

신경회로망을 이용한 밀링 공정의 진동 예측

이 신 영 *

Vibration Prediction in Mill Process by Using Neural Network

Sin-Young Lee *

Abstract

In order to predict vibration during end-milling process, the cutting dynamics was modelled by using neural network, and combined with structural dynamics by considering dynamic cutting states. Specific cutting constants of the cutting dynamics model were obtained by averaging cutting forces and tool diameter, cutting speed, feed, axial depth, radial depth were considered as machining factors. Cutting forces by test and by neural network simulation were compared and the vibration during end-milling was simulated.

Key Words : Neural Network(신경회로망), Milling process(밀링 공정), Cutting dynamics(절삭동역학), Vibration(진동)

1. 서론

절삭 가공에 있어서 엔드밀을 이용한 가공은 널리 이용되고 있고 엔드밀 가공시 다양한 절삭 조건들이 절삭력에 미치는 영향을 예측하기 위하여 많은 모델들이 개발되었다. Altintas 등⁽¹⁾과 Minis 등⁽²⁾은 직선 날 엔드밀 가공에 있어서 일정한 비절삭 압력과 절삭력 비를 제시하였다. Tarng⁽³⁾은 증분식 접선력에 대한 비절삭 압력과 접선방향 힘에 대한 반경방향 힘의 비율을 회전 당 평균 칩 두께의 지수함수로써 표현하였고, Smith 등⁽⁴⁾은 일정한 절삭강성을 도입하였고 반경 방향 힘을 접선 방향 힘에 비례한다고 고려하였다. 이 모델의 비절삭 계수는 절삭실험에서 얻어진 평균

절삭력으로부터 얻어진다. 본 논문에서는 엔드밀 가공시 절삭력을 예측하기 위하여 신경회로망을 이용한 머시닝 센터의 절삭동역학에 대한 모델을 제시한다. 절삭동역학 모델은 칩 부하와 절삭 기하학 및 절삭력과 칩 부하 사이의 관계에서 해석된다. 이 모델을 가지고 엔드밀 공정의 절삭력을 예측하기 위하여 다양한 절삭 조건에 대하여 직경 16mm와 20mm의 2 종류 2날 초경 엔드밀을 사용하여 각각 40 회의 절삭실험을 수행하였다. 각 경우의 비절삭계수는 절삭실험의 평균절삭력으로부터 얻어진다. 각 절삭 실험에 사용된 공구직경, 절삭속도, 이송률, 반경방향 절삭 깊이, 축방향 절삭깊이를 신경회로망으로 학습시켜 절삭 조건으로부터 비절삭계수를 구하는 프로그램을 작성하였

* 저자, 군산대학교 기계공학부 (sinylee@kunsan.ac.kr)
주소: 573-701 전북 군산시 미룡동 산68

다. 구조동역학의 모델을 수립하기 위하여 머시닝 센터의 모달 실험을 수행하여 구조 동특성을 구하였으며, 절삭 특성과 구조동특성을 이용하여 밀링 가공 중의 변위와 절삭력을 예측하였다.

2. 구조 진동 해석

머시닝센터의 구조는 공작물이 설치되는 테이블 부분의 강성이 크고 주축-공구계가 상대적으로 가장 유연한 부분이므로 2 개의 직교 모드로 표현할 수 있다고 가정한다. 머시닝센터의 구조진동은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} m_1 \ddot{x} + c_1 \dot{x} + k_1 x &= F_x(t) \\ m_2 \ddot{y} + c_2 \dot{y} + k_2 y &= F_y(t) \end{aligned} \quad (1)$$

여기에서 m_1 , c_1 , k_1 는 x 축 방향(이송방향)의 질량, 감쇠, 강성을 나타내고, m_2 , c_2 , k_2 는 y 축 방향(이송방향과 직교)의 질량, 감쇠, 강성을 나타내며, 이들은 모달 테스트를 통하여 구할 수 있다. 머시닝센터에 충격실험을 실시하여 구조동특성을 구하였으며, 충격해머로 가진한 신호와 가속도계에서 나온 신호를 FFT변환하여 x , y 각 방향으로의 주파수 응답함수를 얻었다. 사용한 충격해머는 PCB 086C20, 가속도계는 PCB 353B01, FFT분석기는 ACE DPI04이다. 그 결과 얻어진 모달상수를 Table 1에 나타낸다.

Table 1 Modal parameters of machining center

	Equivalent mass (kg)	Equivalent damping (kg/s)	Equivalent stiffness (N/m)
x-direction	91.8	14700	8.22E08
y-direction	28.3	10080	2.62E08

3. 절삭동역학과 신경회로망

절삭력 예측의 기본 요소는 공구에 작용되는 칩 부하(chip load)이고 식 (2)와 같이 설정하였다.

$$t_c = f \sin \beta \quad (2)$$

여기에서 t_c 는 순간적인 칩의 두께, f 는 날당 이송, β 는 절삭 중 공구날의 위치각을 나타낸다. 절삭력은 접선방

향 절삭력과 반경방향 절삭력으로 구성된다.

$$\begin{aligned} \Delta F_{\tan} &= K_T D_z t_c \\ \Delta F_{rad} &= K_R \Delta F_{\tan} \end{aligned} \quad (3)$$

위 식에서 ΔF_{\tan} 는 해당 날의 접선방향 힘, ΔF_{rad} 는 날에 대한 반경방향 힘, D_z 는 축방향으로 절단한 미소절삭폭, t_c 는 식 (2)의 칩두께, K_T 와 K_R 은 상수이다. 비절삭 상수 K_T 는 이송, 반경방향 절삭깊이, 축방향 절삭깊이 등의 각종 절삭조건에 따라 변한다. 반지름이 Rad , 엔드밀의 날 수가 N_f 이고 나선각이 α_{hx} 인 공구에 의한 하향절삭의 경우에 대하여 적용하면

$$\begin{aligned} \beta(i, k, t) &= -\theta(t) + 2\pi(k-1)/N_f \\ &+ (i-0.5)D_z \tan \alpha_{hx} / Rad \end{aligned} \quad (5)$$

여기에서 i 는 축방향 미소원판의 번호, t 는 경과시간, k 는 날의 번호이다. 이 $\beta(i, k, t)$ 값 중에서 절삭범위 안에 해당하는 경우만이 절삭력에 기여하게 된다. 접선방향과 반경방향은 전체좌표계 X, Y 로 분해될 수 있고, 그 합이 절삭력이 된다.

$$\begin{aligned} F_x(t) &= \sum_{i=1}^{N_f} \sum_{k=1}^{N_f} \{-\Delta F_{rad}(i, k, t) \sin[\beta(i, k, t)] \\ &+ \Delta F_{\tan}(i, k, t) \cos[\beta(i, k, t)]\} \\ F_y(t) &= \sum_{i=1}^{N_f} \sum_{k=1}^{N_f} \{+\Delta F_{rad}(i, k, t) \cos[\beta(i, k, t)] \\ &+ \Delta F_{\tan}(i, k, t) \sin[\beta(i, k, t)]\} \end{aligned} \quad (7)$$

특정한 절삭조건에 대하여 평균절삭력을 구하면, 평균 절삭력은 K_T, K_R 의 함수이므로 1회의 실험에서 1쌍의

K_T, K_R 을 구할 수 있다.

한편, 신경회로망^(5~8)은 다 입력 1출력의 뉴런(neuron)이라고 부르는 단위소자로 구성되고, 각 층 내의 뉴런의 내부상태 U_i^n (제 n 층 i 번째)와 출력 O_i^n 은 결합계수

$W_{j,i}^{n-1,n}$ (제 $n-1$ 층 j 번과 제 n 층 i 번 사이의 가중치)와 역치(threshold)를 사용하여 다음 식과 같이 표현된다.

$$U_i^n = \sum_{j=1}^{m^{(n-1)}} W_{j,i}^{n-1,n} O_j^{n-1} + \theta_i^n \quad (8)$$

$$O_i^n = f(U_i^n) \quad (9)$$

식 (8)에서 $m^{(n-1)}$ 은 $n-1$ 층의 뉴런의 수를 나타낸다. 본 연구에서는 활성화함수로 다음과 같은 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-ax}} - 1 \quad (10)$$

여기에서 a 는 함수의 기울기를 나타내는 상수이고 각 뉴런마다 다른 값을 갖는다. 최종 층에서의 오차의 제곱을 평가함수로 놓고 이 평가함수가 최소로 되도록 각 층간의 결합계수 및 역치를 최급강화법을 이용하여 학습하는 것을 고려한다. 본 논문에서는 Fig. 1과 같이 절삭깊이, 공구직경, 절삭속도 및 이송속도를 입력으로 하여 비절삭력계수를 출력으로 하는 신경회로망을 구성하였고 수렴속도 향상을 위해 결합계수와 역치 및 시그모이드 함수의 기울기를 관성 항을 고려한 모멘트 방법을 이용하여 학습하였다⁽⁸⁾.

4. 동적 절삭상태

동적 절삭상태(dynamic cutting state)에서는 절삭력으로 인하여 계의 거동이 발생하고 다시 이것이 절삭력에 영향을 미쳐서 절삭깊이에 변화를 주게 된다. 우선 재생(regeneration)이 없는 경우를 고려하면, 식 (11)과 같이 칩두께의 변화를 나타내는 1차 피드백 편차 u_p 에 대한 식이 주어진다.

$$u_p(i, k, t) = +x(t)\sin\beta - y(t)\cos\beta \quad (11)$$

여기에서 양(+)의 부호는 상대진동 시 칩 두께의 증가를 나타내고, 음(-)의 부호는 상대진동 시 칩 두께가 감소함을 나타낸다.

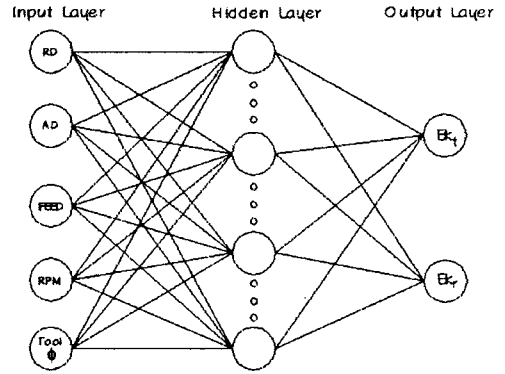


Fig. 1 Diagram of neural network architecture

칩 두께는 앞의 날에서 남겨진 양에 의해서도 변화하고 이것을 재생이라고 한다. $(k-1)$ 날에 의하여 남겨진 양은 T 초 후에 k 번째 날이 이 위치에 올 때 k 번째 날의 칩두께를 증가시킨다. 이것을 재생 피드백(regeneration feedback)이라고 한다. 재생 피드백에 의한 편차, 즉 재생 편차 u_R 을 수식으로 나타내면 식 (12)와 같다.

$$u_p(i, k, t) = -\mu x(t-T)\sin\beta - \mu y(t-T)\cos\beta \quad (12)$$

단, $T = 60/(n \cdot N_f)$

칩 두께의 총 편차는 1차 및 재생편차의 합이고, 순간적인 칩 두께는 공칭 칩 두께와 총 편차의 합이다.

$$t_c(i, k, t) = f\sin\beta + \{u_p(i, k, t) + u_R(i, k, t)\} \\ = [\sin\beta, \cos\beta] \begin{Bmatrix} x(t) - \mu x(t-T) + f \\ -y(t) + \mu y(t-T) \end{Bmatrix} \quad (13)$$

절삭력을 정리하면 다음의 식 (14)와 같이 된다.

$$F_y(t) = \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{k=1}^{N_k} \{ +K_R K_T D_2 \cos\beta(i, k, t) \\ + K_T D_2 \sin\beta(i, k, t) \} t_c(i, k, t) \\ F_x(t) = \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{k=1}^{N_k} \{ -K_R K_T D_2 \sin\beta(i, k, t) \\ + K_T D_2 \cos\beta(i, k, t) \} t_c(i, k, t) \quad (14)$$

(단, $\alpha_{ex} \leq \beta \leq \alpha_{en}$)

따라서 식 (15)와 같이 행렬식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{Bmatrix} F_x(t) \\ F_y(t) \end{Bmatrix} = K_T D_Z \cdot \sum_{i=1}^{N_f} \sum_{k=1}^{N_f} \begin{bmatrix} -K_R s_b^2 + c_b s_b & K_R s_b c_b + c_b^2 \\ K_R c_b s_b + s_b^2 & K_R c_b^2 + s_b c_b \end{bmatrix} \cdot \begin{Bmatrix} +x(t) - \mu(t-T) + f \\ -y(t) + \mu y(t-T) \end{Bmatrix} \quad (15)$$

여기에서 $s_b = \sin \beta$, $c_b = \cos \beta$ 이고, 식 (15)를 식 (1)에 대입하면 최종적으로 머시닝센터에 대한 진동의 운동 방정식을 얻을 수 있다.

5. 비절삭력 계수의 결정

머시닝센터에서 다양한 조건의 절삭실험에 의하여 비절삭력 계수를 실험적으로 결정하였다. 절삭실험에 사용된 절삭 조건은 Table 2와 같고, Fig. 2는 절삭실험의 개요를 나타낸다.

Table 2 Cutting conditions for tests

End mill	$\phi 16$	$\phi 20$
No. of flutes	2	2
Radial depth of cut (mm)	2, 4, 6, 8, 10	
Axial depth of cut (mm)	12, 20	
Feed rate (mm/min)	85, 120	67, 85
spindle speed (R. P. M.)	600, 900	480, 600

절삭실험으로부터 얻어진 평균 절삭력은 Table 3과 같다. 평균 절삭력으로부터 비절삭력계수를 구할 수 있으며, 이때의 절삭조건과 비절삭력계수 사이의 관계를 신경회로망 학습으로 구하였다. 절삭실험에서 사용된 반경 방향 절삭 깊이, 축 방향 절삭깊이, 이송, 주축 회전수, 공구직경을 입력으로 하고, Hidden layer 30, Momentum 0.9로 설정하였다. Fig. 3과 Fig. 4는 실험으로부터 구한 절삭력과 시뮬레이션으로 구한 절삭력을 비교하여 나타낸 것이다. 이때 공구직경 16 mm, 주축회전속도는 600 rpm, 테이블 이송속도는 120 mm/min이며, 축 방향 절삭깊이는 12 mm, 반경방향 절삭깊이는 4 mm이다. Fig. 5와 Fig. 6의 조건은 공구직경 16 mm, 주축회전속도 900 rpm, 테이블 이송속도는 120 mm/min이고, 축 방향 절삭 깊이는 12 mm, 반경

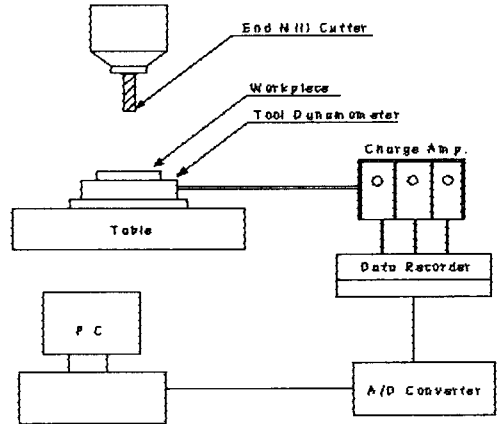


Fig. 2 Schematic diagram of the cutting tests

Table 3 Average cutting forces samples for each test

Tool dia. (mm)	Radial depth (mm)	Axial depth (mm)	RPM	Feed (mm/min)	Fx (N)	Fy (N)
16	2	20	600	85	294.2	409.4
16	6	20	600	85	455.8	1123.
16	10	20	600	85	117.4	1897.
16	4	20	900	85	325.6	611.5
16	8	20	900	85	204.7	1272.
16	4	20	600	120	576.9	1035.
16	8	20	600	120	406.5	2139.
16	4	20	900	120	376.9	539.3
16	8	20	900	120	254.1	1369.
20	4	12	480	67	389.8	542.5
20	2	12	600	67	210.1	218.9
20	8	12	600	67	262.2	1061.
20	6	12	480	85	480.5	1221.
20	2	12	600	85	168.3	199.1
20	4	20	480	67	557.4	884.4
20	4	20	600	67	420.2	859.6
20	10	20	600	67	165.8	2413.
20	8	20	600	85	542.9	2998.

방향 절삭깊이는 4mm이다.

중절삭인 경우인 공구직경 16 mm, 주축 회전속도 600 rpm, 테이블 이송속도는 120 mm/min이고, 축 방향 절삭깊이는 20 mm, 반경방향 절삭깊이는 10 mm의 변위의 시뮬레이션은 Fig. 7과 같다.

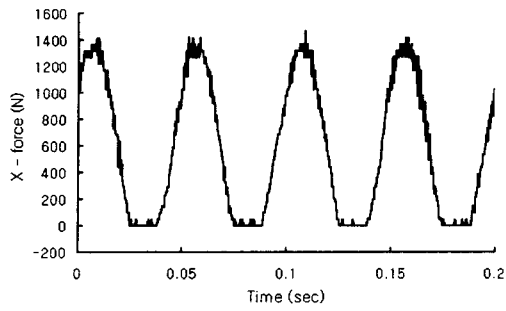


Fig. 3 Measured cutting force in end milling experiment

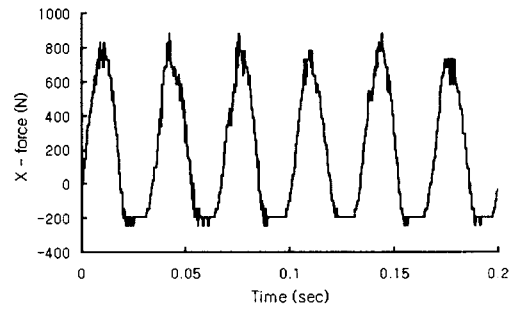
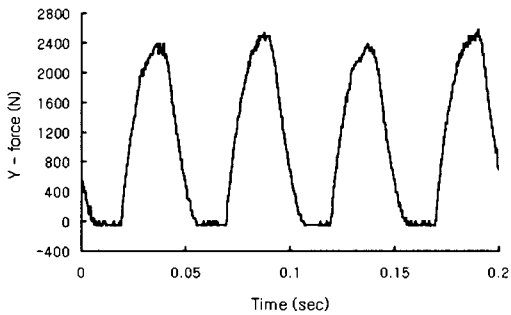


Fig. 5 Measured cutting force in end milling experiment

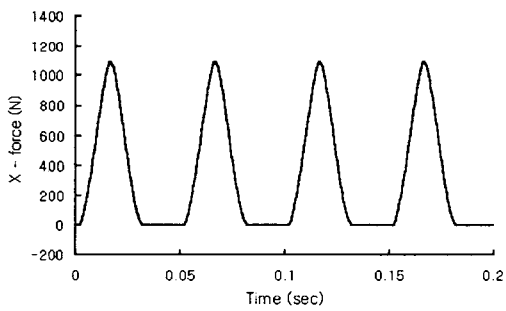
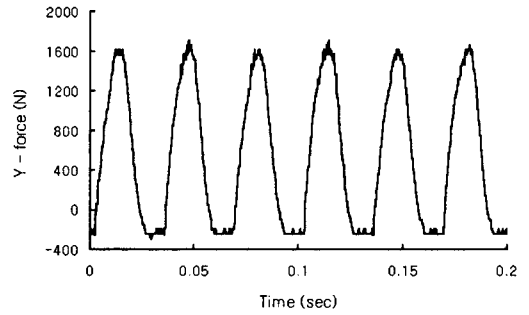


Fig. 4 Simulated cutting force for the test given in Fig. 3

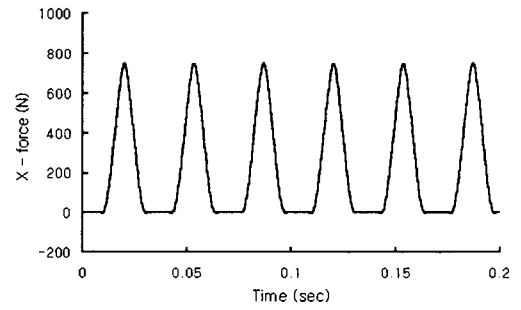
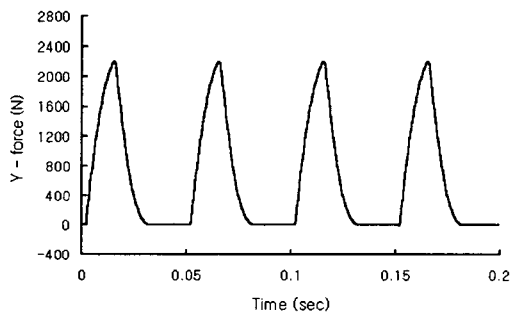
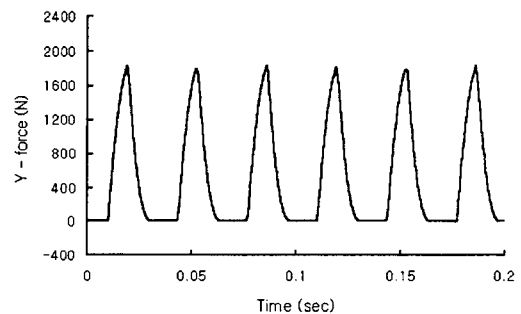
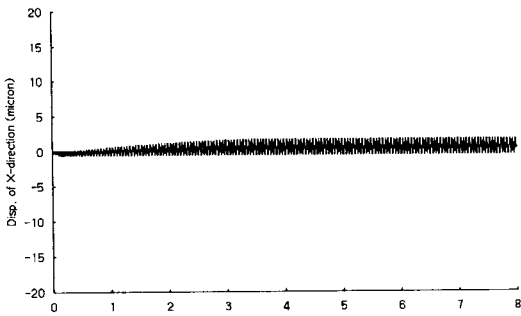


Fig. 6 Simulated cutting force for the milling test given in Fig. 5

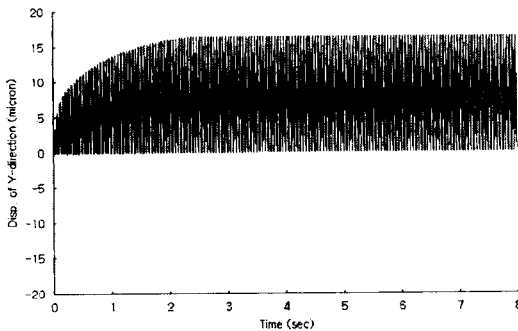


참고 문헌

- (1) Altintas, Y. and Ghan, Philip K., 1992, "In Process Detection and Suppression of Chatter in Milling", *Int. J. Machine Tool Des. Res.*, Vol. 3 pp. 329~347.
- (2) Minis, I., Yanushevsky, R. and Tembo, A., 1990, "Analysis of Linear and Nonlinear Chatter in Milling", *Annals of the CIRP*, vol. 39, pp. 459~462.
- (3) Tarn, Y. S., Cheng, C. I. and Kao, J. Y., 1995, "Modeling of Three-Dimensional Numerically Controlled End Milling Operations", *Int. J. Machine Tool Des. Res.*, Vol. 35, pp. 939~950.
- (4) Smith, S. and Tlusty, J., 1993, "Efficient Simulation Programs for Chatter in Milling", *Annals of the CIRP*, vol. 42, pp. 463~466.
- (5) Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J., 1986, "Learning Representations by Back-propagating Errors", *Nature*, Vol. 323, pp. 533~536.
- (6) Murata, J., Fujii, H., Ikeda, K., Hirasawa, K. and Sagara, S., 1995, "A Structure Design method for Multilayer Neural Networks Based on Redundancy Test", *Trans. of SICE(Japan)*, Vol. 31, No. 2, pp. 236~243.
- (7) Shiotsuka, T., Ohta, K., Yoshida, K. and Nagamatsu, A., 1993, "Identification and Control of Four-Wheel-Steering Car by Neural Network", *Trans. JSME(Japan)*, Vol. 59(C), pp. 708~713.
- (8) Lee, S. Y. and Jeong, H. S., 1996, "Vibration Control of Moving Structures by Neural Network", *J. of KSPE.*, Vol. 13, No. 9, pp. 138~148.



(a) Feed direction



(b) Normal to feed direction

Fig. 7 Dynamic displacement prediction of a vertical machining center

6. 결론

머시닝센터 밀링 공정은 절삭특성과 구조동특성의 영향을 동시에 받는다. 밀링 공정의 절삭력 및 진동 상태를 예측하기 위하여 구조 동특성을 모드 실험에 의하여 구하였고, 절삭특성은 절삭실험으로부터 얻어진 개별 조건의 비절삭력 계수 데이터로부터 신경회로망을 이용한 학습에 의하여 구하였다. 신경회로망에 의하여 구한 절삭 특성에 의하여 시뮬레이션한 평균 절삭력은 실험에 의하여 구한 평균 절삭력과 대체로 일치하였다. 구조동특성과 절삭 동특성을 동적 절삭상태 방법에 의하여 조합하여 절삭 중의 진동을 예측하였다.