

C⁺⁺ 과 신경망을 이용한 In-process 감시 시스템의 구축

조종래*(창원대학교 기계공학과 대학원), 정윤교(창원대학교 기계공학과)

Construction of In-process Monitoring System using C⁺⁺ and Neural network

Jong-Rae, Cho(Changwon univ. graduate school),
Yoon-Gyo, Jung(Changwon univ.)

ABSTRACT

Monitoring of the cutting trouble is necessarily required to do Factory Automation and Intelligent manufacturing system.

Therefore, we constructed a monitoring system using neural network in order to monitor of the cutting trouble.

From obtained result, it is shown that the cutting trouble can be monitored effectively by neural network

Key words : Cutting trouble(가공트러블), Factory Automation(공장자동화), Intelligent manufacturing system(지능형생산시스템), Neural network(신경망)

1. 서론

자동화 생산시스템의 최하위 단위인 공작기계에 대한 무인화의 실현은 FA(Factory Automation), IMS(Intelligent manufacturing system) 시스템 구축에 있어서 필수적이다. 이러한 무인화를 이루기 위해서는 가공트러블에 대한 감시기술이 중요한 부분으로 인식되고 있다.

특히, 가공분야에서 많은 비중을 차지하고 있는 절삭가공은 기구 구성의 복잡성과 다수의 불확정한 요인들로 인하여 다양한 가공상의 문제점을 내포하고 있으며, 또한 한 공정에서 발생한 가공트러블이 후속공정에 미치는 영향이 지대하므로 운전중에 가공상태를 감시할 수 있는 감시 시스템의 개발이 절실히 요구된다.

가공트러블에는 여러 가지가 있으나 그 중 채터진동은 공구와 공작물 사이에서 발생하는 심한 상대진동 현상으로 가공 정밀도, 공작기계 및 공구의 수명, 가공 공정의 생산성에 영향을 미치며, 공작기계 부품의 설계 및 구성, 가공 공정의 자동화에 중요한 변수로 작용하고 있으며, 이러한 '채터'의 발생을 모니터링하기 위한, 지금까지의 연구동향은 실험적으로 가공 후의 상태로부터 채터진동 현상을 설명하고 있고, 최근에 이르러 가공중의 채터 감시방법에 대한 연구가 다수 진행되고 있다.

신경망은 사전 지식이나 내부 시스템의 동작에 대한 지식이 거의 없고 주어진 표본으로부터의 학습경험에 의해 주어진 예제에 적합한 신경망을 형성하고 새로운 유사 입력패턴들이 주어질 경우에 그 출력패턴을 추정할 수 있는 장점을 가지고 있다. 패턴분류, 함수근사 등에서 뛰어난 능력이 증명된 신경망은 패턴인식, 문자인식, 신호처리 분야에 폭넓게 사용되어 왔다.

금속가공 분야에서는 절삭시 발생하는 센서 신호들의 특징적인 패턴들을 신경망에 학습시킨 후, 실제 가공시 발생하는 신호들에 대한 출력을 연구하는 논문들이 발표되고 있으나, 채터진동의 In-process 감시에 대한 신경망의 적용사례는 희소한 실정이다.

본 연구에서는 가공트러블을 In-process 감시하기 위하여 센서로부터의 정보패턴을 학습하고 그 패턴과 가공상태를 연관시키는 능력을 갖춘 신경망(Neural network)을 이용하여 감시 시스템을 구축하고 한다.

2. C⁺⁺을 이용한 신경망의 구축

다층 퍼셉트론 신경망을 크게 입력층, 은닉층 및 출력층으로 구성되며, 각각의 node들은 전 node들로부터 출력된 값과 연결된 가중치의 곱을 합한 다음 활성화 함수를 통과한 후의 값을 갖는다. 그리고 그 값이 출력층인 경우에는 패턴인식의 결과로 나타나게 된다.

본 연구에 사용된 다층 퍼셉트론 신경망은 node층이 4 layer인 다층 퍼셉트론으로 중간층이 2개이고, 비선형 경계치 함수는 sigmoid 함수를 사용하였다. 각 node들의 계산을 수학적으로 표현하면 계산 대상층의 j번째 node의 출력값인 x_j 는 그전 층의 i번째 출력값인 x_i 들과 그 사이의 가중치인 W_{ji} 들로써 결정된다.

$$net_j = \sum_i W_{ji} X_i$$

이러한 합을 경계치 함수에 넣어서 x_j 를 계산한다.

$$x_j = S(net_j) = \frac{1}{[1 + \exp(-bnet_j)]}$$

여기서 b 는 sigmoid 함수의 기울기로서 함수의 sensitivity를 결정하며 보통 1의 값을 사용한다. 이와 같은 연산으로 중간층과 출력층을 통과한 후에 출력신호로 나온 결과를 이용하여 패턴을 인식하게 된다.

각 node들의 연결 가중치는 입력 패턴에 따른 출력패턴과 원하는 패턴과의 오차로 계산된다. 이러한 계산을 학습이라 하며, 본 연구에서는 교사학습 중에 오차역전파학습인(Error back propagation learning)을 사용하였다.

오차역전파학습의 초기에는 가중치를 임의로 주었으나 인의로 갖고 있는 다층퍼셉트론에서 출력된 값과 출력으로 원하는 값의 오차로써 가중치를 변화시키고 계속해서 오차가 주어진 값보다 작을 때까지 반복하여 가중치를 변화시킨다.

본 연구에서 사용된 신경망 구조는 Fig. 1에서 보는 바와 같이, 입력층에 1개의 입력변수를, 2개의 은닉층 각각에는 5개의 뉴런을, 출력층에 1개의 출력변수를 가진 1-5-5-1의 신경망 구조를 가지고 있다.

학습방법은 오차역전파 학습 알고리즘, 활성화 함수는 시그모이드함수를 사용하여 학습데이

터의 오차가 0.005이하가 될 때까지 학습시키는 것으로 하였다. 구축된 신경망의 은닉층 뉴런 수의 결정은, 다양한 구조의 신경망을 시행한 결과, 가장 목표치와 결과치가 근접한 구조가 도출될 때까지 시행착오법에 의해 결정하였다. 학습단계는 오차 역전파 학습알고리즘을 이용하여 Fig. 2의 플로차트 순서로 진행된다.

본 연구에서는 센서로부터의 신호를 직접 학습데이터로 활용하여 현장에서 쉽게 학습할 수 있도록 구성하였다. 또한, 다양한 질삭조건에서 빠른 출력값을 얻기 위하여 입력신호의 변동성분만 추출하여 입력신호로 사용하였다. 그리고, 가공상태의 실시간으로 모니터링하기 하기위하여 출력값이 모니터에 출력되도록 프로그래밍하여 가공상태의 이상유무를 실시간으로 볼 수 있도록 하였다.

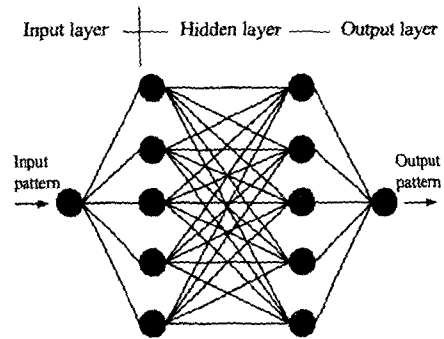


Fig. 1 Multi-layer perceptron

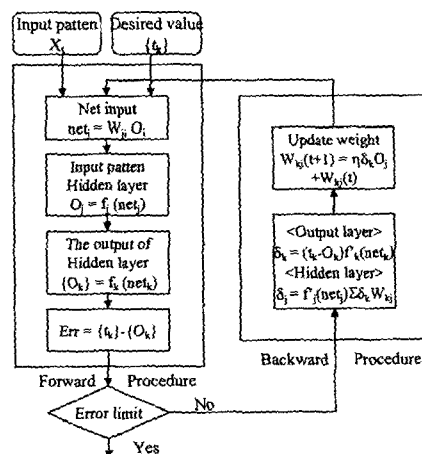


Fig 2 Error back propagation Learning rule

3. 신경망의 적용

채터진동의 In-process 감시를 위하여 CNC 선반과 Kistler사의 9257B의 압전소자형 공구동력계, A/D 변환기와 PC를 이용하여 입력신호를 추출하였으며, 채터진동 유무는 공작물의 표면조도로 확인하였으며, Mitutoyo사의 SV-624 접촉식 표면조도계로 측정길이 75mm, 측정속도 2.0mm/s로 측정하였다. 실험에 사용한 공작물은 직경 23mm, 길이 160mm인 SM45C 탄소강을 사용하였으며, 편심을 제거하기 위하여 전 가공을 실시하였다.

실험조건은 절삭속도 130, 160, 190, 210m/min, 이송속도는 0.10, 0.15, 0.20, 0.25mm/rev, 절삭깊이는 0.10, 0.15, 0.20, 0.25mm로 하여 공작물의 외주를 80mm 가공하였다. 척으로부터 채터 발생점까지의 공작물 길이를 채터 임계 거리(l_c)라고 정의하여 신경망의 성능평가 척도로 사용하였다.

본 연구에서는 절삭저항의 3분력중에서 채터진동에 가장 민감하다고 판단되어지는 주분력신호를 채터진동 판단의 입력신호로 채택하였으며, 이 신호의 변동성분만 추출하여 정규화(변동성분의 데이터중에서 극대값 및 극소값만 선택)한 데이터를 최종 신경망의 입력 데이터로 사용하였다. Fig. 3은 학습신호와 목표치를 나타내는 그림으로 학습신호는 센서로부터의 출력신호를 추출하여 구하도록 하여 빠르게 학습할 수 있도록 하였으며, 다양한 절삭조건에서도 적응성이 빠르도록 하였다.

Fig. 4은 학습회수에 따라 학습오차가 줄어드는 과정을 보여주는 그림이다. 본 논문에서는 학습오차가 0.005이하가 되면 충분한 학습이 이루어졌다고 판단하였다. Fig. 5는 Fig. 3의 데이터를 학습하여 전송된 신경망의 출력신호를 나타낸 그림이다. 주분력의 변동값이 심한 구간에서는 신경망 출력신호가 "1"을 지시한 구간으로 채터진동이 발생한 구간이며, 출력신호가 "0"을 지시한 구간은 절삭상태가 안정된 구간으로 판단되어진다. 또한 "1"과 "0"의 천이영역에서도, 본 신경망 구조에서는 명료한 결과를 보여주고 있다. 이러한 결과로부터, 본 연구에서 구축되어진 채터진동 감시를 위한 신경망 알고리즘은 채터진동 감

시에 있어서 유용하게 활용할 수 있음을 나타내고 있다.

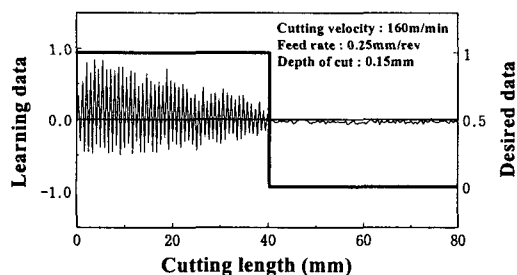


Fig. 3 Learning & desired data of neural network

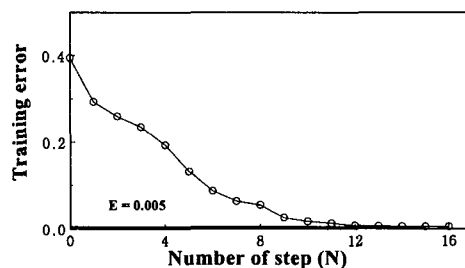


Fig. 4 Training error for number of step

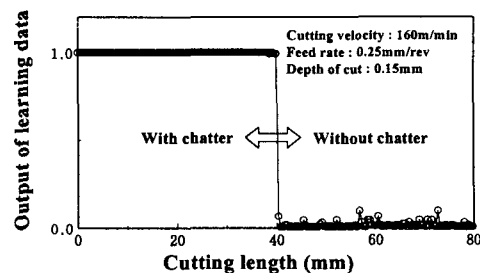


Fig. 5 Output signals of learning data

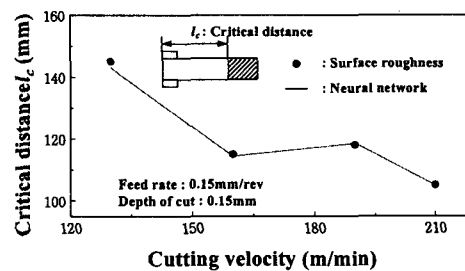


Fig. 6 Neural network of performance estimation

4. In-process monitoring & control 시스템 구축

자동화 생산시스템의 최하위 단위인 공작기계에 대한 무인화를 실현하기 위해서는 가공중 가공상태를 모니터링할뿐만 아니라 모니터링된 가공상태를 공작기계에 피드백하여 가공조건을 자동으로 변경할 필요가 있다.

Fig. 7은 In-process 감시 시스템의 구축도로써, 신경망을 이용하여 가공상태를 모니터링함과 동시에 불안정한 가공이 이루어질때는 신경망에서 공작기계의 제어부에 불안정한 가공상태를 벗어날 수 있는 가공조건을 지령하도록 되어있다.

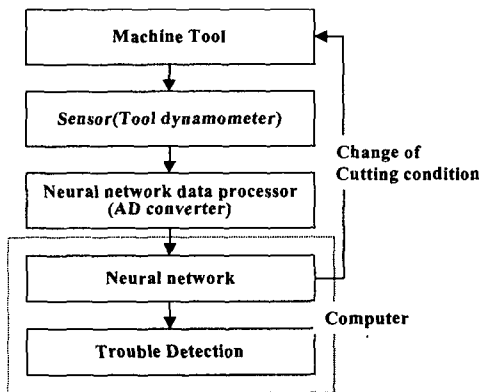


Fig. 7 Daigram of in-process monitoring system

본 연구에서는 In-process 감시 시스템을 구축하기 위하여 공작기계와의 인터페이스를 용이하게 하기 위하여 C++로 신경망을 프로그래밍하였으며, 현재 가공중 가공상태의 감시할 수 있는 시스템은 구축되어있으나, 가공상태를 제어할 수 있는 시스템의 구축은 앞으로 연구해야할 과제일 것이다.

5. 결론

C++과 신경망을 이용한 In-process 감시 시스템의 구축에 관한 연구를 수행한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) Error back propagation 학습알고리즘을 이용한 신경망을 구축하여 쉽게 학습할 수 있는 신경망을 구축하였다.

(2) chatter진동의 감시로 본 연구에서 구축한 신경망의 성능을 평가하여 다양한 절삭조건에서도 양호한 결과를 도출할 수 있었으며, chatter진동의 안정영역과 불안정영역을 뚜렷이 구분하는 좋은 특성을 나타내었다.

(3) 본 연구를 통하여 구축된 감시시스템을 기반으로 공작기계의 무인화를 실현할 수 있는 In-process monitoring & control 시스템의 구축 방향을 제안하였다.

후 기

본 연구는 과학기술부·한국과학재단지정 창원대학교 공작기계기술연구센터의 지원에 의한 것입니다.

참 고 문 헌

1. M. Rahman, "In-Proces Detection of Chatter Threshold", Trans. ASME J. Eng. Ind., Vol. 110, pp. 44~50, Feb, 1988.
2. T. Blum, I. Suzuki and I. Inasaki, "Development of a Condition Monitoring System for Cutting Tools Using an Acoustic Emission", Bull. Japan oc. of Prec. Eng., Vol. 22, No. 3, pp. 301~308, 1988.
3. S. Rangwala, D. A. Dornfeld, "Sensor Integration using Neural Networks for Intelligent Tool Condition Monitoring", Trans. of the ASME, pp. 219~228, 1990
4. G. S. Hong, M. Rahman and Q. Zhou, "Using Neural Network for Tool Condition Monitoring Based on Wavelet Decomposition", Int. J. Mach. Tools Manufact, Vol. 36, No. 5, pp. 551~566, 1996
5. Mashiro Kimura and Ryohei Nakano, "Dynamical Systems Produced by Recurrent Neural Networks", Systems and Computers in Japan, Vol. 31, No. 4, pp. 77~86, 2000