

https://doi.org/10.7735/ksmte.2018.27.3.203

J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. ISSN 2508-5107(Online)

채터검출을 위한 신경회로망 적용법

유해득^a, 진도훈^b, 김종도^c, 윤문철^{a*}

Neural Network Application for Chatter Detection

Hae-Deuk Yu^a, Do-hun Chin^b, Jong-Do Kim^c, Moon-chul Yoon^{a*}

^a Department of Mechanical and Design Engineering, Pukyong National University, 365, Sinseon-ro, Nam-gu, Busan 48547, Korea

^b Department of Mechanical and Automotive Engineering, Kookje University,

56, Janganut-gil, Pyeongtaek, Gyeonggi-do, 17731, Korea

^c Center of Industrial Cooperation, Jungwon University,

85, Munmu-ro, Goesan-eup, Goesan-gun, Chungbuk-do, 28024, Korea

ARTICLE INFO

Article history:					
Received	25	January	2018		
Revised	26	March	2018		
Accepted	2	April	2018		
Keywords:					
Chatter					
GRNN					
Kurtosis					
Perceptron					
RBNN					
Variance					

ABSTRACT

The end-milling chatter behavior is very complex and is closely related to a non-periodic dynamic property and the end-milling force; therefore, it is very difficult to detect and diagnose chatter using the end-milling force. This paper presents a novel method for detecting chatter in end milling using neural network, such as Generalized regression neural network (GRNN), Radial basis neural network(RBNN) and perceptron regardless of periodic and non-periodic forces. As a pattern criterion variable for target data, stochastic variance and kurtosis are used for the neural network configuration. By comparing the end-milling force histories with stochastic variables in the fundamental end-milling property, the time domain chatter characteristics are well reviewed, and separated and patterned well for chatter detection. These neural network results using stochastic variables show the reliability of chatter detection; furthermore, it can detect the malfunction property in end-milling and can be applied for determining the existence of chatter.

1. 서 론

엔드밀 가공 중에는 절삭력의 구체적인 상황을 파악하기 곤란 한 상태이므로^[1-10] 가공 중에 채터의 유무를 판단 할 수 있다면 이 방법은 아주 유용한 방법이라고 할 수 있다. 참고문헌^[9,10]에서 는 채터 분석에 가장 유리한 변수라고 판명된 통계학적인 변수인 첨도(kurtosis)와 분산(variance) 등의 변수를 임의의 시간 주위의 정해진 그룹 데이터를 이용하여 추종하였다. 시간 경과에 따라 실

* Corresponding author. Tel.: +82-51-629-6160 Fax: +82-51-629-6150 시간으로 각 그룹에서 이들 변수 값을 계산하였으며 그 변수와 채터가 어떠한 관계에 있는지를 규명하여 그 문지방(threshold) 기준 값을 지정하여 채터 영역과 비채터인 안정영역(stable zone) 을 두 개의 값으로 나누었다^[11]. 본 연구는 이 변수를 경계역역으 로 하여 채터 패턴의 유무를 판단하는 신경회로망의 입출력데이 터로 이용하였고 그 출력치를 여러 가지 신경회로망으로 나타내 어 그 회로망의 거동을 알아보고자 하였다. 결정된 출력데이터의 목표치는 트레이닝 시켜 최종 목표값으로 나타내었으며 이 값은

E-mail address: mcyoon@pknu.ac.kr (Moon Chul Yoon).

채터의 유무를 분명하게 나타내는 값으로 분류된다. 특히 첨도, 분산 변수의 특징을 분석하여 그 문지방 기준값을 경계로 패턴을 표현하면 채터 특성을 쉽게 검출하는 방법으로 사용할 수 있었 다. 특히 신경회로망으로 연결하면 두 단계로 채터가 있고 없음 을 확실하게 나타낼 수 있다. 연구에서 채터 절삭력을 감지하기 위한 새로운 변수를 도입하면 마찬가지로 적용할 수 있으나 본 연구에서는 여러 변수 중 첨도와 분산의 두 변수의 조합이 신뢰성 이 높다[11]는 것을 이용하여 신경회로망과 조합을 하여 채터의 유 무를 분리하고자 하였다. 채터의 특성과 절삭력과의 관계에서 채 터가 있는 절삭력에서는 주기적 특성과 불규칙적인 변동 특성이 동시에 갖고 있으며 따라서 이런 두 가지 특성을 뚜렷하게 분리할 수 있는 변수를 사용하여야 채터를 보다 확실하게 분리 할 수 있고 이 방법은 채터를 아주 확실하게 검출하는 방법이라고 할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 판단 변수를 이용하여 입력, 출력데이터로 하였고 신경회로망의 원하는 출력데이터를 얻을 수 있었다. 연구 에 이용된 신경회로망으로는 일반회귀 신경회로망(generalized regression neural network: GRNN), 반경 기저 신경회로망 (radial basis neural network: RBNN), 특정 목적에 맞도록 연결 강도를 조정하여 반복적 학습 방법을 사용하는 퍼셉트 론 신경회로망(perceptron neural network: PNN) 등을 적용 하여 채터 유무의 판단 결과와 그 적용 가능성을 알아보고자 하 였다. 적용한 결과 변동성이 있는 절삭력에서 변동성이 있는 동 적성분(채터)과 주기적인 성분(공구패싱)을 분리하여 채터의 유 무를 분리할 수 있었다. 이러한 방법은 채터를 온라인으로 감지 하여 사전에 검출하는 변수로 사용할 수 있으며 현장에서 실시간 으로 채터를 분리하는 방법으로 사용될 수 있었다. 또한 본 연구 에서는 기존의 주파수 분석법 등과 병행하면 보다 신뢰성 있는 채터 검출을 할 수 있었다. 신경회로망과 조합된 본 연구는 하드 웨어적 전자회로를 구축하면 실시간 채터 분석에 유용하게 사용 할 수 있고 채터 검출을 신뢰성 있게 확보하는데 아주 유용하게 사용할 수 있다.

2. 신경회로망과 채터에 적용

절삭력 신호에 포함되어 있는 신호를 이용하여 시간 영역의 데 이터를 신경회로망을 이용하여 채터가 있거나 없는 절삭력으로 쉽게 구분하는 방법으로 통계학적인 인자인 분산, 첨도 등의 인자 를 임의의 시간 주변에서 정해진 그룹 데이터를 이용하여 구하였 고 시간의 경과에 따른 각 그룹에서 두 인자의 거동을 예측하였다. 채터와 어떠한 관계에 있는지 그 경향을 알아보기 위해 특히 분산 과 첨도 변수의 특징을 알아 볼 필요가 있다. 적용된 각 통계학적 인자는 엔드밀 절삭력 임의시간 주위의 그룹 데이터를 이용하여 다음과 같은 식을 이용하여 각각의 통계학적인 변수를 정의 할 수 있다.

1) 변산
$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \overline{x})^2}$$
 (1)

2) 첨도
$$k_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \frac{(x_i - \overline{x})^4}{\sigma}$$
 (2)

신경회로망의 목표치는 앞의 두 변수의 기준을 정하여 부여할 수 있다. 본 연구에서 적용된 신경회로망에는 다음과 같은 회로망 이 있다.

1) 일반회귀 신경회로망(generalized regression neural network: GRNN)은 함수의 근사에 이용되고 있고 반경 기저층의 특 이한 선형층으로 되어 있으며 그 일반적인 구조는 Fig. 1과 같다. 이 신경회로망의 은닉층(hidden units)의 각 유닛은 LF (linear fitting) 노드와 RF (receptive field) 노드로 구성되어 있다. 출력 단에는 조절(regulating) 노드와 합산(summing) 노드가 있고, 신 경망의 전체 출력은 이 두 노드의 곱으로 나타난다. 은닉층의 각 유닛은 최적의 단위분할을 형성하여 지역적으로 함수를 유사 근사 (affine approximation)하는 역할을 한다.

2) 반경 기저 신경회로망(radial basis neural network: RBNN)은 다층 앞먹임 신경망에 속하며, Fig. 2는 두 개의 층을 갖고 있는 반경 기저 신경회로망으로서. 은닉 층의 각각의 뉴런들 은 가우시안과 같은 반경 기저함수를 활성함수로 갖는다. 각 뉴런 이 가지는 반경 기저함수의 중심은 그 뉴런이 갖는 연결강도에 의해 결정되고, 그 위치와 함수의 폭은 학습을 통해 구하게 된다. 출력은 모든 반경 기저함수의 출력의 선형 조합으로 결정되고, 은 닉층은 입력패턴을 표현하기 위한 기저(basis)를 형성한다고 할 수 있다.

3) 다층퍼셉트론 (multi layer perceptron) 신경회로망: 문지 방 함수(threshold units) 값이 0 또는 1인 경우는 결정구역이



Fig. 1 Generalized regression neural network (GRNN)



Fig. 2 Radial basis function neural network structure





단층 퍼셉트론인 경우 초평면(hyperplane)이지만, 다층 퍼셉트 론의 경우는 불연속적인 초평면이 된다. 이 경우는 선형적으로 나뉘지 않는 패턴이 있는 경우이다. 대표적인 경우가 바로 XOR 패턴이다.

Fig. 3(a)의 데이터에서, 2차 평면에서 선은 A와 D, B와 C가 같은 패턴 그룹으로 나눌 수 있으며 Fig. 3(b) 같이 여러 개의 초평 면을 사용하여 패턴 분류를 할 수 있다. 분류 형태에 따라 여러 계 층의 퍼셉트론을 이용하여 이런 패턴을 분류할 수 있다. 즉, Fig. 4에 표현한 것처럼, x_1 과 x_2 라는 입력 층과, 중간에 z_1 과 z_2 의 은 닉층, 그리고 마지막으로 출력 값 y를 내보내는 출력 층 이렇게 3개의 퍼셉트론들을 결합시켜 선형적으로 분리 불가능한 문제도 바로 다층 퍼셉트론을 이용하여 해결할 수 있다.



Fig. 5 Geometric configuration of the workpiece

Table 1 End milling Experimental conditions

Workpiece	SM45C		
End mill	Diameter	15 mm	
Eng-min	Helix angle	30°	
Feedrate	45~85 mm/min		
Spindle speed	500 rpm		
Axial depth of cut	3 mm		

3. 절삭력 실험과 그 특성분석

채터 신호의 특성을 알아보기 위하여 절삭력에 채터 있는 영역과 없는 영역을 만들 필요가 있다. Fig. 5와 같은 시편을 만들어 세 구역의 맨 우측에서 채터가 일어 날 수 있도록 3단계로 공작물 형 상을 구성하였다. 또한 각 단계에서도 이송속도를 점점 증가하여 우측으로 갈수록 가혹한 조건이 되어 채터가 더욱 일어나기 쉽도록 하였다. 각 1~3단계의 회전속도는 일정한 500 rpm이고 각 단계에 서는 우측으로 가공 할수록 점차적으로 이송을 증가하는 절삭조건 이 되도록 NC 프로그래밍을 하여 실험을 수행하였다. 직경 15 mm의 4개의 날을 가진 엔드밀로 가공하여 절삭력을 얻었다. 이 절삭력 신호에는 채터가 없는 1, 2단계와 채터의 동적성분이 많이 포함되는 3단계의 절삭력을 얻도록 적절한 절삭조건을 선정하여 원하는 절삭력을 얻도록 실험을 하였다.

Fig. 6(a)은 Fig. 5의 시편을 가공할 때 각각 측정된 공구 진행 방향의 절삭력 *F_x* 성분의 절삭력을 나타내고 있다. 시간영역에서 날당 모양새와 그 형상을 정확히 구분하기가 쉽지 않았으며, 절삭 력 신호만 가지고는 채터인지 아닌지를 구분하기란 어렵다고 판 단된다. Fig. 6(b)~(d)는 3단계로 구성된 절삭력 신호를 확대하여 나타낸 것이고 시간 영역에서 날 당의 모양새와 그 형상을 정확히 구분할 수 있다. 각각의 확대된 신호를 분석 및 검토하여 공구 패 성 주파수 와 채터를 분석하고자 하였다. 이 신호는 Fig. 5에서 보여 지는 공작물(workpiece)을 공구동력계위에 장착하여 우축 의 3단계에서 채터가 발생하도록 Table 1에 제시되어진 실험조건 을 고려하여 절삭력을 측정한 결과이다. 이 절삭력은 엠프와 A/D converter를 통하여 오실로스코프(oscilloscope) 및 PC로 각각의 채널로 받을 수 있다.



4. 신경회로망과 채터에 적용

4.1 엔드밀 절삭력의 분산과 첨도치 거동

Fig. 7(a)은 공구 진행 방향의 절삭력 F_x 절삭력 신호를 이용하



Fig. 7 Variance and kurtosis of F_x for 70 data in each group

여 시간의 경과에 따른 주위 70개의 데이터를 이용하여 그 시간의 분산을 식 (1)을 이용하여 구한 것이다. 1~3 영역에서의 분산값을 나타내고 있다. 신호 진폭이 크게 변화하는 영역에서는 잔차와 비 슷하게 분산값의 특성이 크게 나타나고, 채터가 상대적으로 없는 안정되는 영역에서는 분산값이 작은 값으로 계산되는 것을 알 수 있다. 즉 채터가 발생되지 않는 1, 2영역에서는 시간 그룹에서 분산 을 구한 것으로 신호의 진폭이 줄어들면 분산치가 작게 나타나고 있으며 채터가 있게 되는 3영역에서는 분산치가 증가하게 된다. 채 터 절삭력 신호는 보통 진폭이 크게 나타나며 불규칙한 주기성을 갖고 있다. 따라서 채터 신호를 이용하여 이러한 시계열 인자를 계 산하면 채터 있는 영역에서는 분산이 커지는 것을 알 수 있다. 채터 가 없는 주기신호의 진폭이 커도 분산은 크게 나타나므로 분산 값 이 크면 채터가 있거나 주기성의 절삭력 신호가 큰 경우라고 볼 수 있다. 따라서 일반적으로 채터는 분산이 큰 영역에서 나타나고 있음을 알 수 있다. Fig. 7(a)는 전 구간에서 절삭력 F_x의 분산 값을 계산한 것을 보여주고 있으며 1~2단계의 분산 거동에서는 채터가 없거나 공구패싱 주파수 같은 동적성분만 발생하는 분산의 신호를 보여주고 있다. 3단계에서는 채터 성분이 있는 영역으로 채터 성분 이 뚜렷이 발생하고 분산의 값이 증가함을 알 수 있다. 절삭력 F_x 성분의 분산 값은 그룹 데이터의 수에 따라 달리 나온다. 3단계의 영역에서는 채터 성분이 뚜렷이 발생하고 있는 영역으로 분산 값이 상당이 크게 나타나는 것을 알 수 있다.

이러한 분산 값은 그룹 데이터의 수에 따라 어떻게 되는지를 알 수 있고 그룹 데이터를 크게 하면 채터가 있고 없는 경계를쉽게 분리 할 수 있어 그 영역이 뚜렷이 구분되고 그 문지방 한계값을 수월하게 설정 할 수 있다. 그룹 데이터를 잡을 때에도 개수에 따라 데이터 개수가 70개로 많은 경우 분산 신호의 문지방 한계값 기준 이 뚜렷해지는 것을 볼 수 있다. 그룹의 데이터의 수 10개, 50개, 70개의 절삭력을 이용하였을 때의 분산의 기준 한계값은 각각 8×10⁴, 6.5×10⁴ 및 9×10⁴ 정도로 계산되었다. Fig. 7(b)는 임의 시간에서 주위 절삭력 데이터 수를 지정한 그룹의 첨도 값을 계산 한 것이다. 채터가 있는 영역은 절삭력의 진폭이 크게 변화하는 3 단계 영역에 있으나 첨도 값은 아주 작게 계산되고 있다.

공구 패싱 주파수만 있고 채터가 없는 1~2단계 영역에서는 첨도 의 값이 채터가 있는 경우보다 오히려 크게 나타나고 있으며 채터 가 있는 영역에서는 첨도변수의 진폭이 오히려 작게 나타나고 있 다. 즉 첨도 값은 채터 있는 영역에서는 작게 됨을 알 수 있다. 공구 패싱 주파수의 주기적인 특성이 있고 채터가 없는 절삭력의 경우는 첨도의 수치는 오히려 크게 된다. 따라서 첨도 값을 채터와 공구패 싱 주파수 유무를 검증 변수로 사용할 수 있다. 또한 그룹 데이터의 개수에 따라 첨도 값도 분석하였으며 그룹 데이터 수에 따라 한계 치의 설정에 난이도가 있게 되었다. 데이터 개수가 30~70개 인 경 우 중, 70개의 경우에서 첨도 신호의 한계치 기준이 뚜렷하게 분리 될 수 있었다. 이 절삭력의 첨도 변수의 한계치는 각각 3×10⁻¹², 8×10⁻¹² 및 7×10⁻¹² 정도로 계산되었다.

4.2 GRNN, RBNN을 적용한 패턴 결과

절삭력 신호 데이터는 신경회로망을 통하여 원하는 패턴으로 나 타낼 수 있으며 원하는 출력을 그대로 나타낼 수 있다. 신호를 입력 으로 하여 그 목표치를 절삭력의 크기로 출력 신호를 만들어 낼 수 있으며 그 목표 값을 절삭력의 크기로 하였을 때 각각의 신경회 로망으로 추종한 절삭력 결과를 Fig. 8에서 보여주고 있다. Fig. 8(a)는 GRNN으로 절삭력 F_x 를 추종한 것이고, Fig. 8(b)는 RBNN으로, Fig. 8(c)는 FFBN 으로 F_x 절삭력을 추종하여 나타 낸 것이다. GRNN이나 RBNN의 목표치를 절삭력의 신호의 진폭 으로 하여 그 출력의 신호를 각각의 신경회로망으로 추종한 결과가 Fig. 8와 같다. 절삭력을 분석한 결과 좌측의 1영역과 2영역에서는 채터가 발생하지 않았고 제 3영역에서는 채터가 발생한 영역이고 추종한 데이터로는 채터의 유무를 판단하기가 쉽지 않다. 따라서 이 절삭력 데이터의 채터 영역과 안정영역을 구분 할 수 있는 방법 이 필요하고 따라서 본 연구에서는 이전 논문^[9]의 방법에서 채터판 별 기준을 적용하여 채터 영역을 1, 채터가 없는 영역을 0으로 하



Fig. 8 Predicted force of F_x with several neural network

여 신경회로망 목표값 으로 부여하여 채터 신호의 유무를 2단계(0, 1)의 비트 논리로 표현하고자 하였다. Fig. 9은 각각의 일반 회귀 신경회로망(GRNN)이나 반경 기저 신경회로망(RBNN)으로 각 영역에서의 채터의 유무와 절삭력 진폭과 관계의 분포를 나타내는 결과를 보여주고 있다. 그러나 이 절삭력 데이터의 추종치 에서는 뚜렷하게 채터 영역과 채터가 없는 영역을 구분하는 것이 수월하지 않으므로 이를 분명히 하여 추종 목표치로 1과 0으로 구분하기 위 하여 분산과 첨도 변수의 문지방값을 이용하여 목표치를 뚜렷하게 부여할 수 있다. Fig. 9은 절삭력 F_x를 이용하여 그 목표치를 분산 과 첨도의 문지방값을 기준으로 하였고 그 목표치를 기준으로 하여 채터의 영역과 안정 영역을 분석한 패턴을 보여 주고 있다. 그림에 서 채터 영역을 1, 안정 영역은 0으로 분명하게 시간에 따라 판별



Fig. 9 Predicted force pattern F_x with several neural network

되고 따라서 이 결과로 시간영역에서 채터의 유무를 확실히 판별 할 수 있다. Fig. 9(a)는 GRNN으로 판별한 것이고, Fig. 9(b)는 RBNN으로 채터 패턴을 판별한 것이다. Fig. 9(c)는 FFBN 방법



Fig. 10 Input and target data using stochastic variable

으로 목표치를 학습시켜 얻은 패턴이고 Fig. 9(d)는 입력을 진폭으 로 하여 목표치를 학습시켜 얻은 패턴이고 그림 모두 진폭 입력에 따른 채터의 패턴을 잘 표현하고 있다.

Fig. 9은 Fig. 8의 절삭력의 채터를 0, 1의 패턴으로 분류하기 위하여 첨도와 분산 변수를 계산하여 그 경계를 설정하여 각각 절 삭력의 패턴을 뚜렷하게 분류한 것이다. GRNN이나 RBNN으로 각 영역에서의 절삭력의 진폭을 목표치로 하고 추종한 결과를 보여 주고 있다. Fig. 9(d)는 FFBN으로 F_x 목표치를 학습시켜 얻은 절 삭력 패턴이고 이는 학습하지 않은 절삭력과 별 차이 없었으나 미 세한 값의 경우에는 서로 그 패턴의 차이를 나타낼 수 있다. 절삭력 F_x도 분산과 첨도 값을 이용하여 추종 목표치로 1과 0으로 구분하 고 목표치를 뚜렷하게 부여할 수 있다. 채터영역(1)과 안정영역(0) 으로 구분하여 절삭력 신호에서 채터의 유무를 2단계 (0, 1)의 비 트 논리로 표현하여 보다 수월하게 채터 유무를 판단할 수 있다.

4.3 퍼셉트론 신경회로망의 분석

절삭력 신호 크기의 데이터는 신경회로망의 입력과 출력데이타 로 이용할 수 있으며 그에 따라 여러 패턴으로 분류할 수 있다. 신 경회로망에 따라 그 입력에 대한 목표치를 적응훈련(training)하여 구할 수도 있고 그 가중치(w)와 절편(b)에 따라 그 추종되는 목표 치의 결과를 나타내기도 한다. 가중치가 커짐에 따라 그 목표치의 차이를 줄여서 나타내는 경향이 있으며 절편이 커지면 그 목표치를 이동시키는 결과를 보여주고 있다. 각 신경회로망의 그 목표치를 각각의 신경회로망으로 추종한 결과를 그대로 나타낼 수 있고 절삭 력을 분석한 결과 좌측의 1영역과 2영역에서는 채터가 발생하지 않고 제 3영역에서는 채터가 발생한 추종 데이터의 패턴을 가중치 와 절편에 따라 표현할 수 있었다. 절삭력 데이터의 채터영역과 안 정영역을 구분 하는 패턴 변수의 특성을 분석할 필요가 있고 그 결과를 분석하였다. Fig. 10은 첨도와 분산 변수에 의해 채터 유무 가 결정된 신경회로망의 목표치를 나타낸 것이다. 이 회로망의 가 중치와 바이어스(절편)는 w = 100, b = 10로 하여 학습 시킨 결과 가 Fig. 11~Fig. 13이고 매트랩의 train 함수를 이용하여 패턴를







Fig. 12 Trained target pattern for chatter (w=100, b=30)



Fig. 13 Trained target pattern for chatter (w=100, b=50)

분석한 결과로 피드백 하여 학습시킨 결과이다. b의 변수를 변화하 면 패턴 변수와 목표치는 변화가 없고 w를 변화하면 그 크기는 변 화하고 패턴은 같은 형태로 패턴을 분류하였고 채터 있는 영역과 없는 영역을 잘 검출하였다.

5. 결 론

엔드밀 가공에서 채터가 일어나는 경우, 분산과 첨도 변수를 이 용한 출력 신호로 채터 특성을 분리 할 수 있도록 신경회로망을 구성하였고 이 구성으로 채터의 유무를 보다 신뢰성 있게 검출하여 나타낼 수 있었다. (1) 엔드밀 절삭력의 진폭 및 분산이 크고, 첨도가 작게 동시에 나타날 때 채터가 분명하게 일어났다. 그 외의 조건에서는 채터가 일어날 가능성이 떨어지며 이러한 채터 분별 기준을 이용하면 가공 시 수월하게 채터의 유무를 감지할 수 있다. 여러 통계학적인 변수 중 가장 영향력이 큰 첨도와 분산의 두 인자만을 실시간으로 구하 고 이를 이용하여 절삭력 신호에서 구분하기 어려운 채터 주파수와 공구날 주파수 같은 주기성분의 특성을 확실히 판별 할 수 있어 채터의 시간 영역 분석법으로 유용하게 사용될 수 있다.

(2) 통계학적 변수인 분산과 첨도를 이용하여 채터 주파수 성분을 시간 영역에서도 정확히 판별하는 방법을 제시할 수 있었고 분산과 첨도 변수를 동시에 사용하여 채터를 보다 신뢰성 있게 검출할 수 있었고 판정기준의 한계 값의 레벨을 결정하여 신경회로망과 연결하면 보다 수월하게 채터 유무를 뚜렷하게 패턴을 분별 할 수 있다.

(3) 채터 주파수와 주기적인 공구패싱 주파수 같은 동적인 성분 이 포함되어 있는 절삭력에서 신경회로망을 통과시켜 채터가 있는 1로 판별하고, 채터가 없는 경우는 0으로 판별하여 1과 0의 두 단 계로 분명하게 분리 할 수 있었다. 고주파 성분인 채터주파수와 저 주파 동적성분인 공구 패싱 주파수를 시계열 신호에서 1과 0으로 분명하게 판단 할 수 있다.

후 기

이 논문은 부경대학교 자율창의학술연구비(2017년) 지원에 의 하여 연구되었음.

References

- Tlusty, J. and Polacek, M., 1963, The Stability of Machine Tools against Self Excited Vibrations in Machining, Proceedings of the International Research in Production Engineering Conference, Pittsburgh, PA, ASME, New York, 465–474.
- [2] Meritt, H. E., 1965, Theory of Self-Excited Machine-Tool Chatter, Transactions of the ASME, Journal of Engineering for Industry 87, 447-454.
- [3] Chin, D. H., Son, S. K., Cho, H. D. and Yoon, M. C., 2007, Spectral Analysis of Malfunction Mode in End-Milling, J. of Mechanical Science and Technology, 21, 1637-1643.
- [4] Chin, D. H. and Yoon, M. C., 2006, Time Series Modelling and Spectrum Analysis for Chatter Mode in End-Milling Dynamics, I. J. Advanced Manufacturing Technology, 29, 1125-1133.
- [5] Yoon, M. C. and Kim, Y. G., 2004, Cutting Dynamic Force

Modelling in End-Milling Operation", J. of Materials Processing Technology, 155, 1383-1389.

- [6] Yoon, M. C. and Chin D. H., 2005, "Cutting Force Monitoring in the End-Milling Operation for Chatter Detection", Journal of Eng. Manufacturing, 12, 455-466.
- [7] Ji, Y. H., Kim, J. D., Kim, K. H., Kim, B. T. and Yoon, M. C., 2015, Chatter Detection Using Dynamic Property Variable, Proceedings of the KSMPE Autumn conference, 41.
- [8] Yang, J. Y., Kim, B. T. and Yoon, M. C., 2012, Dynamic and Static

End-milling Force Analysis According to Workpiece Geometry, J. of KSMPE, 11:4, 13-19.

- [9] Ji, Y. H., 2017, The Chatter Detection of End-Milling Force Using Stochastic Variable, Master thesis, Pukyong National University.
- [10] Yu, H. D., 2018, Neural Network Application for Chatter Detection, Master thesis, Pukyong National University.
- [11] Lee, S. Y., 2016, Simulating Cutting Forces in Milling Machines Using Multi-Layered Neural Networks, J. of KSMTE, 25:4, 271-280.