

論文98-35S-9-5

고정밀 고속가공을 위한 신경망 이송속도 적응제어

(Adaptive Feedrate Neuro-Control for High Precision and High Speed Machining)

李昇樹*, 河水永**, 全琪準*

(Seung-Soo Lee, Soo-Young Ha, and Gi Joon Jeon)

요 약

CNC 가공에 있어서 가공정밀도와 생산성을 동시에 향상시킬 수 있는 기술의 개발이 필수적이다. 이러한 고정밀 고속가공을 위하여 이 논문에서는 신경망을 이용한 이송속도 신경망 적응제어 기법을 제안한다. 이 제어기는 신경망을 이용한 모사기와 이 신경망의 인버전 알고리즘을 통한 반복학습 제어기로 구성된다. 신경망 모사기는 CNC 시스템의 비선형성과 불확실성으로 인한 이송속도와 윤곽오차 사이의 비선형 특성을 모사하고, 신경망 인버전 방법과 목적 함수의 정의를 통해 반복학습 제어기법으로 허용 오차 내에서 최적의 이송속도를 실시간으로 구해냄으로써 가공 성능을 향상시킨다. 제안한 방법은 원, 코너, 인볼루트 윤곽 가공의 모의 실험을 통하여 성공적으로 평가되었다.

Abstract

Finding a technique to achieve high machining precision and high productivity is an important issue for CNC machining. One of the solutions to meet better performance of machining is feedrate control. In this paper we present an adaptive feedrate neuro-control method for high precision and high speed machining. The adaptive neuro-control architecture consists of a neural network identifier(NNI) and an iterative learning control algorithm with inversion of the NNI. The NNI is an identifier for the nonlinear characteristics of feedrate and contour error, which is utilized in iterative learning for adaptive feedrate control with specified contour error tolerance. The proposed neuro-control method has been successfully evaluated for machining circular, corner and involute contours by computer simulations.

I. 서 론

CNC 공작기계는 가공 정밀도를 향상시키고 생산능률을 증대시키기 위해서 현재 고속화, 고정밀화, 지능화를 향한 발전을 계속하고 있다. CNC 콘트롤러는

* 正會員, ** 學生會員, 慶北大學校 電子電氣工學部
(School of Electronic and Electrical Engineering, Kyungpook National University)

※ 이 논문은 1996년도 한국학술진흥재단의 대학 교수 해외파견 연구지원에 의하여 연구되었음.

接受日字: 1998年5月11日, 수정완료일: 1998年8月19日

여러 개의 서보 축의 이동을 동시에 제어하고 그 이동의 결과로써 2차원, 또는 3차원 공간상의 공구의 이동이 이루어진다. 그러나 여러 축들간의 동특성의 차이나 외란 등의 영향 또는 기계적인 결함 등에 의하여 필연적으로 윤곽오차(contour error)가 발생한다. 이러한 윤곽오차는 가공 속도가 높아짐에 따라 증가하게 되므로 고속 고정밀의 가공 목적을 달성하기 위해서는 가공 속도를 높이면서 윤곽오차를 줄일 수 있는 제어 방법의 연구가 필요하게 된다. 그러나 CNC 공작기계에서 가공 속도를 높이면 서보 구동계의 시간 지연량이 증가하여 가공형상의 오차가 발생하게 되고 가공

속도의 증가로 인하여 서보계의 고주파 공진 현상이 일어날 우려가 있다. 반면 가공 속도를 낮추면 고정밀도를 실현할 수 있지만 가공시간이 길어짐으로 인해 생산성이 떨어지게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 몇 가지 방법이 제안되었는데, Imamura 등^[1]은 비선형 프로그램방법으로 허용범위 내에서 타원의 윤곽에 대해 이송속도를 여러 선형 구간으로 나누어 제어하고자 하였고, Chuang 등^[2]은 가공속도를 증가시키기 위해 이송속도와 윤곽오차와의 관계를 선형 관계식으로 놓고 적응제어기법을 통해 이송속도를 제어하려 했으나, 이송속도와 윤곽오차의 관계가 매우 비선형적이므로 실제 가공에는 제대로 대처하기가 어렵다. 또한 Tsai 등^[3]은 퍼지 이송속도 제어방법을 제안하였으나 이는 전문적인 지식인 규칙을 알아야 한다는 단점이 있고, Yang 등^[4]은 최적제어를 이용하여 해석적으로 가공경로와는 다른 윤곽을 정해서 성능을 향상시키고자 하였지만, 이는 모델이 비선형적이거나 불확실성이 존재할 때 적용하기 어렵다.

이 논문에서는 목적함수에 공칭 허용치를 포함시켜서 CNC의 가공시 주어지는 윤곽오차의 공칭 허용치 내에서 최적의 이송속도를 실시간으로 구함으로써 전체 가공 시간을 단축시켜 생산성을 높이고자 한다. 최적의 이송속도를 구하기 위하여 반복학습 제어방법^[5]을 이용하며, 이 제어기의 학습 방향은 목적함수가 결정하게 된다. 반복학습을 위해서는 CNC 시스템의 동특성의 정보, 즉 이송속도와 윤곽오차간의 정보가 필요한데, 이들 관계는 매우 비선형적이므로 선형적인 식으로 표현하기가 힘들다^[2]. 그러므로, 이 관계를 신경망을 이용하여 모사함으로써 비선형 특성뿐만 아니라 시스템의 불확실성이 존재하는 경우에도 적응제어 성능을 향상시키고자 한다. 또한, 본 논문에서는 정밀도를 향상시키기 위해서 상호 결합제어기^[6]를 사용하는데, 이는 윤곽오차의 크기에 따라 각 축의 제어입력을 추적제어기와는 별도로 부가하므로 보다 정확한 윤곽오차 값의 계산이 필요하다. 그러므로, 이 논문에서는 기존의 윤곽오차 모델링 방법^[2,6,7]보다 임의의 윤곽에의 적용성이 뛰어나고 실제 윤곽오차와의 차이가 매우 적은 최신의 윤곽오차 모델링 방법^[8]을 사용한다. 그리고 제안한 신경망 이송속도 적응제어기의 성능을 원과 인블루트 윤곽 가공에 대한 모의 실험을 통해 검증한다.

다음 장에서는 CNC 공작 기계의 윤곽오차 모델링

방법에 관해 설명하고, 3장에서는 이송속도 신경망 제어를 제안하고, 4장에서는 모의 실험을 통하여 제안한 이송속도 신경망 제어 기법의 타당성을 검증한다. 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

II. 윤곽오차 모델링

CNC 공작기계는 임의의 곡선 가공시 주어진 이송속도에 대해 그림 1에서와 같이 인터폴레이터(interpolator)가 주어진 곡선을 보간하여 매 샘플링 시간마다 각 축에 대한 노트 포인트(knot point)를 생성하고 그 기준 경로와 실제 가공 경로와의 차이를 추적제어기의 입력으로 사용한다. 그리고, 점선 사각형은 상호 결합제어기를 의미한다.

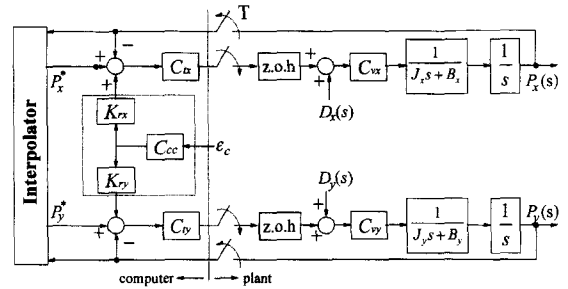


그림 1. CNC 시스템의 X-Y서보축의 구성
Fig. 1. X-Y servo architecture of CNC.

기준 경로의 점들 사이는 직선으로 간주하여 기준 궤적을 그림 2처럼 생성한다.

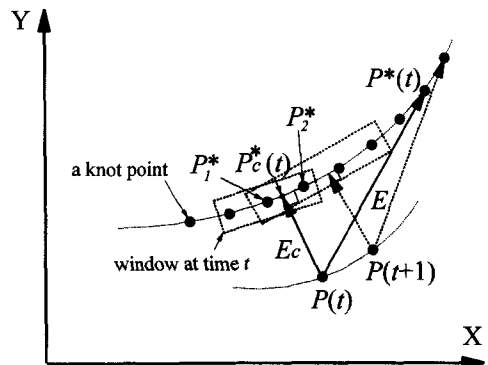


그림 2. 윤곽오차
Fig. 2. Contouring Error.

임의의 t 샘플링 시간에서의 기준 위치를 $P^*(t)$ 라

하고 실제 가공 위치가 시간 지연 양만큼 지연된 $P(t)$ 라면, E 는 추적오차이고 실제 가공 경로에서 가장 근접한 기준 경로 위의 점까지의 벡터를 윤곽오차로 정의한다. 그러므로, 현재 위치에서 가장 가까운 노트 포인트를 P_1^* 와 P_2^* 라고 놓으면 윤곽오차 벡터, E_c 는 $P(t)$ 와 두 점 P_1^* 와 P_2^* 사이의 임의의 점인 P_c^* 와의 벡터가 된다. 이 윤곽오차가 가공 정밀도를 직접 결정하게 된다.

현재 위치와 가장 가까운 두점을 찾기 위해서는 기준 궤적 위의 모든 점들과의 거리를 계산하는데, 이렇게 하면 계산 시간이 많이 소요될 우려가 있다. 그러므로, 적당한 크기의 가변 윈도우를 정의해서 기준 궤적의 과거 값을 메모리에 저장하고 그 윈도우 내의 기준 궤적과 현재 순간의 실제 궤적의 위치와 거리를 구하면, 과거의 기준 궤적으로부터 가장 가까운 두 점을 찾을 수 있고 계산 시간도 줄일 수 있다. 가변 윈도우의 크기는 t 샘플링 시간에서 P_1^* 의 위치에서 시작하여 거리가 줄어들다가 다시 커지는 위치까지로 결정한다.

이렇게 현재 위치에서 거리가 가장 짧은 두 점을 찾아서 그림 3에서와 같이 직선과 한 점간의 거리를 구하는 식으로 윤곽오차를 계산하면 된다.

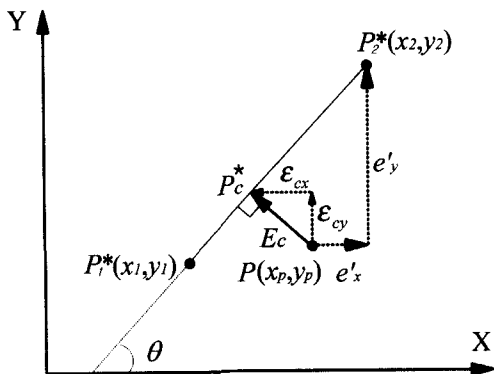


그림 3. 기준 궤적의 두 점과 윤곽오차와의 관계
Fig. 3. Contour error and two reference points.

P_1^* 와 P_2^* 의 두 점을 잇는 직선의 기울기는

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}\right) \quad (1)$$

이며, P_2^* 와 P 의 오차벡터를 x축 성분, e_x' 와 y축 성분, e_y' 으로 둘 때 윤곽오차 벡터 E_c 는

$$E_c = \begin{bmatrix} \sin^2 \theta & -\sin \theta \cos \theta \\ -\sin \theta \cos \theta & \cos^2 \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_x' \\ e_y' \end{bmatrix} \quad (2)$$

으로 표현할 수 있고, 윤곽오차의 크기 ϵ 은

$$\begin{aligned} \epsilon &= \text{sgn}(x_2 - x_1) \|E_c\| \\ &= \begin{cases} e_x' \cos \theta - e_y' \sin \theta, & \text{if } x_2 \geq x_1 \\ e_x' \sin \theta - e_y' \cos \theta, & \text{if } x_2 < x_1 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

이 된다^[8].

III. 이송속도 신경망 제어

CNC X-Y서보축의 기준입력을 결정하는 이송속도와 그 기준 입력에 의한 윤곽오차의 관계는 원인 경우에도 Chuang^[12]이 계산한 바와 같이 매우 강한 비선형적 특성을 나타내므로, 다층 신경회로망을 이용하여 두 서보축의 동 특성을 실시간으로 모사하고 신경망 인버전 알고리즘을 통해 시스템의 정보를 얻어 반복학습 제어 방법으로 적절한 이송속도를 구한다. CNC X-Y서보축에 대한 제안한 신경망 제어기의 구성은 그림 4와 같으며, 이는 이송속도($F(k)$)와 윤곽오차($\epsilon(k)$)의 관계를 모사하기 위한 신경회로망과 최적의 이송속도를 구하는 반복학습 제어기로 구성된다.

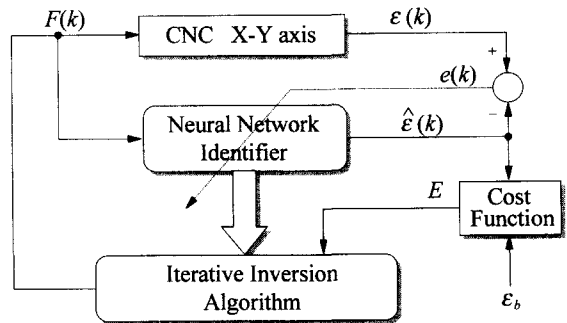


그림 4. 신경망 이송속도 적응제어
Fig. 4. Adaptive Feedrate Neuro-Controller.

신경망은 CNC 시스템의 비선형적 동특성을 모사하는 것을 목적으로 하므로 4-5-1 다층 신경망을 사용하며 그 구조는 그림 5와 같다.

여기에서 W_{ji} 는 입력층과 은닉층의 가중치이고, W_{oj} 는 은닉층과 출력층의 가중치이다. 그리고 이 가중치들은 식 (4)의 목적 함수에 따라 오차 역전파방법으로 조절이 된다.

$$E_n(k) = \frac{1}{2} (\varepsilon(k) - \hat{\varepsilon}(k))^2 \quad (4)$$

이렇게 학습된 신경망의 출력식은 net_o 와 net_j 를 각각 신경망의 출력층과 은닉층의 입력이라고 두고 $f(\cdot)$ 를 신경망 각 노드의 하이퍼볼릭 탄젠트 활성화 함수이라고 하면,

$$\hat{\varepsilon}(k) = f(net_o) \quad (5)$$

$$net_o = \sum_{j=1}^n \{W_{oj} f(net_j)\} \quad (6)$$

$$net_j = \sum_{i=1}^m \{W_{ji} F(k-i+1)\} \quad (7)$$

와 같다. 이때 학습을 충분히 한다면 신경망의 출력과 윤곽오차가 근사화 되었다고 할 수 있다.

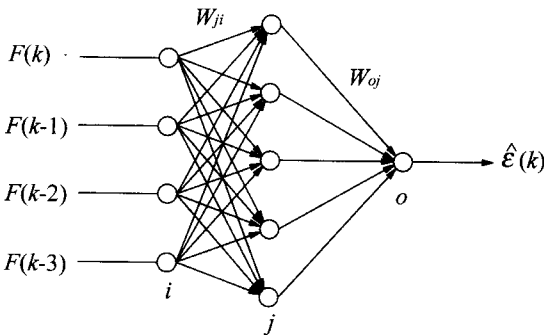


그림 5. 다층 신경망 모사기
Fig. 5. Multi-layer neural network identifier.

이 신경망의 인버전 방법으로 얻어낸 시스템의 동특성 정보를 이용하여 반복학습 방법으로 적절한 이송속도를 구해내는데, 임의로 결정한 목적함수에 따라 최대 경사법으로 학습하게 된다. 이송속도와 윤곽오차는 비선형적인 관계가 있을 뿐만 아니라, 윤곽오차는 가공 정밀도를 결정짓고 이송속도는 생산성과 관계가 있는데 이들은 서로 역의 관계에 있다. 그러므로, 정밀도를 어느 정도로 유지하면서, 즉 윤곽오차가 허용치 안에 들게 하면서 최대한 가공속도를 높이기 위해 사용자가 원하는 윤곽오차의 공칭 허용치를 목적 함수에 넣는다. 또한 윤곽오차의 양과 음의 허용치를 다르게 둘 경우 목적 함수가 복잡해지므로 윤곽오차의 값의 절대치를 취함으로써 하나의 목적함수으로써 표현할 수 있다. 그러므로, 반복학습에 사용할 목적 함수는 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} (\varepsilon_b - |\varepsilon|)^2 \quad (8)$$

여기서 $\varepsilon_b (>0)$ 는 윤곽오차가 허용 오차의 한계치 $|\varepsilon|_{max}$ 를 넘지 않도록 사용자가 정해주는 경계치이다. 이러한 목적 함수에 따른 최대경사법을 이용한 반복학습 규칙은 식 (9)와 같이 표현된다.

$$F^{(t+1)}(k) = F^{(t)}(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial F} + a[F^{(t)}(k) - F^{(t-1)}(k)] \quad (9)$$

t 는 반복 횟수, η 는 반복학습률, a 는 반복 학습의 수렴성을 높여주기 위한 모멘트 값이다. 위의 반복학습 규칙에서 $\partial E/\partial F$ 는 식 (10)과 같이 연쇄 법칙으로써 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial F} &= \frac{\partial E}{\partial |\varepsilon|} \frac{\partial |\varepsilon|}{\partial F} \\ &= -(\varepsilon_b - |\varepsilon|) \frac{\partial |\varepsilon|}{\partial F} \end{aligned} \quad (10)$$

여기에서 $\partial |\varepsilon|/\partial F$ 는 시스템의 동특성에 관한 정보이므로, 모사된 신경망으로부터 이 정보를 얻기 위해 식 (5), (6), (7)과 연쇄법칙을 적용하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial |\varepsilon|}{\partial F} &= \frac{\partial |\varepsilon|}{\partial net_o} \frac{\partial net_o}{\partial F} = \sum_{j=1}^n \left\{ \frac{\partial net_o}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial F} \right\} \\ &= f'(net_o) \sum_{j=1}^n W_{oj} f'(net_j) W_{ji} \quad (11) \\ &= \frac{1}{4} (1 - |\hat{\varepsilon}|^2) \sum_{j=1}^n W_{oj} (1 - f^2(net_j)) W_{ji} \end{aligned}$$

여기에서 우변 첫 번째 편미분은 NNI가 충분히 학습 되었다고 가정하고 1로 두었다. 이렇게 신경망으로부터 시스템의 비선형적인 동특성을 얻어서 수 차례 반복하여 목적 함수에 따라 학습함으로써 최적의 이송속도를 구한다.

IV. 모의실험

제안한 이송속도 신경망 적응제어기법의 타당성을 검토하기 위하여 TNV-40 수직형 머시닝센터의 X-Y 서보 축의 모델을 대상으로 모의 실험을 수행하였다. 각 축의 플랜트 모델은 포화기, 외란, 마찰력 등의 비선형 요소를 포함하며, 각 축은 속도제어를 위한 PI 형태의 속도제어기와 위치제어를 위한 PD형태의 추적 제어기들을 포함한다. 그리고, 고정밀성의 응답을 얻기 위해 PI형태의 상호 결합제어기를 사용하였다. 모의실험에 사용된 X-Y축의 파라미터 값들은 표 1과 같고 그림 1의 추적제어기(C_{ii} , $i=x,y$), 상호 결합제어기

(C_{cc}), 모터의 속도제어를 위한 속도제어기(C_{vi} , $I=x,y$)에 사용된 파라미터 값들은 표 2와 같다.

표 1. X-Y축의 파라미터
Table 1. Parameters of each axis.

	Inertia	Viscous friction	Coulomb friction	Disturbance
	J (kgm^2)	B (Nms)	F_i (Nm)	D_i
X-axis	0.0103	0.0336	0.2	0.1
Y-axis	0.012	0.0308	0.3	0.1

표 2. CNC 시스템의 파라미터
Table 2. Parameters of CNC system.

	$C_{ii} = k_p + k_d s$		$C_{vi} = k_{sp} + \frac{k_{si}}{s}$		$C_{cc} = K_p + \frac{K_i}{s}$	
	k_p	k_d	k_{sp}	k_{si}	K_p	K_i
X-axis	5.5	0.02	1.3	2.35	5	0.8
Y-axis	4.95	0.02	1.3	2.35		

반복학습 방법에서의 반복 횟수는 시행착오 방법으로 결정한 5회로 수행하였으며, 모멘트 값은 0.1로 하였다. 그리고, 윤곽오차의 공칭 허용치를 넘지 않도록 하는 경계치는 0.003mm로 한다. 모의 실험은 모두 학습률이 0일 때와 60일 때로 하였는데, 학습률이 0일 경우에는 이송속도를 제어하지 않고 초기에 급작스런 속도 변화에 따른 윤곽오차의 증가를 막기 위해 가속 구간을 거쳐 일정한 크기의 속도, 즉 50mm/sec로의 정속가공을 의미한다. 그리고, 학습률 60은 시행 착오 방법으로 결정한 수치이다.

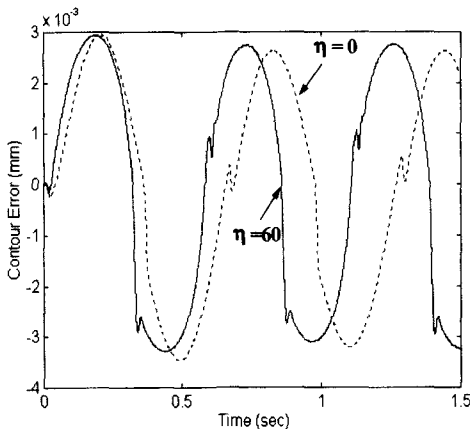


그림 6. 원 가공시 윤곽오차
Fig. 6. Contour errors for circle contour.

먼저 일반적인 비선형 경로인 식 (12)와 같은 원에

대하여 모의 실험을 수행하였다.

$$r_x(t) = R(1 - \cos \omega t) \tag{12a}$$

$$r_y(t) = R \sin \omega t \tag{12b}$$

여기서 원의 반경 $R = 10\text{mm}$ 로 주고 가공을 한다. 그림 6은 가공 결과인 윤곽오차를 나타내고, 그림 7은 이 경우의 이송속도를 나타낸다.

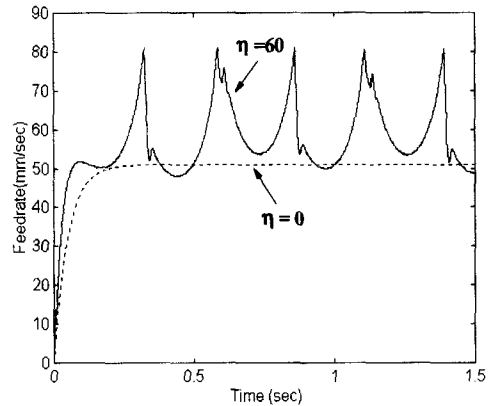


그림 7. 원 가공시 이송속도
Fig. 7. Feedrates for circle contour.

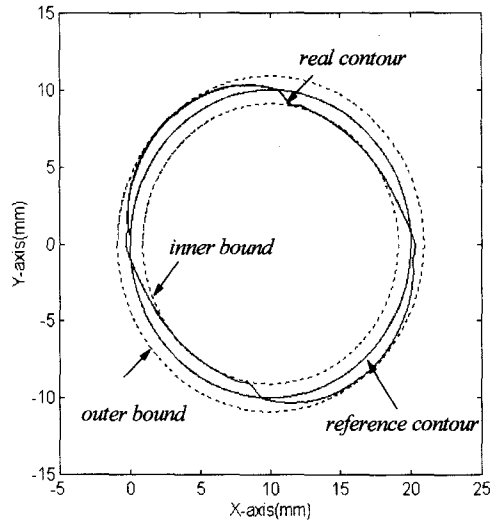


그림 8. 원에 대한 실제 가공 결과
Fig. 8. Machining result for circle contour.

그림 6과 7의 가공 결과에서 보는 바와 같이 허용 오차 내에 가공이 되면서 이송속도가 적절히 조절이 되어 가공 속도가 빨라짐을 볼 수 있다. 또한, 이 결과는 표 3에서 보는 바와 같이 윤곽오차의 최대치는 거의 비슷하지만 가공 시간이 한 주기 동안에 12.4%

줄었다. 또한, 그림 6에서의 윤곽오차 결과와 오차의 내외부 허용치를 200배 확대하여 실제 X-Y평면에 나타낸 그림 8에서 보는 바와 같이 실제 윤곽이 허용 오차 내에서 가공이 되는 것을 알 수 있다.

다음으로 다른 비선형 경로인 식 (13)과 같은 인볼루트 경로에 대해 원과 같은 방법으로 비교를 하였다.

$$r_x(t) = R(\cos(\omega t) + \omega t \sin(\omega t)) \quad (13a)$$

$$r_y(t) = R(\sin(\omega t) - \omega t \cos(\omega t)) \quad (13b)$$

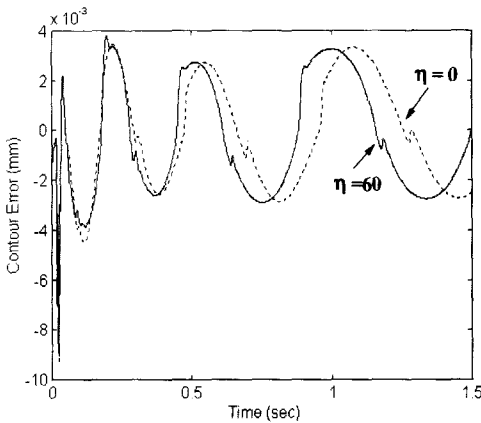


그림 9. 인볼루트 가공시 윤곽오차
Fig. 9. Contour errors for involute contour.

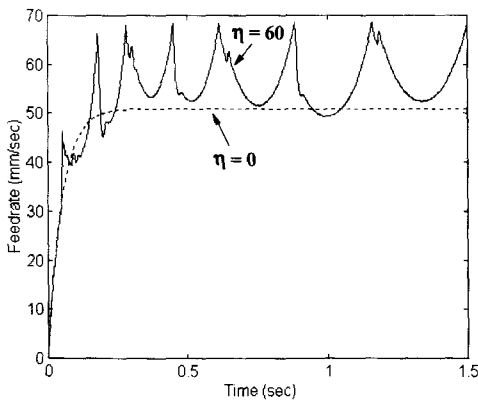


그림 10. 인볼루트 가공시 이송속도
Fig. 10. Feederates for involute contour.

인볼루트 경로에 대한 윤곽오차값들을 그림 9에 나타내었으며, 그 때의 이송속도는 그림 10에 나타내었다. 그리고, 마지막으로 인볼루트 윤곽에 대한 응답 결과를 표 3에 나타내었으며 이 경우에는 1.75주기의 시간을 비교하였다. 그림에서와 같이 인볼루트 경로에 대

해서도 제안한 제어기는 적절히 이송속도를 계산함으로써 표 3에서 보는 바와 같이 가공 시간을 약 8%정도 줄일 수 있었다. 그러나, 이 경우에도 정속가공과 이송속도제어 모두 윤곽오차의 허용치를 약간 벗어났다.

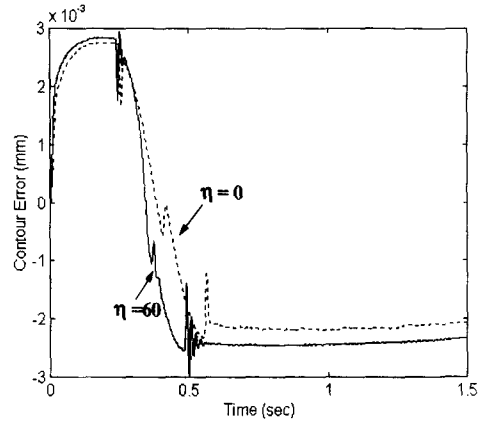


그림 11. 코너 가공시 윤곽오차
Fig. 11. Contour errors for corner machining.

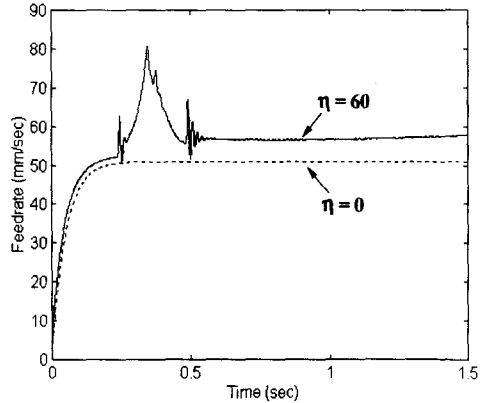


그림 12. 코너 가공시 이송속도
Fig. 12. Feederates for corner machining.

마지막으로 선형경로와 비선형경로가 함께 존재하는 코너 가공에 대해 모의 실험을 수행하였는데, 이 때의 윤곽오차의 결과는 그림 11처럼 나타나고, 이송속도는 그림 12와 같다. 그림 13에는 이 코너 가공의 내외부 경계치와 가공 결과로 나타나는 윤곽오차를 모두 800배 확대하여 X-Y평면에 표현하였다. 이 그림들의 결과에서 보는 바와 같이 윤곽오차가 경계치 내부에 존재할 때는 제어기에 의해 이송속도가 증가되어 가공속도가 빨라짐을 볼 수 있고, 다시 경계치로 접근할 때는 서서히 이송속도를 줄임을 볼 수 있다. 결과적으

로 표 3에 나타난 것과 같이 코너를 가공할 때도 이송속도를 제어하는 경우에 윤곽오차의 크기는 거의 비슷하지만 코너를 가공하고 난 후 10mm 직선까지 가공할 때의 가공 시간이 12.3% 줄었다.

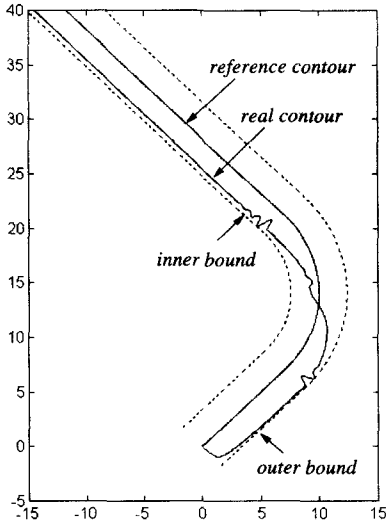


그림 13. 코너 가공시 실제 가공 결과
Fig. 13. Machining result for corner contour.

표 3. 원, 코너와 인볼루트 윤곽에 대한 가공 결과

Table 3. Machining responses for circle, corner, and involute.

	Circle		Involute		Corner	
	$\eta=0$	$\eta=60$	$\eta=0$	$\eta=60$	$\eta=0$	$\eta=60$
$ \epsilon_c _{\text{peak}}$ (mm)	0.0034	0.0033	0.0093	0.0090	0.0028	0.0029
cycle time (sec)	1.291	1.131	1.277	1.178	0.749	0.657

V. 결론

이 논문에서는 CNC 머시닝 센터의 X-Y 두 서보 축을 대상으로 가공 정밀도를 유지하면서 최고의 이송속도로 가공 속도를 증가시키기 위한 목적함수를 가지는 이송속도 신경망제어 기법을 제안하였다. 또한, 기존의 오차 모델링 방식이 아닌 최신의 윤곽오차 모델을 사용하고 상호 결합제어기를 사용함으로써 일반적인 비선형 윤곽에서도 보다 정확한 오차를 계산하여 제어입력을 부가하므로 정밀도를 향상시킬 수 있었다. 이 윤곽오차 모델링을 기반으로 하여 제한한 이송속도 신경망제어 방법은 일정한 이송속도로 유지하는 기존

의 방법에 비해, 윤곽오차에 따라 이송속도를 반복학습 제어 방법으로 가변시킴으로써 가공 성능을 향상시킬 수 있었다.

이 논문에서 설정한 목적함수만으로는 반드시 윤곽오차가 허용 범위 내에 존재하는 것은 아니다. 그러므로, 향후 개선된 목적함수를 도입하여 공칭 허용치에 대해 확실한 제한을 가할 수 있도록 하고, 이를 실제 CNC 머시닝 센터에 실험함으로써 제한한 제어기의 성능을 평가하는 것이 남은 과제이다.

참고 문헌

- [1] F. Imamura and H. Kaufman, "Feedrate optimization for machine tool control subject to contour error constraints," *Proc. 1988 American Control Conference*, pp. 81-86, 1989.
- [2] H. Y. Chuang and C. H. Liu, "Techniques in cross-coupled digital adaptive feedrate Control for multiaxis machine tools," *Control and Dynamic Systems*, vol. 72, pp. 265-301, September, 1996.
- [3] M. C. Tsai et. al, "DSP-based motion control by H^∞ axis-controller and fuzzy adaptive feedrate," *Control Eng. Practice*, vol. 3, No. 11, pp. 1587-1597, 1995.
- [4] C. D. Yang, "Optimal feedrate control strategy for high-speed high-accuracy corner motions," *Proc. 32-nd IEEE Conference on Decision and Control*. pp. 2517-2522, 1993.
- [5] J. Kindermann and A. Linden, "Inversion of Neural Networks by Gradient Descent", *Parallel Computing*, Vol. 14, pp. 278-287, 1990.
- [6] Y. Koren, "Cross-coupled biaxial computer control for manufacturing systems," *ASME Trans. J. of Dynamic Systems, Measurement and Control*, vol. 102, no. 4, Dec., pp. 265-272, 1980.
- [7] K. Srinivasan and P.K. Kulkarni, "Cross-coupled control of biaxial feed drive servomechanisms," *ASME Trans. J. of Dynamic Systems, Measurement and Control*, vol. 112, no. 2, Dec., pp. 225-232,

1990.

[8] 주정홍, 이현철, 이연정, 전기준, "CNC 공작 기계의 상호 결합 제어를 위한 새로운 윤곽오차 모델

링 방법", 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제 3권, 제 4호, pp. 389-397, 1997

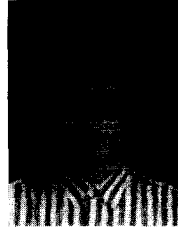
저 자 소 개



李昇樹(正會員)

1973년 4월 18일생. 1995년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1997년 2월 경북대학교 대학원 졸업(공학석사). 1997년 3월 ~ 현재 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정.

주관심분야는 신경망제어, 퍼지제어, 뉴로퍼지제어 등임



河水永(學生會員)

1997년 2월 금오공과대학교 전자제어공학과 졸업(공학사). 1997년 3월 ~ 현재 경북대학교 전자공학과 석사과정. 주관심분야는 신경망제어, 뉴로퍼지제어 등임

全琪準(正會員) 第 35卷 S編 第 1號 參照

현재 경북대학교 전자전기공학부 교수