

수치제어 공작기계에서 신경망을 이용한 진원도 예측

신관수*

(논문접수일 2009. 3. 5, 심사완료일 2009. 5. 27)

The Roundness Prediction at Numerical Control Machine Using Neural Network

Shin Kwan Soo*

Abstract

The purpose of this study is to predict the roundness of Numerical Control Machining so that helps the operator to choose the right machining conditions to produce a product within the given error limits. Learning of neural network is Backpropagation theory. From this study, the base was set to setup the database to produce precisely machined product by predicting the rate of error in the fabrication facility which does not have the environment to analyze it.

Key Words : Numerical Control Machine(수치제어공작기계), Roundness(진원도), Backpropagation(오류역전파), Neural Network (신경망)

1. 서론

산업 발달로 인한 CAM시스템의 개발과 자동화 시스템의 발전으로 단순 가공 인력의 역할은 줄어들고 있으나 CAM 시스템을 효율적으로 활용하기 위한 전문가의 필요성은 점차 증대되고 있다. 특히 이러한 CAM시스템분야는 가공시간의 단축으로 가공의 효율성을 높이기 위한 최적설계와 수치제어 공작기계의 운용이 매우 중요하다. 공작기계의 운동 오차는 가공의 오차와 밀접한 관련이 있기 때문에 그 운동정도를 정확하게 평가 함과 그 오차의 정도를 알아내는 것은 수치제어 공작기계의 가공정도를 향상시키기 위하여 매우 중요하다. 과거의 운동정도의 측정방법은 직선 절삭에 의한

치수형상정도 측정, 보링에 의한 위치결정도 측정 등의 방법들이 운동정도 검사에 사용되었다⁽¹⁾. 근래에 계수 오차 측정 및 보정 방법으로 레이저 간섭계를 이용한 측정방법이 사용되고 있다. 원 궤적 시험의 경우 원 형상을 얻는 방법으로 진원판과 선형변위계를 이용한 방법, 기구적 볼바를 이용한 방법이 대부분이었다^(2,3). 레이저 간섭계의 경우 측정이 어렵고 시간의 소요가 크며 롤오차의 측정이 불가능한 단점이 있다⁽⁴⁾. 본 논문에서는 그리드 엔코더를 이용하여 수치제어 공작기계의 원운동 윤곽오차를 측정하고 3차원 측정기를 이용하여 실제 원형 포켓가공의 윤곽오차를 측정하여 이 결과를 신경망에 학습시켜 형상오차의 값을 예측할 수 있는 시스템을 구축하여 작업자의 요구에 맞는 가공을 보다 효율적이고

* 시립인천전문대학 (ksshin@icc.ac.kr)
주소: 402-750 인천광역시 남구 도화동 235번지

빠르게 할 수 있는 데이터 베이스 구축의 기반을 마련하고자 한다.

2. 진원도

2.1 진원도의 정의

진원이라 함은 하나의 중심으로부터 모든 점이 같은 거리에 있는 곡선이다. 이 중심으로부터 같은 거리에 있는 모든 점이 원에서 얼마큼 벗어났는가를 말한다. 원형부분의 기하학적 원으로부터의 차이크기를 진원도(roundness)라 한다. 환봉 또는 둥근 구멍이 진원으로 되어 있지 않고, 타원 또는 달갈형으로 되어 진원으로부터 벗어난 정도를 말한다.

2.2 진원도의 표시방법

진원도는 실경로를 2개의 동심인 기하학적 원(최소 영역 원)으로 나타낸 최대 내접원과 최소 외접원과의 반지름 차 또는 얻어진 실경로의 최소 제공원을 기준으로 하고, 그 중심을 동심으로 하여 그린 최대 반지름원과 최소 반지름 원의 반지름차로 표시하고 진원도 mm 또는 μm 으로 표시한다 (Fig. 1).

여기서 +는 최소영역원의 중심, 0은 시작점, 1은 최소 영역원, 2는 실경로, G는 진원도를 나타낸다⁽⁵⁾.

3. 신경망 해석

신경망은 인간의 뇌를 구성하는 수많은 신경세포(neuron)들의 상호작용을 모델화 한 것으로 신경세포들이 서로 거미줄처럼 연결되어 다수의 정보를 분산하여 처리하는 것이 가능

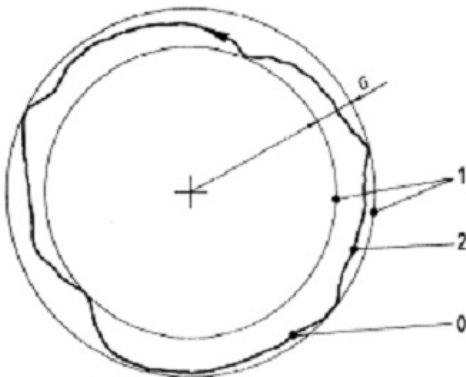


Fig. 1 Roundness

하다. 신경망을 구성하는 가장 작은 단위는 신경세포이며 이러한 신경세포들이 모여 입력층(Input Layer), 은닉층(Hidden Layer), 출력층(Output Layer)을 구성한다(Fig. 2). 이러한 세 층은 서로 가중치(Weight)로 연결되어진다. 신경망은 데이터를 통하여 가중치를 변화 시키고 그 데이터에 대하여 가중치를 일반화시킴으로써 학습을 하게 된다^(6,7).

입력층을 제외한 모든 층의 신경세포에서 각 앞층의 신경세포사이의 가중치들의 곱에 의하여 가중합이 구해지며 활성화함수(Activation Function)를 통하여 자신의 활성화치가 결정된다. 신경망의 각 요소에 해당하는 활성화함수를 도식적으로 표현하면 Fig. 3과 같다.

신경망은 학습을 하는 알고리즘으로 가중치 값의 갱신 방법에 따라 학습 이론이 바뀌게 된다. 본 연구에서 사용된 신경망 모델에서 사용한 학습 이론은 감독학습이론 중 오류역전파법(Backpropagation)을 사용하였다. 신경세포의 활성화 값은 가중치 w 의 값에 따라서 결정되며 입력 층에서 출력 층까지 전파된 값은

출력 층에 가까운 가중치부터 차례로 수정하게 된다. 입력 값에 대한 감독 값과 비교하여 오차를 줄이도록가중치 수정

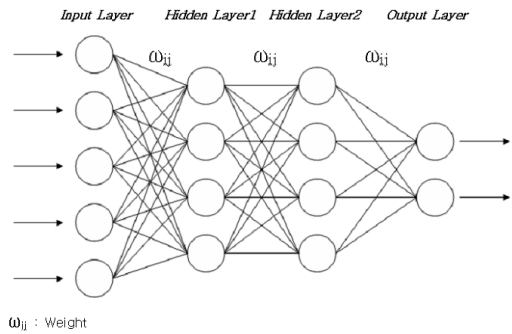


Fig. 2 Structure of Neural Network

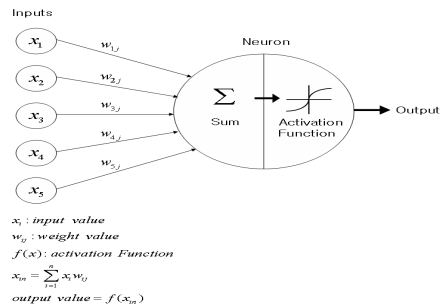


Fig. 3 Diagram of Neuron

을 반복하여 출력치가 감독 값과 가까워지도록 입력 값의 오차를 계산하여 출력 층으로부터 이전의 층으로 역전파를 행하는 방법을 오류역전파법이라 한다(Fig. 4).

하위 층으로부터 나온 값이 가중치와 곱해지고 다시 합쳐져 다음 층의 입력값이 된다. 이 입력값은 다음 층으로 가기 위하여 활성화함수에 의해 변환되게 된다. 이 활성화함수식은 Eq. 1, Eq. 2와 같다.

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)} - 1 \quad (1)$$

$$f'(x) = \frac{1}{2}[1 + f(x)][1 - f(x)] \quad (2)$$

순방향 전파 후 역전 파가 시작된다. 이때 먼저 출력층에서의 오차정보를 가진 δ 가 구해진다.

$$\delta_k = (T_i - O_i)f'(y) \quad (3)$$

T_i 는 출력 층 신경세포의 목적 값(Target value)이며, O_i 는 출력 층 신경세포의 활성화값, y_i 는 은닉 층과 출력층의 가중합이다. δ 에 의하여 출력층 ij 번째 노드에서 하위 은닉층의 신경세포로의 가중치의 변화량이 결정된다

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_i O_j \quad (4)$$

여기서 α 는 학습률(Learning rate)이고 O_j 는 은닉 층의 활성화치이다. 오차의 역전파가 끝나면 가중치의 갱신이 된다.

$$w_{\neq w} = w_{old} + \Delta w \quad (5)$$

가중치의 갱신은 일정 오차범위를 만족할 때까지 계속된다. 오차 범위내로 결정된 가중치를 이용하여 테스트 데이터

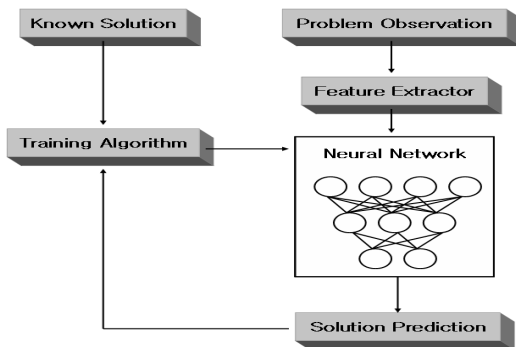


Fig. 4 Flowchart of Backpropagation

를 적용하여 패턴인식을 수행한다^(8,9).

4. 실험장치 및 방법

4.1 실험장치

본 연구에서는 수직형 머시닝센터(hwachon, Hi-M675i)와 그에 따르는 컨트롤러(Wacon, Sentrol2-M), 수치제어 공작기계의 위치정밀도를 측정하기위한 그리드 엔코더를 사용하였다. 그리드 엔코더를 수치제어 공작기계에 장착하여 그리드 엔코더로 비절삭식 4가지의 이송속도와 5가지의 반지름으로 원운동 위치정밀도인 최대 최소 오차반지름을 측정한다. 그 후 실제 가공에서의 위치정밀도를 파악하기 위하여 2날 엔드밀을 사용하여 그리드 엔코더 실험과 같은 조건으로 4개의 시편을 가공하여(Fig. 5) 접촉식 3차원 측정기(contact coordinate measuring machine)를 이용하여 진원도(roundness)를 측정하였다.

4.2 실험방법

4.2.1 비절삭 이송의 위치 측정

기본적인 원운동 정밀도의 변수로 원운동의 반지름과 이송 속도를 사용하였다(Table 1). 실험의 방법은 다음과 같다.

- (1) 그리드 엔코더를 수직형 머시닝센터에 장착한다.
- (2) 각 변수의 원운동을 실행하면서 그리드 엔코더로 최대최소반지름오차를 획득한다.

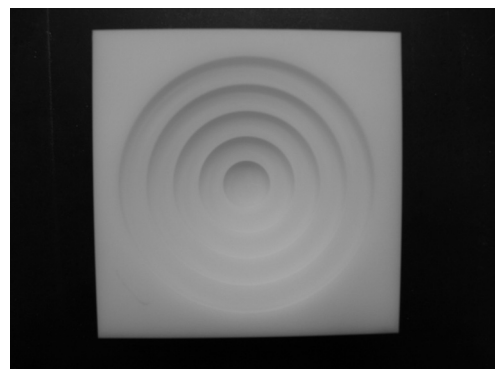


Fig. 5 Specimen(Feed 2000)

Table 1 Circular motion for analysis

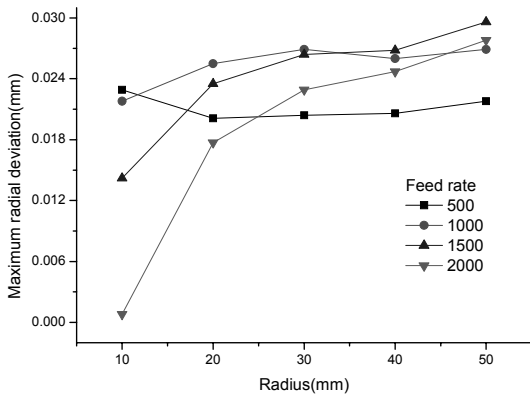
Radius(mm)	10, 20, 30, 40, 50
Feed rate(mm/min)	500, 1000, 1500, 2000

(3) 각 변수의 실제 가공을 실시한다.

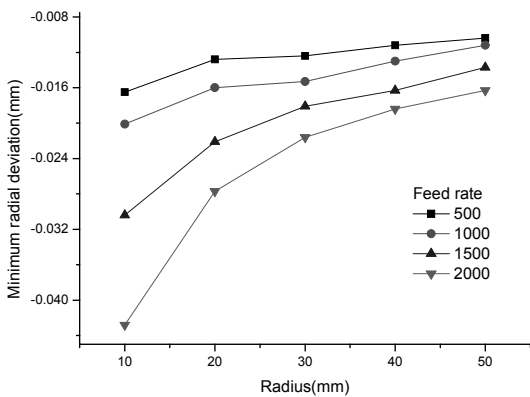
4.2.2 절삭물의 정밀 측정

본 연구에서는 수치제어공작기계의 위치정밀도의 평가 목표로 진원도의 예측을 사용한다. 예측의 신뢰성을 확인하기 위하여 예측을 하고자 하는 조건의 실제삭물의 진원도를 접촉식 삼차원측정기를 이용하여 측정하였다. 실험의 방법은 다음과 같다.

- (1) 수치제어 공작기계에서 실제로 절삭된 절삭물을 3차원측정기에 고정시킨다.
- (2) 3차원측정기의 Homing(원점복귀)작업을 실시한다.
- (3) Probe Calibration(측정 시작점 프로브 정의) 실시. Calibration Standard(표준구 교정)



(a) Maximum radial deviation(mm)



(b) Minimum radial deviation(mm)

Fig. 6 Radial deviation of grid encoder

- (4) 3차원측정기에서 공간좌표상의 물건축을 정의한다.
- (5) Scaning을 하여 진원도를 측정한다.
- (6) (1)~(5)를 2회반복한다.

5. 실험결과 및 고찰

5.1 비절삭 이송의 위치 측정 결과

가장 이상적인 실험은 모든 조건에서 신호 값을 받아 신호의 특성을 분석하는 것이다. 하지만 이것은 너무 많은 시간과 노력을 요하게 된다. 본 실험에서는 이송속도 4가지와 반경 5가지의 20가지 실험을 하여 신호를 분석하였다. 초기실험 1회와 반복실험 2회를 하여 총 60개의 실험결과를 얻어 낼 수 있었다. 3회의 실험으로 취득된 데이터의 산술평균을 구하여 신경망의 예측에 사용하였다. Fig. 6은 실험데이터의 평균값을 나타내고 있다.

5.2 절삭물의 정밀측정 결과

신경망의 학습을 위하여 접촉식 3차원측정기를 이용하여 실제 가공물의 진원도를 측정하였다. 20가지의 다른 조건의 원을 초기측정1회와 2회 반복 측정하여 60개의 데이터를 획득하였다. 3회의 측정으로 취득된 데이터는 학습에 사용되었고 산술평균을 구하여 신경망의 예측에 사용하였다. Fig. 7은 진원도의 평균값을 나타내고 있다.

5.3 신경망 예측결과

Fig. 8은 2개의 운동변수와 최대 최소 오차 반지름까지 포함(반지름, 이송속도)한 예측결과이다. 앞 결과 같이 실험값

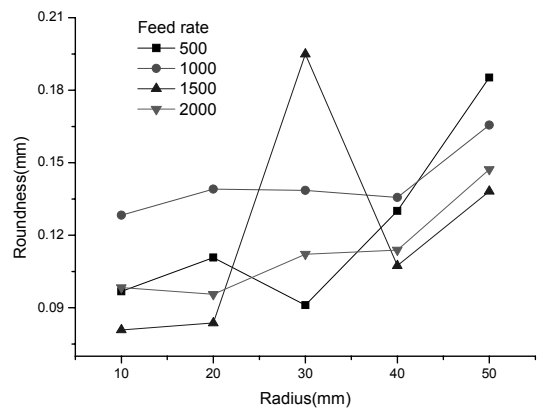
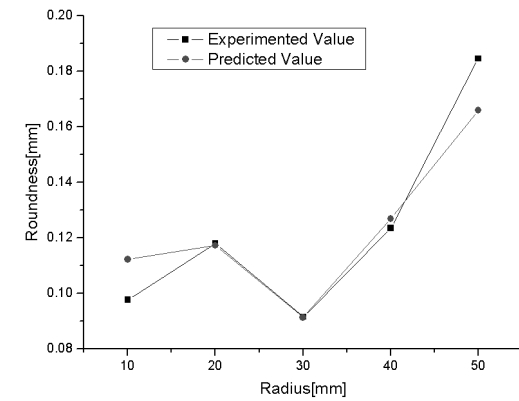
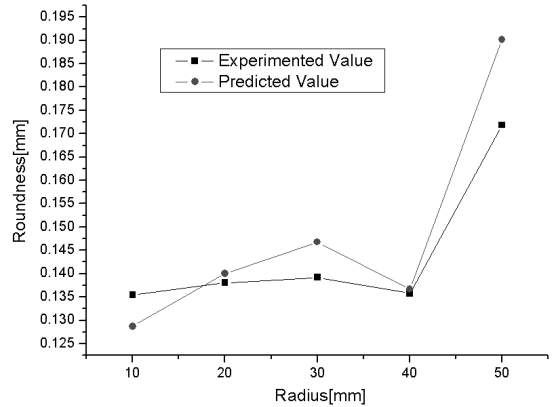


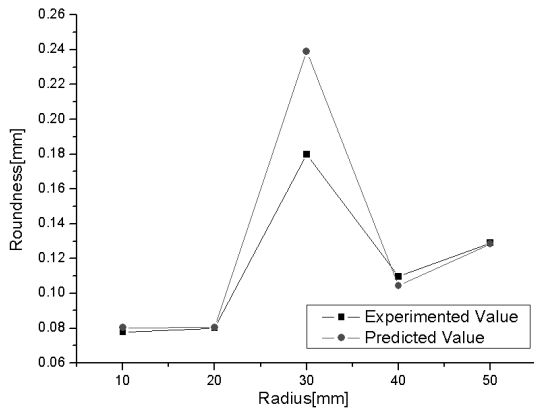
Fig. 7 Roundness of CCMM



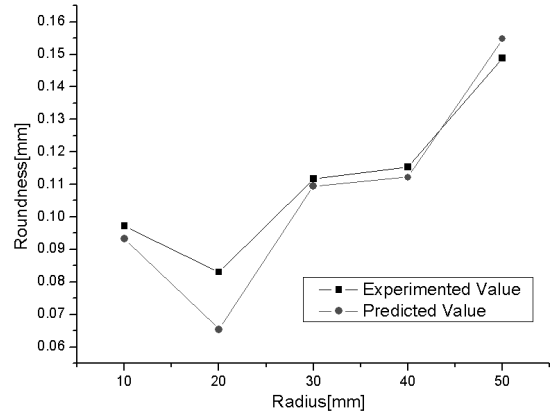
(a) 500 Feed rate



(b) 1000 Feed rate



(c) 1500 Feed rate



(d) 2000 Feed rate

Fig. 8 Result of Roundness using Normal ANN with radial Deviation

은 3차원측정기(CMM)를 이용한 진원도의 측정결과이며 예측값은 신경망의 예측값이다.

6. 결론

본 연구는 최소한의 인자만을 통하여 수치제어 공작기계의 진원도 예측을 하여 정밀한 작업시 요구되는 가공 조건을 예측하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 수치제어 공작기계에서 위치정밀도를 결정하는 중요한 가공인자를 확인하였다.
- (2) 신경망을 이용하여 94%의 신뢰성을 가진 수치제어 공작기계의 진원도를 예측하였다.

- (3) 작업시 요구되는 가공조건을 보다 쉽게 예측할 수 있는 신경망을 구성함으로써 데이터 베이스 구축의 기반을 마련하였다.

후기

본 연구는 인천전문대학 교내 연구비 지원에 의해 이루어졌음을 밝히며, 관계자에게 감사드립니다.

참고문헌

- (1) Park, I. J., Baek, H. L., Jung, H. S., and Choi, S. C., 1998, "AC Servo Motor Position and Speed

- Control Characteristics of CNC Machine Tools,” *Proceedings of the KIPE Conference in 1998*, pp. 352~356.
- (2) Gil, H. G. and Lee, G. B., 2005, “Development of a Position Control Algorithm for Feed Drives in Machine Tools Using an Error Model,” *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers A*, Vol. 29, No. 1, pp. 115~123.
- (3) Park, J. H., 1999, *Precision Measurement system*, Ya Jung Mun Hwa Sa, Republic of Korea, pp. 198~209.
- (4) Lee, S. Y., Park, J. H., Cho, S. W., and Kim, M. S., 1993, “Development of an NC Machine Performance Test and Calibration System,” *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers*, Vol. 17, No. 16, pp. 1431~1440.
- (5) ISO, 1996, *Test code for machine tools - part4 : Circular tests for numerically controlled machine tools*, ISO 230-4:1996, International Organization for Standardization, Geneva.
- (6) Laurene, F., *Foundamentals of Neural Networks*, Prentice Hall, Upper Saddle River pp. 289~333, 1994.
- (7) Oh, C. S., 1996, *Neural Computer*, Nwa Ha, Republic of Korea, pp. 194~225.
- (8) Lee, J. B., Ju, S. Y., and Wang, G. N., 1997, “Selection of Machining Parameter of Electric Discharge Wire Cut Using 2-step Neuro-estimation,” *The Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, Vol. 10, No. 3, pp. 3125~3132.
- (9) Kim, J. M., Choi, Y. W., and Chung, K. S., 2002, “MPEG Video Segmentation using Two-stage Neural Networks and Hierarchical Frame Search,” *The Journal of the Korea Information Science Society*, Vol. 27, No. 2, pp. 114~125.