

신경망을 이용한 최적절삭조건부여 시스템 개발

양민양*, 김현철**, 변철웅***

Development of an Optimal Cutting Condition Decision System by Neural Network

Min Yang Yang*, Hyun Chul Kim** and Cheol Woong Byun***

ABSTRACT

In most machining companies, operators decide the cutting condition, a pair of spindle speed (S) and table federate (F) by experience and subjective judgment. As cutting conditions are determined by operators' experience and ability, inconsistent cutting conditions are given in same operating conditions. The objective of this study is to develop the cutting condition decision system which utilizes shop data and predicts tool life by neural network and eventually leads to the optimal cutting condition. The production time per piece is considered for an optimization object.

We will discuss the process of an optimal cutting condition decision by neural network. By this process, a series of shop data is stored. And neural network is constructed for prediction of tool life and the optimal cutting condition is recommended from a cutting condition decision system using the stored shop data. The results show that the developed system is rational in searching the optimal cutting conditions on job operations.

Key Words : Cutting condition (절삭조건), Tool life (공구수명), Neural network(신경망)

1. 서론

절삭가공은 전통적인 기계가공 방법으로 대부분의 기계업체에서 이용하는 모든 가공방법 중 70 ~ 80% 이상의 비중을 차지하고 있다. 절삭가공은 컴퓨터의 발전과 더불어 급속히 진전된 NC 공작기계 중심으로 이루어지고 있으며, NC 공작기계에서 최적의 절삭조건 선정은 대단히 중요한 문제로 주목되고 있다.

NC 가공에서 절삭조건은 가공시간을 결정하는 중요한 요소이며, 가공 정밀도와 공구 수명에도

크게 영향을 미친다. 즉, 소극적인(conservative) 절삭조건은 생산성을 떨어뜨리는 반면, 과도한(excessive) 절삭조건은 과도한 절삭력을 유발하여 공구의 휨(deflection)과 떨림(chattering)을 발생시켜 가공 정밀도를 떨어뜨리고, 공구의 수명을 단축시킨다.^[1]

이처럼 적절한 절삭조건을 부여하는 것이 중요함에도 불구하고, 실제 현장에서의 절삭조건은 대부분 NC 작업자에 의해 결정되고 있는 실정이다. 따라서, 절삭조건이 작업자의 경험과 능력에 따라 결정되기 때문에 동일한 작업 상황에 대해서

접수 2001년 11월 6일

* 한국과학기술원 기계공학과

** 한국과학기술원 기계공학과 대학원

*** 생산기술연구소

도 일관성 있는 절삭조건이 부여되지 못하고 있다. 즉, 실제 현장에서의 절삭조건부여의 문제점은 작업자의 주관에 의한 절삭조건 부여라는 점이다.

절삭 데이터 핸드북(Machining Data Handbook) 및 공구 메이커에서 여러 가지 작업에 대해 추천 절삭조건을 제시하고는 있으나, 이 추천 절삭조건은 실험에 의한 절삭조건으로서 현장의 상황이 무시된 절삭조건이다. 또한, 대부분 어떤 범위의 값을 제시하고 있어서 숙련공이 아닌 작업자가 이 범위의 어떤 절삭조건을 선정한다는 것은 대단히 힘든 일이며, 이러한 가공조건은 실제 현장에 적용하는 데는 무리가 있다. 이러한 추천절삭조건인 가장 큰 문제점은 현장의 상황이 고려되지 않은 절삭조건이라는 점이다.

또한 각 기계마다 전문 작업자가 대략의 데이터를 제시해 준다고 하더라도 이 데이터가 꼭 적절한 데이터인지는 의문이 가지 않을 수 없다. 따라서 어떤 타당하고 합리적인 방법에 의해서 절삭조건을 제시해 주는 시스템이 필요하다.

따라서 기업의 경쟁력을 높이고, 절삭조건인 체계 구축 필요성에 대한 사고방식의 변화에 따라 일관성 있는 적절한 절삭조건을 부여하는 시스템의 출현에 대한 요구가 절실하게 되었다.

2. 절삭조건 관련요소 분류

절삭조건에 영향을 미치는 요소들은 매우 많다. 또 이들 각 요소들은 다양한 수준을 갖고, 연속적인 값을 수준으로 갖는 요소들도 있다. 이 모든 요소들을 고려하여 절삭조건부여 시스템을 개발하는 것은 바람직하지 않다고 생각되며, 절삭조건에 영향이 큰 중요한 요소만을 고려하여 시스템에 반영하는 것이 필요하다.

2.1 공구분류

절삭 공정(machining process)에 영향을 미치는 많은 요소들 중에서 공구는 크기가 작고, 상대적으로 값싸지만 매우 중요한 요소이다.^[2] 공구는 형상, 재질, 크기 등으로 정의할 수 있으나, 본 연구의 범위를 FEM 로 제한하므로, 형상을 제외한 요소들에 대해서 재질로는 HSS 와 초경(WC), 공구 type 으로는 insert tip type 과 solid type, 공구 크기로는 직경과 길이, 연마상태에 따라서는 새공구(new)와 재연삭공구(regrind)로 분류한다.

2.2 피삭재 분류

피삭재는 피삭성에 따라 그룹으로 분류하여 관리하는 것이 편리하다. 소재의 피삭성은 재질의 종류와 경도에 따라 결정된다. 소재의 경도는 일반적으로 재질의 종류에 따라 정해지고, 현장 작업자들의 입력이 쉽도록 재질의 종류에 해당하는 HP, HP4M, KP1, KP4, KP4M, S45C, NAK, SKD11 으로 피삭재를 분류한다.

2.3 가공 조건 분류

FEM 의 경우는 축 방향 절삭깊이와 반경 방향 절삭깊이가 절삭조건을 부여함에 있어 매우 중요한 요소가 된다. 또한 가공 경로 형태(pattern)에 따라서 등고선 가공, 바닥면 가공으로 가공 형태를 분류할 수 있다.

3. 최적절삭조건인 선정

기계생산가공의 경제적 최적화에 사용되는 기본적 평가기준에는 3 가지가^{[3]-[5]} 있으나, 3 가지 기준 가운데서 어느 것을 적용하는가는 생산목적에 따라서 달라지게 된다. 본 연구의 범위가 사출금형 최적절삭조건부여에 국한되므로, 금형업체의 특성상 생산성을 최대화 하는 절삭조건, 즉 최대능률기준에 부합하는 절삭조건을 최적절삭조건으로 고려한다.

3.1 최적절삭조건 선정을 위한 수학적 모델

최대능률기준에 기초를 둔 기본적인 수학적 모델은 단위생산시간(unit production time)을 최소화 하는 절삭조건이 된다. 단위생산시간은 제품 1 개를 생산하는 데 필요한 시간으로 이 시간이 짧으면 짧을수록 생산성은 더욱 높아진다. 일반적으로, 단위생산시간은 다음 세 가지의 시간요소로 구성된다고 가정한다.

- (1) 준비시간 T_p (min/개) : 가공을 준비하는 데 필요한 시간으로, 소재를 공작기계에 고정하고 제거하는 시간, 절삭공구가 가공물을 접근하는 시간 등 실제의 절삭작업에 관계 없는 시간
- (2) 절삭시간 T_m (min/개) : 실제의 절삭가공에 필요한 시간
- (3) 공구교환시간 T_c (min/개) : 마모된 절삭공구를 새 공구로 바꾸는 데 필요한 시간

절삭공구는 절삭에 의해 마모나 파손되므로, 적절한 시기에 새 것으로 교체하는 작업이 필요하다. 새로운 절삭날(edge)을 사용하기 시작해서 교환할 때까지의 시간을 공구수명(tool life)이라 하고, 이것을 T (min)라 표시하면, 일반화된 공구수명 방정식 $VT^\alpha f^\beta = C$ 을 적용하여 단위생산시간 t (min/개)는 다음과 같이 얻어지며, 이 식을 최소화해야 한다.

$$t = T_p + \frac{\lambda_0}{fV} + T_c \frac{\lambda_0}{C^{1/\alpha}} f^{\beta-1} V^{\frac{1}{\alpha}-1} \quad (1)$$

여기서, $\lambda_0 = \frac{\pi D \cdot Vol}{1000 \cdot n \cdot d_a \cdot d_r}$

여기서, V , f 는 절삭속도(m/min)와 이송량(mm/tooth)을 T_c (min/edge)는 마모된 절삭날을 새 절삭날로 한 번 교환하는데 필요한 시간을 나타낸다. D 는 절삭공구의 지름(mm)을 나타내고, Vol 은 제거될 부피를 나타낸다. n 은 밀링 커터의 날 수를 나타내고, d_a , d_r 은 각각 축 방향 절삭깊이(mm)와 반경 방향 절삭깊이(mm)를 나타낸다.

최적절삭속도와 최적이송량을 결정하기 위해서는, 현실의 기계가공의 제약조건을 고려함으로써 얻어질 수 있다. 이런 제약들은 공작기계의 성능, 사용 공구의 특성, 가공된 제품의 표면 거칠기에 대한 요구 조건 등으로부터 발생한다고 볼 수 있다.

하지만, 이러한 요소들은 현장작업에 실제 적용할 때, 이 함수의 상수항들을 결정하여 준다는 것은 무척 힘든 일이고 작업자들이 경험적으로 최대절삭속도를 정하는 것이 타당한 경우가 많으므로 본 논문에서는 작업자들의 경험치를 절삭속도와 이송 속도의 제한 조건으로 사용한다.

이상을 요약하면, 절삭속도와 이송 속도의 2 가지 의사결정변수의 최적값을 결정하는 최적화 문제는 식 (1)을 (2)와 같이 주어진 제약조건 하에서 최소화하는 것이다.

$$\text{제약조건 : } \begin{cases} V_{\min} \leq V \leq V_{\max} \\ f_{\min} \leq f \leq f_{\max} \end{cases} \quad (2)$$

이것은 전형적인 비선형계획법의 문제이고 특히 '기하계획법'의 범주에 속한다. 생산에 관한 여러 가지의 비선형계획문제에 대하여 계산과정이 복잡한 기하계획법에 의하지 않고도 비교적 쉽게

최적해를 구하는 기법이 있다. 이러한 최적화 알고리즘에 의해 구해진 최적절삭속도와 최적이송량은 다음과 같다.^[6]

$$f = f_{\max} \quad (3)$$

$$V = \frac{1}{\left(\frac{T_c}{C^{1/\alpha}} f_{\max}^\beta \left(\frac{1}{\alpha} - 1 \right) \right)^\alpha} \quad (4)$$

즉, 최적절삭조건은 식 (3), (4)와 같이 선정되는데, 이를 선정하기 위해서는 공구수명 방정식의 상수 α, β, C 가 필요하게 된다.

3.2 공구수명 방정식 완성

각 가공상황에서 3 개 이상의 데이터가 있을 때, 공구수명 방정식의 상수를 계산하는 과정은 다음과 같다. 3 개 이상의 데이터가 있을 때, 다중 회귀분석(multiple regression analysis)를 이용해서 이 데이터들을 가장 잘 보간 할 수 있는 선형 방정식을 찾을 수 있다. $VT^\alpha f^\beta = C$ 의 상수 α, β, C 의 선정은 최소자승법(least square estimation)으로 한다.

n 개의 데이터 셋 (V_n, f_n, T_n) 이 있을 때 공구수명 방정식의 상수 α, β, C 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$C = 10^h, \alpha = -b_2, \beta = -b_3 \quad (5)$$

여기서,

$$B = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

$$X = \begin{bmatrix} 1 & \log T_1 & \log f_1 \\ 1 & \log T_2 & \log f_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \log T_n & \log f_n \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} \log V_1 \\ \log V_2 \\ \vdots \\ \log V_n \end{bmatrix}$$

4. 신경망을 이용한 공구수명 예측

위의 내용을 정리하면 최적절삭조건을 선정하기 위해서는 공구수명 방정식의 상수들이 필요하고, 공구수명 방정식의 상수를 계산하기 위해서는 (V, f, T) 의 데이터 셋이 필요하게 된다. 하지만, 공구수명 방정식의 상수는 가공상황에 따라서 달

라지게 되므로, 최적절삭조건을 선정하기 위해서는 모든 가공상황에 대해서 (V, f, T)의 데이터 셋이 필요하게 된다.

따라서, 모든 경우에 대해서 현장의 데이터를 축적해 이로부터 공구수명 방정식을 완성하고 최적절삭조건을 선정한다는 것은 사실상 힘든 일이다. 이를 해결하기 위해서 현장의 데이터로부터 학습을 통해, 주어진 가공상황에서 공구수명을 예측하는 시스템이 필요하게 된다.

본 연구에서는 병렬적인 정보 처리 능력으로 동시에 여러 요소들간의 비선형적인 관계를 적절히 표현할 수 있는 신경망을 이용하여 공구수명을 예측하였다.

공구수명을 예측할 수 있는 신경망으로부터 얻고자 하는 것은 임의의 가공상황에 대해서 학습된 지식을 바탕으로 절삭조건 V, f 일 때의 공구수명 T 를 예측함으로써, 공구수명방정식을 완성하기 위해서 필요한 가공 데이터를 일종의 모의가공을 통해서 얻고자 하는 것이다.

4.1 신경망 구성

신경망의 입력 데이터로 주어지는 값들은 신경망의 타당한 학습을 위해서 정량적인 값으로 주어질 필요가 있다. 공구재질, 공구 Type, 공구 연마상태는 정량적으로 수치화 하기가 힘든 값들이다. 따라서 이들의 조합으로 생성될 수 있는 경우를 독립된 신경망으로 구성하였다.

12 개의 독립된 신경망은 각각 공구수명에 영향을 주는 주어진 가공상황에 해당하는 인자들과 가공 조건에 해당하는 인자들 중 정량화 할 수 있는 인자들을 입력 패턴으로 하고, 거기에 해당하는 공구수명을 출력 패턴으로 하는 구조로, 전체적인 신경망의 구조는 Fig. 1 과 같이 나타낼 수

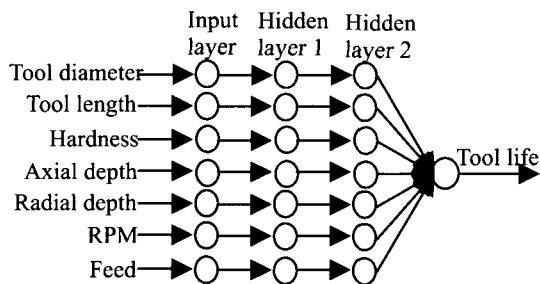


Fig. 1 Neural network for tool-life estimation

있다. 입력층(input layer)은 7 개의 신경세포(neuron)로, 출력층(output layer)은 하나의 신경세포로 구성되어 진다.

4.2 학습패턴의 선정

신경망을 학습시키기 위한 학습패턴은 현장의 데이터를 바탕으로 한다. 실제 현장에서의 황삭 가공은 가공 양이 많기 때문에, 정해진 가공상황에 대해서 다수의 공구교환이 필요하다. 공구수명은 작업자가 공구를 교환하는 시점이므로, 각 가공상황에 대해서 작업자가 공구를 교환할 때까지의 시간을 카운트함으로써 각 가공상황에서의 공구수명을 현장으로부터 얻을 수 있다.

이렇게 실제 현장에서의 가공을 통해서 입력 패턴에 따른 목적패턴, 즉 학습패턴을 현장의 데이터로부터 축적하여 각각의 신경망의 학습 데이터로 사용한다.

실제, 신경망 학습을 위하여 국내의 한 금형업체에서 현장 가공을 통하여 얻은 데이터를 이용하였고, 이 데이터는 현장 전문가와의 인터뷰를 통하여 검증 및 보완되었다. 하나의 신경망을 학습시키기 위하여 입력 인자 값을 변화 시키면서 100 개의 학습데이터를 수집하였다. 이 중 75 개의 데이터는 공구수명을 예측하는 신경망의 학습데이터로 사용하였고, 나머지 25 개의 데이터는 신경망을 학습 시킨 후 학습 정도를 평가하기 위한 검증 데이터로 사용하였다.

4.3 신경망의 학습

신경망의 구조를 결정하기 위해 먼저 은닉층의 개수 및 각 은닉층의 노드 개수를 변화시키는 동시에 학습율 η 와 가중치 α 의 값을 조절해 가면서 신경망의 에러 수렴정도를 판단하였다. 여기서 η 와 α 는 0 과 1 사이의 상수이다.

신경망의 학습은 75 개의 학습패턴에 대해 Celeron 366 에서 300 분 동안 수행되었다.

η 는 0.7, α 는 0.9, 학습 반복횟수가 300000 번 일 때 평균 에러는 0.0767 였다. Table 1 은 신경망의 학습 조건 및 결과를 보여준다.

4.4 신경망 이용

학습을 거친 신경망을 이용함으로써 어떤 가공상황에서 절삭조건 V, f 로 가공하였을 경우의 공구수명 T 를 예측할 수 있다. 따라서 절삭조건

V, f 를 변화시키면서 각각의 공구수명을 얻을 수 있고, 이로부터 공구수명 방정식을 완성하는데 필요한 가공 데이터 (V, f, T) 데이터 셋을 얻을 수 있다. 이렇게 얻어진 (V, f, T) 데이터 셋을 이용하여 주어진 가공상황에 대한 공구수명 방정식을 구할 수 있고, 이 공구수명 방정식의 상수를 이용해 최적절삭조건을 선정할 수 있다.

Table 1 Learning conditions and results of the neural network

NN Coefficient & Learning Parameters		Values
Learning Algorithm		Back-Propagation Learning Algorithm
Number of Nodes of Each Layer	Input	7
	Hidden	7
	Output	1
Number of Hidden Layer		2
Number of Learning Patterns		75
Learning Rate, η		0.7
Momentum Term, α		0.9
Number of Iteration		300000
Error		0.07679927
Time Spent for NN Training		300

5. 신경망을 이용한 최적절삭조건 선정

5.1 신경망을 이용한 최적절삭조건 산출 프로그램 구조

최적절삭조건 산출과정을 거쳐 최적절삭조건을 선정하는 프로그램을 실제 현장에서의 가공 데이터로부터 점진적인 학습을 통해 산출할 수 있는 Fig. 2 와 같은 구조를 제안하였다.

Fig. 2 의 구조를 갖는 최적절삭조건부여 시스템은 다음과 같이 동작하게 된다.

12 개의 독립된 신경망 중 현장 작업자가 가공을 하는 상황에 해당하는 신경망을 불러오고, 현장 작업자가 가공을 하는 데이터를 학습데이터로 축적하여 신경망 학습을 수행한다. 현장 작업자가 가공을 하면 그때의 절삭조건 V, f 는 알 수 있고, 작업자가 공구를 교환하는 시점을 프로그램 내부적으로 카운트 함으로서 공구수명 T 를 알 수 있

다. 이렇게 얻어진 학습데이터를 이용하여 현재 가공상황에 해당하는 신경망을 학습한다.

신경망 학습 정도의 평가는 작업자가 가공을 시작할 때 주는 절삭조건 V, f 하에서 신경망이 예측한 공구수명 T_{nn} 과 실제 공구수명 T 의 오차가 어느 범위 안에 들어오게 되면 신경망이 학습이 된 것으로 판단할 수 있다.

이렇게 학습을 마친 신경망을 포함한 시스템은 앞에서 설명한 최적절삭조건 산출 과정을 거치면서, 공구수명 방정식을 완성하고, 완성된 공구수명 방정식의 상수들로부터 최적절삭조건을 제시해 준다.

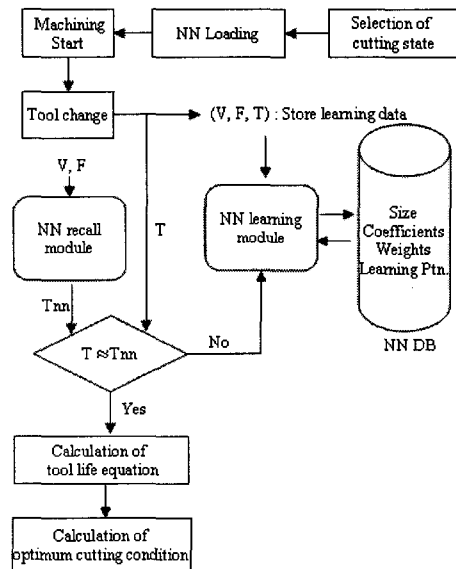


Fig. 2 Program structure for optimal cutting conditions using neural network

5.2 최적절삭조건 산출 프로그램 구현

위에서 제안한 구조를 구현할 수 있는 프로그램을 앞에서 결정한 구조와 학습조건을 가진 신경망을 적용하여 다음과 같이 구현하였다.

Fig. 3(a)는 가공상황을 선택하는 폼이다. 여기서 가공상황을 선택하면 Fig. 3(b)와 같은 폼이 띄어지고, 그 가공상황에서 학습된 신경망을 이용하여 공구수명 방정식을 완성하고 이로부터 허용된 절삭조건 범위 안에서 최적절삭조건을 제시해준다.

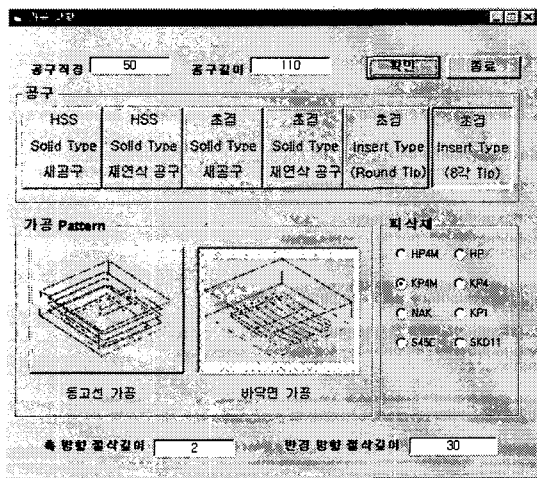
Fig. 3(b)는 신경망이 어느 정도 학습을 수행한

후의 결과를 제시해 주고 있다. 이는 실제 앞에서 제안한 신경망을 이용한 최적절삭조건 선정 과정의 타당성을 검증하기 위해서 테스트한 결과이다.

결과로 얻어진 최적절삭조건 Rpm 1560, feed 1400 은 실제 현장에서의 절삭조건 Rpm 1200, feed 1000 보다 과도한 절삭조건이다. 이는 생산성을 최대로 하는 절삭조건을 최적절삭조건인 모델로 선정하였으므로 타당한 결과라고 할 수 있다.

5.3 최적절삭조건 검증

위에서 구현한 최적절삭조건 산출 프로그램으로부터 얻은 최적절삭조건의 타당성을 검증하기 위해서 최적절삭조건을 얻은 가공상황 하에서 절삭조건 변화에 따른 가공시간 변화 그래프를 Fig. 4 와 같이 그려보았다. 이 그래프로부터 앞에서 구한 최적절삭조건이 주어진 가공상황 하에서 가공시간을 최소로 하는 최적절삭조건임을 확인할 수 있다.



(a) Selection of cutting state

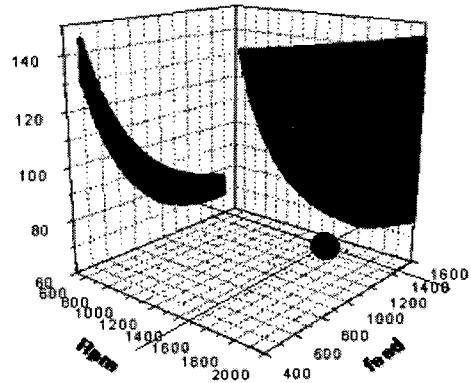
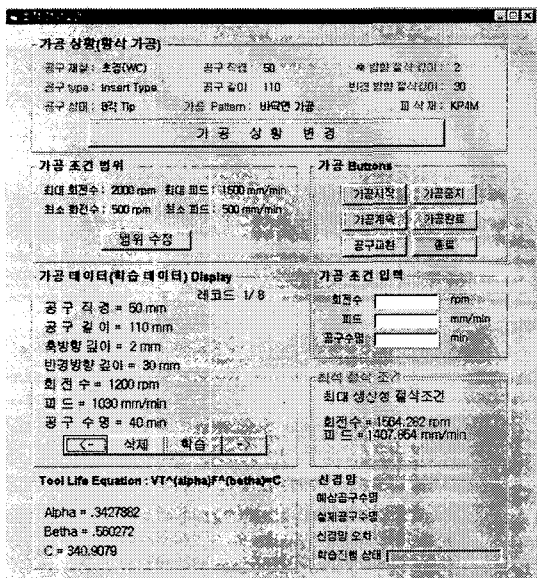


Fig. 4 Optimal cutting condition



(b) Calculation of optimal cutting conditions

Fig. 3 Program for optimal cutting conditions

6. 결론

본 연구에서는 현장의 데이터를 축적해 이 데이터를 이용한 최적화 방법에 의해 절삭조건을 부여하는 시스템을 제안 및 개발하였고, 타당성을 검증하였다. 우선, 절삭조건에 영향을 주는 많은 요소들 중 절삭조건에 크게 영향을 주는 요소들을 분류하였고, 최대 생산성 절삭조건을 수학적 모델로 한 최적절삭조건 선정방법을 구현하였다. 또한 최적절삭조건산출을 위해 공구수명을 예측하는 신경망 적용방법을 제안하였고, 이를 이용하여 최적절삭조건부여 시스템을 개발하여, 본 시스템의 타당성을 확인하였다.

참고문헌

1. 유우식, "금형가공의 Concurrent Engineering 을 위한 CAPP/CAM 통합에 관한 연구," 한국과학기술원 박사 학위 논문, 1992.

2. T. J. Drozda and C. Wick, "Tool and Manufacturing Engineering Handbook Vol.1 : Machining," 4th Ed., Industrial Press, 1983.
3. W. W. Gilbert, "Economics of Machining in Machining-Theory and Practice," American Society of Metals, pp. 465-485, 1950.
4. K. Okushima and K. Hitomi, "A Study of Economical Machining An analysis of the maximum-profit cutting speed," *International Journal of Production Research*, Vol. 3, No. 1, pp. 73-78, 1964.
5. E. J. A. Armarego, J. K. Russell, "Maximum Profit Rates as a Criterion for the Selection of Machining Conditions," *International Journal of Machine Tool Design & Research*, Vol. 6, No. 1, pp. 15-23, 1966.
6. 人見勝人, "생산시스템공학," 회중당, 1986.
7. 박병태, 박면웅, "휴리스틱 보정에 의한 절삭조건 최적화," *산업공학*, 제 8 권, 제 3 호, pp. 231-239, 1995.
8. 양민양, "절삭가공 이론과 실제," 청문각, 1997.