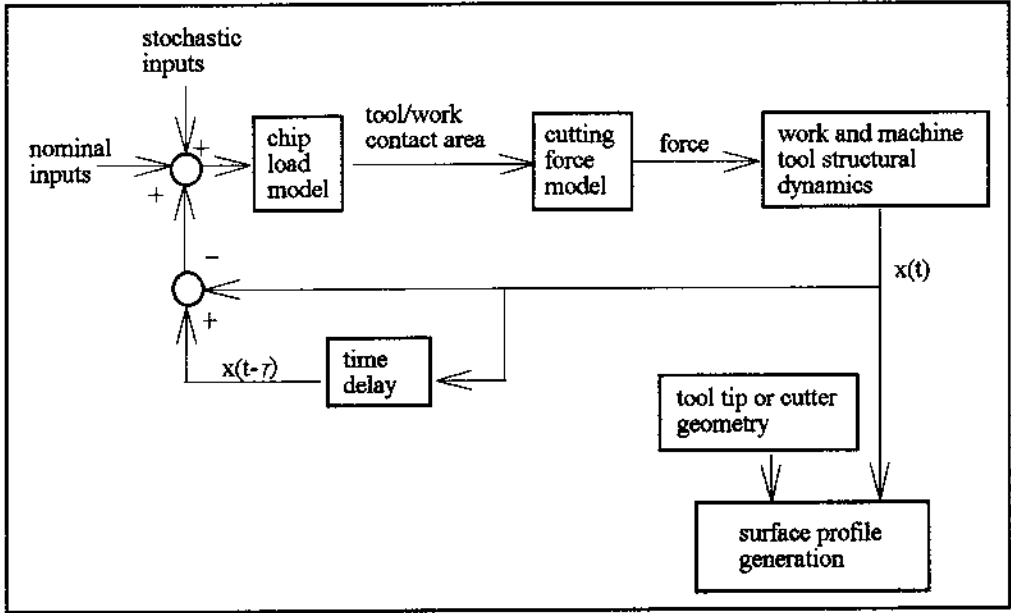


Fig.1 Block Diagram of Surface Generation Model

모델이라 말할 수 있다. 그런데 이러한 퍼지 절삭조건 결정 모델이 각 기계절삭 산업에 실제로 활용되기 위해서는, 공정에 필요한 절삭계수를 작업자가 자동적으로 편리하게 선택할 수 있는 방안을 모색하는 것이다. 절삭공정에서 가장 중요한 조건은 절삭깊이와 절삭속도 및 이송속도이다. 이러한 필수 절삭조건을 구하는데 있어서, 제시한 모델을 가지고 일일이 실험하지 않고서도 퍼지 절삭조건을 유연하게 연속 추출되어야 실제 CNC 절삭가공에 활용될 수 있다. 신경망은 많은 양의 입력정보에서 중요한 특징을 자기조정에 의해 추출해 낼 수 있으며, 학습되지 않은 입력에 대해서도 축적된 내지식을 통하여 적절한 출력을 낼 수 있는 적응성을 가지므로 다음 장에서 신경망을 이용한 절삭계수의 자동선정 모델을 제시하기로 한다.

3. 절삭계수 자동선정 모델

3.1 모델링 절차

CNC 절삭공정을 설계하는 경우, 가공을 성공적으로 수행시키기 위한 제반 업무를 미리 계획 하여야 한다. 가공해야 할 제품의 도면 (blue-print)을 검토하여 먼저 절삭가공 공정계

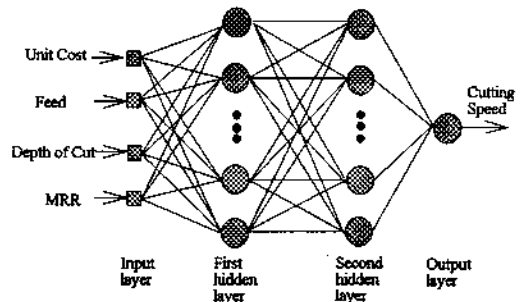


Fig. 2 A (4×10×10×1) Neural Network for Cutting Speed Estimation

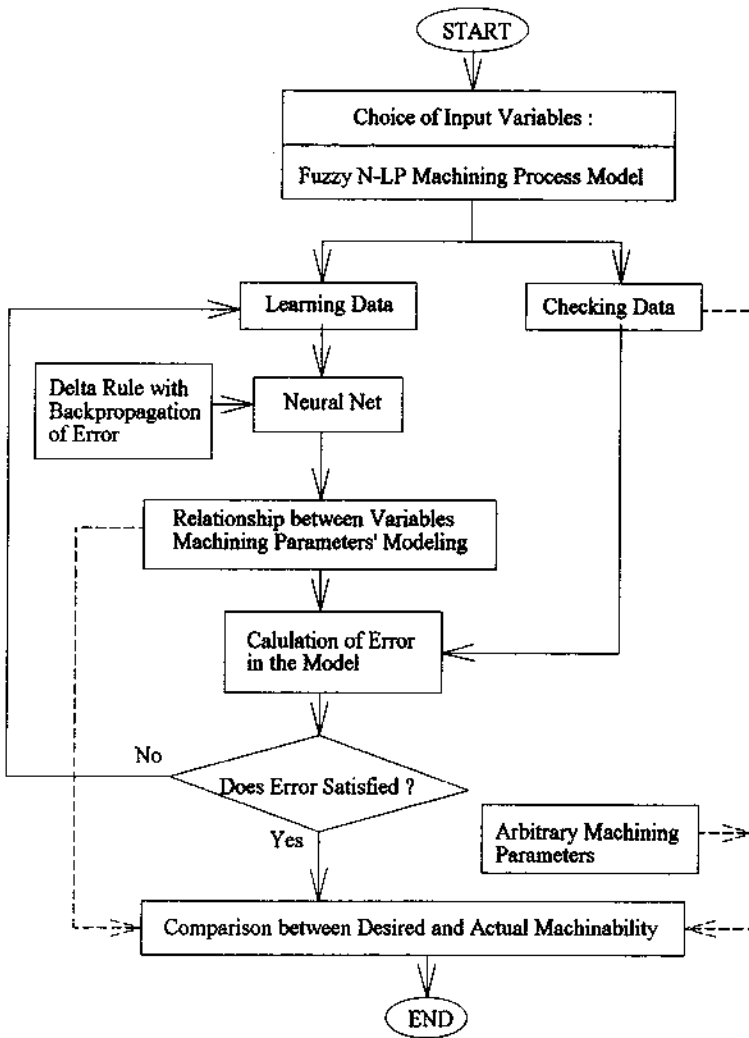


Fig. 3 Modeling Procedure for Parameter Selection

획(methods analysis)을 수립한다. 공정계획이란 제품 및 부품에 관한 가용자원에 대한 정보를 기초로 하여 설계품을 생산하기 위한 가공순서, 사용 공작기계의 종류, 가공조건 및 사용공구의 종류와 수, 그리고 경제성을 고려한 가공비용 등을 결정하는 일련의 작업을 일컫는다[3, 12].

절삭공정계획을 보다 효율화하기 위해서는

CNC 절삭가공에 대한 이론적 배경과 상당한 현장 경험을 필요로 한다. 그러나 현실적으로 이론과 경험을 겸비한 공정계획 담당자를 양성한다는 것은 용이한 일이 아니므로 CNC 절삭가공을 위한 공정계획을 자동화하려는 연구가 활발히 진행되고 있다. 이를 위하여 본 논문에서는 신경망 기법을 적용하여 2장의 퍼지 절삭조건을 자동으로 선택하고 절삭성을 판단하

는 방안을 고려한다.

선삭공정에서의 탄소강 공작물(AISI 1050)과 고속도강 공구(ISO S4, S5)를 사용하여 퍼지 절삭공정 모델로 구한 절삭조건들을 학습에 필요한 기초 절삭정보로 활용하였다. 즉, 학습(Learning) 및 판별(Checking)에 필요한 데이터와 수치실험시 사용한 입력변수는 단위당 생산비용, 절삭깊이, 이송량, 그리고 단위당 소재 제거량인 MRR을 고려하였으며 출력변수는 절삭속도로 정하였다. 신경망 모델링의 학습효율을 고려하여 Fig. 2와 같이 2개의 은닉층과 각 은닉층마다 10개씩의 뉴우런을 갖는 신경망을 이용하기로 한다.

이러한 신경망을 이용해서 입력변수와 출력변수간의 연결강도와 임계치를 구하게 된다. 판별 데이터는 학습 데이터 외의 임의의 단위당 기대비용에 해당하는 절삭계수를 자료로 선정한 다음 학습 데이터에서 규명한 관계에 입력하고 이 때 원하는 출력값과 실제값을 비교하여 여기서 구한 관계의 정확성을 판별한다. 이와같은 모델링 절차를 그림으로 표현하면 Fig. 3과 같다.

3.2 학습규칙 및 알고리즘

일반화된 델타규칙은 수학적 모델링 작업시 알고리즘의 적용이 곤란한 문제를 학습(Learning)을 통하여 해결할 수 있는 장점을 가지고 있다[18]. 본 논문에서는 먼저 각각 은닉층에서의 뉴우런에 대한 출력을 신경망의 입출력식 [3]으로 구하고, 출력층에서 각 입력패턴에 따라서 추정된 목표치를 계산한다. 실제 2개의 은닉층을 가지는 신경망의 경우 출력층에서 뉴우런의 수가 n 개 있을 때 출력층에서 기대되는 패턴(목표치)이 $d_{p,0}, d_{p,1}, \dots, d_{p,n-1}$ 이고, 출력층에

서의 실제 출력패턴이 $O_{p,0}, O_{p,1}, \dots, O_{p,n-1}$ 일 때, 각 입력패턴에 따라서 발생하는 목표치의 자승 오차항을 평균으로 하는 오차 함수 E_p 는 식(3.1)과 같이 표현된다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{n-1} (d_{p,i} - O_{p,i})^2 \quad (3.1)$$

식(3.1)의 오차 함수를 최소화하기 위해 신경망이 반복될 때마다 연결강도 $W_{i,j,k}$ 는 학습률(Learning Rate) η_w 에 따라 식(3.2)와 같이 반복하여 조정된다.

$$\begin{aligned} W_{i,j,k}(n+1) &= W_{i,j,k}(n) - \eta_w \frac{\partial E}{\partial W_{i,j,k}} \\ &= W_{i,j,k}(n) - \eta_w \delta_{i,k} O_{i,k} \end{aligned} \quad (3.2)$$

임계치 $\theta_{i,k}$ 도 학습률(Learning Rate) η_θ 에 따라 식(3.3)과 같이 반복하여 조정된다.

$$\begin{aligned} \theta_{i,k}(n+1) &= \theta_{i,k}(n) - \eta_\theta \frac{\partial E}{\partial \theta_{i,k}} \\ &= \theta_{i,k}(n) - \eta_\theta \delta_{i,k} \end{aligned} \quad (3.3)$$

이러한 과정이 순환적으로 역전달에 의해 계산되어지며, 최종적으로 연결강도와 임계치는 식(3.2)와 식(3.3)에 의해 조정되고, 신경망의 기본적인 정보처리 단위인 뉴우런 값이 주어진 입력에 대해 적절한 출력을 내게 된다.

학습 오차를 수렴시키기 위해 가장 많이 사용되고 있는 방법은 경사하강법(Gradient Descent Technique)이다. 경사하강법에서는 주어진 파라메타들에 대하여 오차함수 E_p 의 편미분 양에 비례하도록 신경망의 파라메타들을 변화시켜간다. 이 관계를 수식으로 표현하면 식(3.4)와 같다.

$$\Delta R(T+1) = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial R} \quad (3.4)$$

여기서, T는 역전과 신경망[10]의 반복 횟수이고, R은 신경망의 파라메타이다. 만일 역전과 신경망의 학습 수렴속도를 향상시키기 위해서 모멘텀 계수 (Momentum Factor)를 사용할 경우 식(3.4)는 식(3.5)로 대체할 수 있다.

$$\Delta R(T+1) = -\eta \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial R} + r^* \Delta R(T) \quad (3.5)$$

여기서 r 은 모멘텀 계수를 의미한다.

위에서 설명한 역전과 학습이론을 단계별 학습 알고리즘으로 정리 하면 다음과 같다.

- (1) 연결강도와 임계치를 Random하게 초기화한다.
- (2) 연속적인 값을 갖는 단위당 절삭비용, 이송속도, 절삭깊이 등에 대하여 입력 패턴 $X_{p,0}, X_{p,1}, \dots, X_{p,n-1}$ 을 작성하고, 절삭속도에 대하여 목표로 기대하는 출력값을 갖는 패턴으로서 $d_{p,0}, d_{p,1}, \dots, d_{p,n-1}$ 을 만든다.
- (3) 선정된 절삭계수는 신경망의 Sigmoid 함수에 맞게 설정한다.
- (4) 입력 패턴을 은닉층에 가하여 출력층의 실제 출력값 $O_{p,0}, O_{p,1}, \dots, O_{p,n-1}$ 을 구한다.
- (5) 식(3.2)와 식(3.5)에 의하여 연결강도를 변화시키고, 식(3.3)과 식(3.5)에 의하여 임계치를 변화시킨다.
- (6) 시스템 오차가 주어진 공차 범위 내에 이를 때까지 (2)부터 (5)단계까지의 과정을 되풀이한다.

연결강도와 임계치를 변화시킬 때 사용되는 학습을 η 와 모멘텀 계수 r은 0 과 1 사이의

상수이며, 일반적으로 η 이 클수록 연결강도의 변화가 커져 빠른 학습을 하지만 오차함수가 복잡할 경우 계수추정시 진동(Oscillation)현상이 유발되어 Local Minimum에 빠질 우려가 있다. 따라서 이를 방지하기 위하여 모멘텀 계수 r을 첨가시켜 진동을 줄여 나가고 있다. r의 역할은 이전 단계에서 추정된 연결강도 $W_{i,j,k}$ 를 현단계에서 이용하는 비율을 나타낸 것으로 $W_{i,j,k}$ 의 갑작스런 변화를 방지하고 학습활동이 일정한 방향으로 진행되도록 한다.

4. 실험 및 평가

P 기계공업주식회사의 실제 절삭 데이터를 기초로 하여 퍼지 절삭가공 모델을 적용하여 경제적인 절삭조건 및 제약식의 위반정도를 검토하고, 절삭계수를 자동으로 선택하고 절삭성을 판단하는 실험을 하기로 한다.

4.1 퍼지 절삭조건 결정

기계 사양에 대한 기본 및 공정 데이터는 Table 1, Table 2와 같다.

Table 1. Machine Specifications

선삭 공구 번호	ISO S4, S5
공구 회사명	SAND VIK
공구 홀더 규격	PCLNR 2525M-12
인서트 규격	CNMG 120404
공작 소재	SNSI 1050
가용 이송속도	0.05 - 2.5 mm/rev
가용 주축속도	20 - 1600 rpm
Power	7.5 Kw (효율 80 %)

위의 데이터 중에서 주축속도 및 이송속도는

Table 2. Machining Process Data

$D_w = 20\text{mm}$	$l_w = 100\text{mm}$	$e = 15\text{mm}$
$d_c = 0.485\text{mm}$	$C_\theta = 450\text{원/tool}$	
$P_b = 25\text{개/batch}$	$l_b = 6300\text{원/min}$	
$O_m = 0.25\text{/min}$	$t_n = 1.35\text{min/개}$	
$t_c = 1.0\text{min}$	$t_i = 0.2\text{min/개}$	
$R_q \geq 1.753\ \mu\text{m}$	$F_c \leq 170\text{Kp}$	$P_m \leq 6.0\text{Kw}$

기계특성상 고정된 값이 아니라 가용 범위로 설정되어 있으므로 이를 폐지화시킬 필요가 있다. 특히, Table 2에서 표면거칠기 값 R_q 는 2.3 절의 시뮬레이션 모델[1, 13]에 의해 구해진 값이다. 또한 절삭공정 모델의 목적함수 기대수준을 포함한 10가지 제약조건의 변동(위반조건)에 대하여 작업 관리자가 설정한 최대 허용치인 T_i 값은 Table 3과 같다.

Table 3. Maximum Tolerances of Constraint Violation

제약조건	T_i	제약조건	T_i
기대비용	$T_0 = 1000$	표면거칠기	$T_5 = 1$
주축속도	$T_1 = 4$	절삭저항력	$T_6 = 10$
	$T_2 = 80$	기계구동력	$T_7 = 4$
이송량	$T_3 = 0$	절삭길이와	$T_8 = 0$
	$T_4 = 1$	피드 관계	$T_9 = 1$

Table 1, Table 2, Table 3의 데이터를 기초로 식(2.7)의 표준화된 폐지 절삭공정 모델에 따라 실험 모델을 구성하면 다음과 같다.

Max S

s. t.

$$(1) 2491.65 + 11374.65v^{-1}f^{-1} + 71.09v^{0.3}f^{0.9} - t_0 \leq b_0$$

$$-1000 \frac{v}{3.14D_w} - t_1 \leq -20$$

$$(2) 1000 \frac{v}{3.14D_w} - t_2 \leq 1600$$

$$(3) -f - t_3 \leq -0.05$$

$$f - t_4 \leq 2.50$$

$$(4) 2.43 \cdot 10^4 v^{-1.52} v f - t_5 \geq 1.753 \tag{4.1}$$

$$(5) 250v^{-0.12} f^{0.75} d_c - t_6 \leq 170$$

$$(6) 0.041v^{-0.88} f^{0.75} d_c - t_7 \leq 6.0$$

$$(7) -d_c f^{-1} - t_8 \leq -1$$

$$d_c f^{-1} - t_9 \leq 20$$

$$(8) T_i S + t_i \leq T_i, \quad i=1,2,\dots,9$$

$$(9) t_i \leq T_i, \quad i=1,2,\dots,9$$

식(4.1)에서 제약식(1)은 식(2.7)에서의 목적함수를 의미하는 단위당 기대되는 생산비용을 의미하며, (2)부터 (7)까지는 현장조건을 폐지화시킨 제약식이다. 제약식(8)은 위반수준($T_i \sim T_i$)과 만족수준(S) 간의 관계식을 묘사한 것이며, 제약식(9)는 최소 및 최대 위반 허용도의 한계를 명시한 조건이다.

실제로 식(4.1) 모델에 대하여 편의상 12 번의 실험을 실행하였다. 각 실험마다 단위당 기대되는 생산비용은 전체적인 작업공정의 만족도가 60% 이상되는 경우를 고려하여 1,050원부터 1,600원까지 50원의 간격으로 설정하였다. GINO를 사용하여 구한 결과는 Table 4와 같다.

Table 4로 부터 단위당 기대비용의 효과를 볼 수 있다. 기대비용이 1,400원일 때 전체적인 절삭가공은 84.75% 정도 작업 관리자를 만족시킬 수 있다. 1,500원일 때는 93.38% 정도 만족시키며, 1,600원일 때는 작업 관리자가 100% 만족됨을 나타내 준다. Table. 4에서 V 와 f 에 대한 값은 각각 다른 기대비용 상태하에서의 경제적인 절삭속도 및 이송속도를 의미한다. t_i 값이 0일 때는 관계되는 제약식이 엄격하

Table 4. Experimental Results

Num.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
b_0	1,050	1,100	1,150	1,200	1,250	1,300	1,350	1,400	1,450	1,500	1,550	1,600
$S(\%)$	60.02	62.14	64.38	67.65	73.24	76.86	81.63	84.75	89.14	93.38	95.35	100.0
v	62.01	59.93	58.83	58.15	57.06	55.40	53.71	51.67	49.81	48.34	46.01	43.87
f	0.675	0.669	0.663	0.654	0.649	0.640	0.636	0.629	0.625	0.618	0.612	0.608
t_0	391	384	362	317	273	231	183	146	124	95	34	0
t_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
t_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
t_3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
t_4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
t_5	0.287	0.274	0.268	0.206	0.191	0.175	0.163	0.147	0.135	0.117	0.067	0
t_6	2.951	2.846	2.681	2.435	2.371	2.173	1.873	1.634	1.458	0.935	0.367	0
t_7	1.134	1.102	1.073	0.926	0.802	0.693	0.520	0.381	0.295	0.284	0.246	0
t_8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
t_9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

게 수행되는 반면, 0이 아닌 경우에는 제약식이 위배된다는 의미이다. 예를 들어 기대비용이 1,400원일 때의 절삭비용(t_0)은 146원 ($T_0=1000$) 정도 위배되므로, 공작물당 실제 절삭가공비용은 $1,400 + 146 = 1,546$ 원이 되는 셈이다. 이때 절삭에 사용된 기계동력(t_7)은 0.381kw ($T_7=4$) 정도 위배된다. 각 제약식의 위배한 내용은 모두 허용 위반한도 T_i 이내에 있음을 알 수 있다.

4.2 절삭계수의 자동선정

Table 5와 Table 6은 신경망 모델링의 학습 및 판별 데이터로서 퍼지 절삭조건 결정 모델에서 실험한 결과를 토대로 적용한 수치이다. 학습 데이터는 Table 4에서 실험한 12번의 단위당 생산비용에 대한 퍼지 절삭조건이며, 판별 데이터는 퍼지 비선형계획 모델에서 실험하지 않은 단위당 생산비용에 대하여, 실제 절삭

공정계획 수립단계시 고려되는 단위당 생산비용 범위를 고려하여 10원 간격으로서 44 단위 비용당 설정한 값을 임의로 적용하기로 한다. 퍼지모델을 통하여 절삭공정의 불확실성이 포함된 경제적인 절삭조건이 이미 결정된 상태에서, 본 절에서는 단지 신경망을 이용한 절삭계수 자동선정 실험을 통하여 유동적인 단위당 생산비용에 대한 퍼지 절삭계수를 연속적인 범위의 값으로 얻도록 한다. 이제 학습 데이터에서 학습과정을 통하여 모델링된 결과식에 입력 값을 입력하고, 이때 원하는 출력값과 학습모델을 통하여 얻어진 실제값을 비교 검토함으로써 수학적 모델링 결과의 정확성을 판별하게 된다.

이제 3.2절에서 제시한 역전파 알고리즘에 기초한 지도학습을 수행하기 위하여 Table 5에 주어진 학습 데이터로부터 Table 7과 같은 학습 데이터 군(Set)을 취하였다.

Table 5. Learning Data for Neural-network

UC (#)	Cutting Speed (m/min)	Feed (mm/rev)	Depth of Cut (mm)	MRR (mm ³ /min10 ³)
1,050	62.01	0.675	0.485	20.301
1,100	59.93	0.669	0.485	19.445
1,150	58.83	0.663	0.485	18.917
1,200	58.15	0.654	0.485	18.445
1,250	57.06	0.649	0.485	17.960
1,300	55.40	0.640	0.485	17.196
1,350	53.71	0.636	0.485	16.567
1,400	51.67	0.629	0.485	15.763
1,450	49.81	0.625	0.485	15.099
1,500	48.34	0.618	0.485	14.489
1,550	46.01	0.612	0.485	13.657
1,600	43.87	0.608	0.485	12.936

Table 6. Checking Data for Neural-network

UC (#)	Cutting Speed (m/min)	Feed (mm/rev)	Depth of Cut (mm)	MRR (mm ³ /min10 ³)
1,060	62.01	0.675	0.485	20.301
1,070	62.01	0.675	0.485	20.301
:	:	:	:	:
1,440	49.81	0.625	0.485	15.099
1,460	49.81	0.625	0.485	15.099
:	:	:	:	:
1,580	43.87	0.608	0.485	12.936
1,590	43.87	0.608	0.485	12.936

Table 7에 대해 학습 알고리즘에 따라 추정된 절삭속도 값을 판별 데이터와 비교 하였다. 결과는 Table 8에 제시 하였는데, 여기서 퍼센트 오차는 학습에 의해 구한 추정치와 모델의 정확성 판별을 위하여 판별 데이터를 입력하여 비교한 결과와의 차이를 의미한다.

Table 8에서 볼 수 있드시 실제 얻어진 목표

치와의 퍼센트오차량은 약 2.58% 정도로서 이는 오차범위가 유의수준 5% 이내가 되기 때문에, 판별 데이터를 이용한 절삭속도 추정 모델의 학습정도 평가는 만족하게 이루어지고 있다고 볼 수 있다.

기존의 절삭가공 지침서를 이용하면 공구경로 계획시 절삭계수를 선정할 때 절삭조건을

Table 7. Learning Data Set for Cutting Speed

Object Model	Input Neuron	Output Neuron	Learning Conditions
Cutting Speed	Unit Cost Feed Depth of cut MRR	Cutting Speed	Input Neuron = 4 Output Neuron = 1 Sample Pattern = 10 Learning Rate $\eta = 0.2$ Momentum Rate $r = 0.75$ Error Bound = 0.001 Hidden Layer = 2 Neurons in Hidden Layer = 10,10 Iteration for Learning = 5,400

Table 8. Neural Network Results for Cutting Speed

Unit Cost (₩)	Estimated Values(m/min)	Percent Error (%)
1,060	61.9503	3.25
1,070	60.2795	3.04
:	:	:
1,440	49.9213	3.16
1,460	48.6107	2.75
:	:	:
1,580	44.9571	0.96
1,590	43.5797	0.52

이산화된 표준값으로 줄 수밖에 없기 때문에, 정밀가공시 특정한 절삭조건을 선정할 수 없게 된다. 본 연구에서 제시한 신경망 기법을 적용하여 임의의 절삭깊이와 이송량을 Table 6과 같이 각각의 단위당 기대비용에 대하여 임의로 선정하고, Fig. 2의 절삭속도 모델에 대하여 절삭계수의 추정치를 구하면 Table 9의 추정 절삭속도를 각각의 절삭조건에 따라서 구할 수

있게 된다.

선삭공정의 실험 데이터 안내서[14] 중에서 비교가능한 데이터를 참조할 때, 공구 재질이 고속도강(S4,S5)이고 공작물은 탄소강(AISI 1050)이며, 절삭깊이는 0.485 mm이고 이송량이 0.6 mm/rev에 해당하는 허용 절삭속도는 45~60 m/min임을 알 수 있다. 이를 토대로 Table 9의 실험 결과와 비교하면 Fig. 4와 같다.

Fig. 4로부터 임의로 선정된 10번의 절삭계수는 공정작업의 안전을 고려한 안내서의 기준 절삭속도 범위내에 들어있음을 볼 수 있으므로 신경망에 의해 적절한 오차범위 내에서 타당하다고 말할 수 있다. 따라서 수많은 절삭정보를 하나하나 선택하지 않고, 사용자가 원하는 절삭계수에 영향을 미치는 정보만을 입력하므로써 원하는 절삭계수를 자동적으로 쉽게 구할 수 있게 되었다. 선정된 값에는 물론 퍼지 절삭조건 결정모델에 의한 학습정보를 기본으로 활용되므로 작업현장의 불확실성이 포함된 보다 경제적인 절삭조건이라 말할 수 있다.

Table 9. Neural Network Results for DM Specified Feedrate and Depth of Cut

UC (₩)	DM Specified parameters		Estimated Cutting Speed (m/min)	Estimated MRR (mm ³ /min10 ³)
	Depth of Cut (mm)	Feed (mm/rev)		
1,050	0.515	0.750	48.4181	18.7015
1,080	0.380	0.519	49.1201	9.6875
1,130	0.555	0.603	46.5937	15.5933
1,260	0.480	0.690	46.0587	15.2546
1,350	0.685	0.495	50.0889	16.9839
1,460	0.483	0.620	48.1021	14.4047
1,490	0.585	0.462	51.5806	13.9407
1,520	0.545	0.635	49.9156	17.2745
1,580	0.785	0.612	53.6897	25.7936
1,600	0.485	0.761	56.5815	20.8834

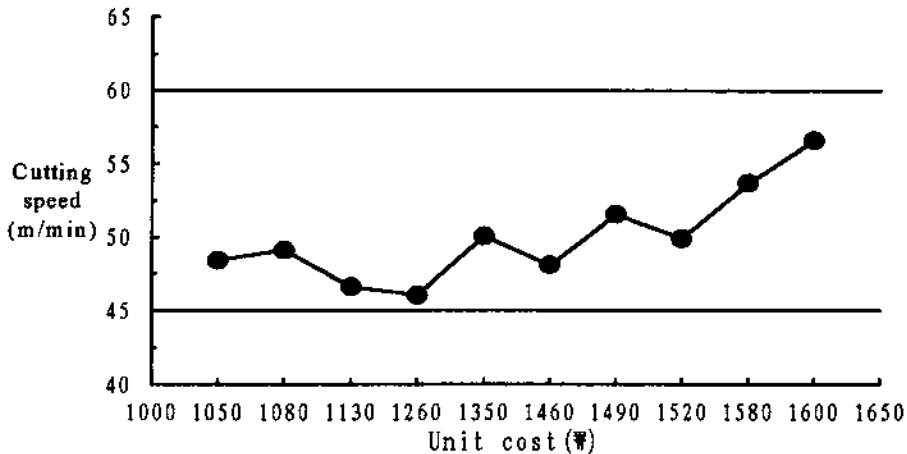


Fig. 4 Cutting Speed of the Turning Process

5. 결론

본 논문은 기존의 비선형계획 문제를 퍼지형으로 확장시켜 인간 중심적인 영역을 포함시켰으며, 시뮬레이션을 통하여 표면거칠기 값을 규정하여 퍼지 절삭공정 모델의 제약식으로 통합하였다. 퍼지 비선형계획 모델링 결과, 의사결

정자의 관점으로부터 보다 더 융통성을 부여해주며, 불확실하고 잘 정의되지 못한 모호한 현실 문제를 보다 적극적으로 수용할 수 있게 하였고, 실제 절삭가공 문제에 응용할 수 있었다. 또한 결정된 퍼지 절삭조건을 신경망 기법의 입력정보로 활용함으로써 연속적이고 자동적으로 의사결정자가 원하는 절삭정보를 선택하고

절삭성을 판단하는 수학적 모델링 방법론을 제시하였다. 그 결과 퍼지 상황이 고려된 최적의 절삭조건에 맞는 절삭계수를 취할 수 있으며, 실제 절삭가공 공정에서의 임의의 이송속도와 절삭깊이를 상황에 따라서 최적으로 제어할 수 있게 되어 적응제어 기능을 갖는 수치제어 장치의 설계에 활용이 가능하게 될 것이다.

추후 연구 과제로는 선삭뿐만 아니라 밀링이나 기타 공정에도 확대 적용하여 제시된 모델을 일반화하고, 공구의 기계적 특성이나 공작물의 화학적 성질을 고려함으로써 실제 현장에서 보다 편리하게 적용될 수 있도록 연구를 확장시켜 가야할 것이다.

참고문헌

- [1] 양병희, 이영해, "시뮬레이션 최적화 기법과 절삭공정에서의 응용", 한국시뮬레이션학회지, 제3권 2호, pp.57-67, 1994.
- [2] 양병희, 이영해, "퍼지상황을 고려한 경제적인 절삭공정 모델에 관한 연구", 한국군사운영분석학회지, 제21권 1호, pp.47-65, 1995.
- [3] 정성중, "적응제어 수치제어 시스템의 개발(I)", 대한기계학회지, 제16권 7호, pp.1223-1233, 1992.
- [4] Armarego, E. J. A. et al., "Computer-Aided Constrained Optimization Analyses and Strategies for Multipass Helical Tooth Milling Operations", *Annals of the CIRP*, Vol.43, pp.437-442, 1994.
- [5] Chanas, S., "The Use of Parametric Programming in Fuzzy Linear Programming", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.11, pp.243-251, 1983.
- [6] Christos, P. K., "Simultaneous Determination of Optimal Machining Conditions and Tool Replacement Policies in Constrained Machining Economics Problems by Geometric Programming", *Int.J.Prod.Res.*, Vol.29, No.12, pp.2407-2421, 1991.
- [7] Davis, R. P., R. A. Wysk and M. H. Agee, "Characteristics of Machine Parameter Optimization Models", *Applied Math. Modeling*, Vol.2, pp.275-279, 1978.
- [8] Ermer, D. S., "Optimization of the Constrained Machining Economics Problem by Geometric Programming", *J. of Eng. for Ind., Trans. ASME*, November, pp.1067-1072, 1971.
- [9] Gupta, R., J. L. Batra and G. K. Lal, "Profit Rate Maximization in Multipass Turning with Constraints : a Geometric Programming Approach", *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 32, No.7, pp.1557-1569, 1994.
- [10] Hamacher, H., H. Leberling, and H. J. Zimmerman, "Sensitivity Analysis in Fuzzy Linear Programming", *Fuzzy Sets and Systems*, pp.269-281, 1978.
- [11] Hitomi, P. E., "Analysis of Optimal Machining Speeds for Automatic Manufacturing", *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 27, No. 12, pp.1685-1697, 1989.
- [12] Kusiak, A., *Intelligent Manufacturing Systems*, Prentice Hall Inc., New Jersey, 1990.
- [13] Lee, Y. H., B. H. Yang, and K. S. Moon, "Optimization of Machining Process Us-

- ing Simulation Model", *Proc. of the 1st Int. Symp. on Advances in Intelligent Computer Integrated Manuf. System*, Seoul National Univ., pp.242-247, 1994.
- [14] Machinability Data Center, *Machining Data Handbook*, Vol.II, 3rd edition, Institute of Advanced Manufacturing Sciences, Inc., 1980.
- [15] Montgomery, D. and Y. Altintas, "Mechanism of Cutting Force and Surface Generation in Dynamic End Milling", *J. of Eng. for Ind., Trans. ASME*, Vol.113, 1991.
- [16] Moon, K. S. and J. W. Sutherland, "The Origin and Interpretation of Spatial Frequencies in a Turned Surface Profile", *J. of Eng. for Ind., Trans. ASME*, Vol.116, No.3, 1994.
- [17] Okushima, K. and K. Hitomi, "A Study of Economic Machining : an Analysis of the Maximum-profit Cutting Speed", *Int. J. Prod. Res.*, Vol.3, pp.73-78, 1964.
- [18] Pao Y. H., *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley, 1989.
- [19] Shin, Y. C. and Y. S. Joo, "Optimization of Machining Conditions with Practical Constraints", *Int. J. Prod. Res.*, Vol.30, pp.2907-2919, 1992.
- [20] Sakawa, M., *Fuzzy Sets and Interactive Multi-objective Optimization*, Plenum Press, New York and London, 1993.
- [21] Wu, S. M., and D. S. Ermer, "Maximum Profit as the Criterion in the Determination of the Optimum Cutting Conditions", *J. of Eng. for Ind., Trans. ASME*, November, pp.435-442, 1966.
- [22] Zhang, G. M. and S. G. Kapoor, "Dynamic Generation of Machined Surfaces", *J. of Engr. for Ind., Trans. ASME*, Vol.113, 1991.