

## RBF/ART1을 이용한 선삭에서의 절삭력 이상신호 검출 Fault Detection of Cutting Force in Turning Process using RBF/ART-1

임상만                  이명재                  유봉환  
(승설대원)              (성남기능대)              (승설대)  
sang man, Im            myoung jae, Lee        bong hwan, Ryu

**Keyword :** radial basis function(반경기저함수)  
adaptive resonance theory1 (적응 공진 이론1) turning  
process(선삭공정) neural network(신경회로망)

**Abstract:** The application of neural network for fault detection of cutting force in turning was introduced. This monitoring system consist of a RBF predicton model and a ART-1 pattern classifier. RBF prediction model predict a cutting force signal. Prediction error of predictor is used for a input vector of ART-1 pattern classifier. Prediction error could be successfully performed to fault signal monitoring of ART-1 pattern classifier.

### 1. 서론

생산 분야에서의 기술 혁신은 전자, 정보등의 기술을 체택함으로써 생산공정에 있어서 다수의 NC공작기계, 로보트, 운송장치를 결합하고 공구관리나 생산 관리까지도 컴퓨터를 이용하는 완전한 무인 자동화의 가능성을 한층 높여주고 있다. 일반적인 생산 시스템은 공정의 상태를 감시하거나, 이상을 감지하여 적절한 조치를 취하는 감시자가 필요하다. 그러나 무인 자동화 공정에서는 이러한 감시자의 역할들은 컴퓨터의 인공지능기능에 의해 대체되어야 한다. 따라서 무인 기계 가공을 달성하기 위해서는 감시자의 역할을 대신할 수 있으며 패턴인식 기능과 의사 결정 능력을 갖는 지능형 센서 시스템 (Intelligent sensor system)이 반드시 필요하다. 절삭 공정에 있어서도 높은 정밀도의 실현을 위해서 전술한 감시 시스템이 절실히다 하겠다.<sup>[1][2][3]</sup> 선삭가공에서는 차례 진동, 공구의 파손, 칩주기성, 절삭조건의 부적절함 등에 의해 절삭력의 이상신호<sup>[4]</sup>가 나타나게 되는데, 그와 같은 현상이 나타날때 시스템의 동적 특성이 변하면서, 결국 공작물의 표면 거칠기, 공구수명, 절삭과정의 안정성에 해로운 영향을 주어 생산성을 저하 시킨다. 따라서 이러한 절삭력 이상신호 감시는 공정의 생산성 향상을 위해서 반드시 필요하다고 할수 있다.

본연구에서는 신경회로망의 예측모델<sup>[5]</sup>과 패턴분류모델<sup>[6]</sup>을 이용하여 선삭가공에 있어서의 절삭력 이상신호를 검출하고자 한다. 구체적으로 반경기저함수(RBF : Radial

Basis Function)예측모델로부터 구한 예측 절삭력 신호와 실제 신호와의 오차정보를 적용공진이론1(ART1 : Adaptive Resonance Theory 1) 패턴 분류기의 입력벡터로 제시함으로써 절삭력 이상 신호의 발생점을 검출하고자 한다.

### 2. 검출시스템 구성

본 연구에서 절삭력 이상 신호를 검출하기 위해 구성한 알고리즘은 Fig. 1 과 같다. 이 알고리즘은 2단계로 구성되어 있다. 첫번째는 RBF신호예측모델이고, 실제 신호와의 오차정보를 입력받아 패턴분류를 수행하는 ART1 신경회로망이 두번째 단계이다.

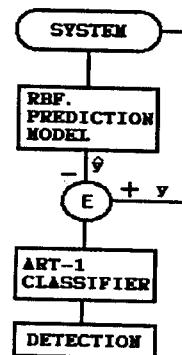


Fig.1 Proposed cutting force fault signal detection

### 3. RBF 절삭력 예측모델

Rowell이 제안한 RBF 알고리즘은 국부적으로 조정된 인수분해 가능한 기준 합수를 선형조합하여 임의의 합수를 근사추정하는 방법이다. Fig. 2에 보여주는 반경기저함수회로망의 계산구조는 주어진 다차원 입력 벡터와 숨은 층 뉴런의 각 센터사이의 거리를 구하여 비선형합수로 변환한후 출력층의 선형 결합기로 출력시킨다. 여기서 출력층과 숨은층사이의 w는 정신되어야 할 파라미터이다. 그러므로 주어진 입력 데이터에 대하여 출력

총의 응답은 식(1)과 같다.

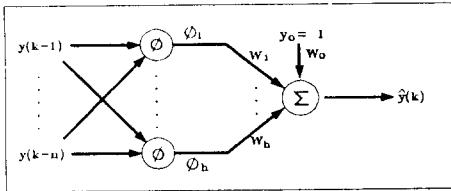


Fig. 2 Radial basis function prediction model

$$\hat{y} = w_0 + \sum_{i=1}^h w_i \psi_i \quad (1)$$

$$\psi(r) = \psi(|x - Center_i|) \quad (2)$$

여기서  $x$ 는  $x \in R^n$ ,  $x = [y(k-1), \dots, y(k-n)]$  인 입력 데이터,  $\psi(\cdot)$ 는 RBF,  $\|\cdot\|$ 는 유클리디안 거리,  $Center_i$ 는  $Center_i \in R^n$ ,  $1 \leq i \leq h$ 인 RBF 센터,  $w_i$ 는 가중치,  $h$ 은 숨은층의 뉴런수, 즉 RBF 센터의 수이다. RBF형태는 여러가지가 있는데 본 논문에서는 RBF를 식(3)과 같은 가우시안 함수를 사용하였다.

$$\psi(r) = \exp(-r^2/\sigma^2) \quad (3)$$

RBF식으로부터 입력벡터가 센터위치와 얼마나 차이가 있느냐에 따라 뉴런의 반응정도가 다르게 나타나는데, 이 센터값은 입력벡터의 출력값을 조정하는 기능을 가진다. 센터값은 adaptive k-means clustering 알고리즘으로 구한다.

가중치 변화량을 구배 기법에 의해 식(4),(5)와 같이 구하여 가중치를 갱신하였다.

$$\frac{dw_i}{dt} = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_i} = -\mu \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial \hat{y}}{\partial w_i} = \mu e \psi_i(r_i) \quad (4)$$

$$\frac{dw_0}{dt} = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_0} = \mu e \quad (5)$$

$$\psi_i = \psi_i(r_i) = \exp(-r_i^2/\sigma^2) \quad (6)$$

여기서  $\mu$ 는 학습율.

#### 4. 절삭력 이상신호의 특징

RBF의 가중치가 수렴됨에 따라 예측오차도 일정한 범위안으로 줄어들게 되는데, 이상 절삭력 신호가 입력될 때 RBF의 가중치는 다시 조정되면서 그 기간의 예측오차는 순차적으로 입력되는 신호에 대해 큰폭의 오차를 보인다. 본연구에서는 오차의 자승합(SSE)을 추적함으로써 이상신호의 발생을 검출하고자 한다. 구체적으로, SSE의 양을 아래식과 같이 이진화하여 패턴 분류기능을 가진 ART-1의 입력벡터로 사용함으로써 이상신

호의 발생을 검출하고자 한다.

$$I_i = \begin{cases} 1 & \text{if } SSE < \sigma_T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

여기서  $\sigma_T$ 는 사용자 정의 스레쉬홀드값

ART-1의 입력벡터 크기는

$$I = [I(t) \ I(t+1), \dots, I(t+k)] \quad (8)$$

으로 정한다.

#### 5. ART-1 패턴 분류기

화학적 시냅스 모델(chemical synapse model)을 기본 개념으로 하는 ART모델은 실시간에 주어진 임의의 입력 패턴에 대해 자율적인 적용학습패턴인식방법을 사용하는 신경회로망 모델이다. 이 모델은 입력 패턴을 학습하여 자기 안정화(self-stability) 한후 제시된 입력 패턴에 대해 가장 큰 부분 패턴을 포함하는 인식 노드로 접근한다. 그리고 노드의 복잡도에 관계없이 학습된 패턴에 대해 항상 직접 접근이 가능하며 근사 대조에 의해 학습이 이루어 지므로 빠르고 안정된 학습이 가능하다.

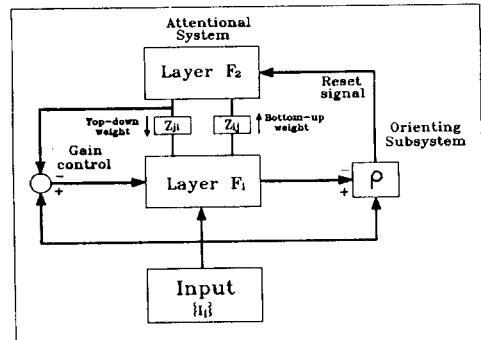


Fig. 3. Architecture of the ART1 network

Fig. 3의 ART1신경회로망은 2종류의 노드군으로 구성되어 있다. 이 신경회로망은 유사한 패턴을 인식하고 처리하는 어텐셔널(attentional) 시스템과 이미 알고있는 패턴과 차이가 나는 새로운 패턴에 대해서는 어텐셔널 시스템을 리셋시켜서 이 패턴을 인지하도록하는 오리엔팅(orienting) 시스템으로 구성되어 있다. 만약 유사성이 없는 패턴이 입력될 경우 오리엔팅 시스템은 어텐셔널 시스템을 차단 시킨다. 그리고 새로운 입력 패턴과 기억된 패턴간의 유사도에 따라 기존의 카테고리에 포함하거나 새로운 카테고리의 생성 여부를 결정한다. 어텐셔널 시스템은 비교층 F1과 인식층 F2로 구성되는데, 각 노드

드는 장기기억을 나타내는 연결강도에 의해 F2층에 연결되어 있다. F2는 winner-take-all 방식에 의해 출력군을 선정한다. 출력군이 선정되면 ART1 신경회로망은 LTM(long term memory :  $z_{ij}, z_{jk}$ )의 크기를 적응적으로 바꾸면서 새로운 입력 벡터에 담긴 정보를 코딩한다. 또한 F2는 하향가중치 통로를 통해 F1층에 되돌림신호를 보내게 되고 이 신호는 F1을 통과하면서 새로운 활성 패턴을 만드는데 이것이 처음의 패턴과 불일치(mismatch)하면 새로운 카테고리를 구성, 입력패턴을 분류하게 된다.

### 5.1 ART-1 의 동작식

초기 파라메타

$$L > 1, 0 < \rho \leq 1 \quad (9)$$

초기 가중치

$$0 < z_{ij}(0) < \frac{L}{L-1+n}, z_{jk}(0)=1 \quad (10)$$

F1 STM 출력 방정식

$$y_j = \sum_i z_{ij} x_i \quad (11)$$

F2 방정식 : 승리 노드 발견

$$u_j = \begin{cases} 1 & y_j = \max_k (y_k) \forall k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

F2 STM 출력 방정식

$$x_i = I_i z_{jk} \quad (j : \text{승리 노드}) \quad (13)$$

차단 규칙 : 오리엔팅 시스템은 다음 조건이 성립될 때 마다 차단신호를 보낸다.

$$\left| \frac{|X|}{I} \right| < \rho \quad (14)$$

경계 인수  $\rho$ 는 입력 패턴과 학습된 패턴간의 일치정도를 판별하기 위한 인수이다. 이 경계 인수는 0에서 1 사이의 값을 가지며 이값이 클 경우에는 자세하게 패턴을 분류하고 작을 경우에는 개괄적인 분류를 하게된다.

LTM 갱신(fast learning)

$$z_{ij}(\text{new}) = \frac{Lx_i}{L-1+||x||} \quad (L>1) \quad (15)$$

$$z_{jk}(\text{new}) = x_i; \quad (16)$$

## 6. 선삭에서의 절삭력 이상신호 검출실험

신경회로망에 기초한 선삭에서의 절삭력 이상신호를 검출의 효용성을 보기 위해 Fig. 4와 같은 실험장치와 Table 1의 조건으로 동적 절삭력 성분을 취득하여 본 연구에서 구성한 알고리즘을 수행하였다.

Table 1. Experimental Condition

Cutting Speed [m/min]	70 - 130
Feed Rate [mm/rev]	0.12, 0.24, 0.30
Depth of Cut [mm]	1.0
workpiece material	SM 45C
workpiece diameter	$\varphi 60$ mm
overhang	250mm

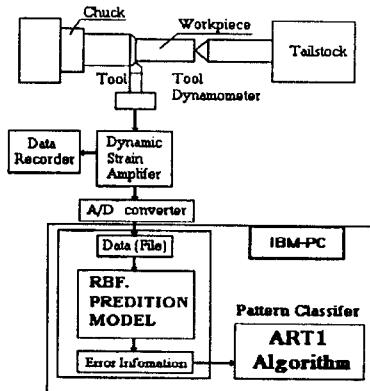


Fig. 4 Experimental setup

본 연구는 절삭력의 크기를 예측하고자 하는 것이 아니고, 실시간에서 이상신호가 발생하는 시점을 찾고자 하는 것이 목적이이다. 따라서 본 예측기에 적절하다고 판단되는 입력 변수를 이용한다. 즉, 전동 신호에 가장 민감한 이송분력에 대해 식(17)과 같이 현재의 측정값을 초기값으로 나눈  $F_{initial}$ 를 예측기의 입력 변수로 사용하였다.

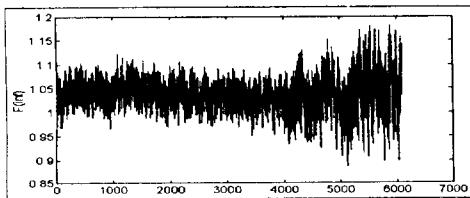
$$F_{initial} = \frac{F_f}{F_{f,initial}} \quad (17)$$

RBF예측기와 ART1에서 사용되어진 조건은 Table 2에 나타내었다.

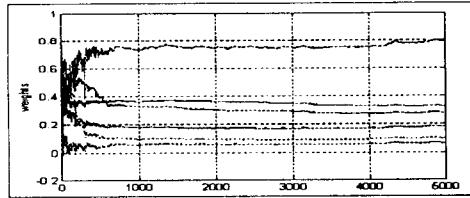
Table 2 Condition of RBF, ART-1

RBF	Gaussian function
The number of RBF	5
$\mu$	0.5 - 0.02
size of I	20
L	2
$\rho$	0.9

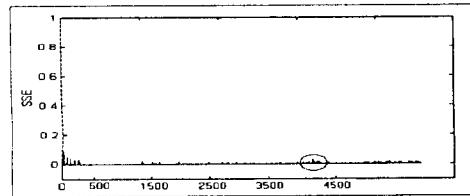
## 7. 이상 절삭력 신호 및 검출 알고리즘 수행 결과



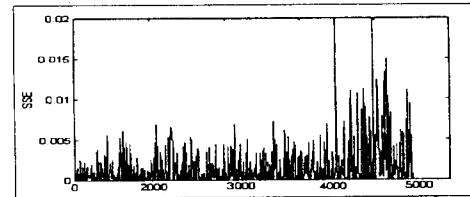
(a)



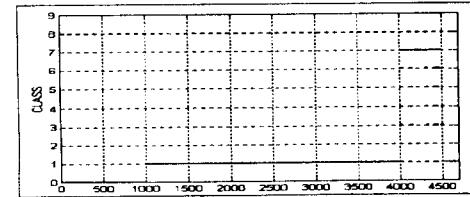
(b)



(c)

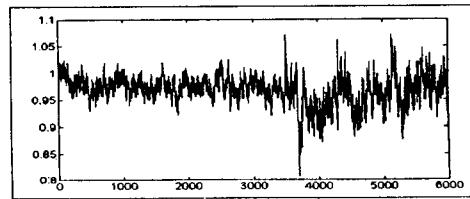


(d)

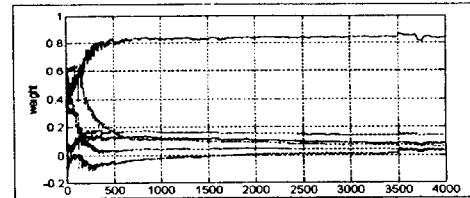


(e)

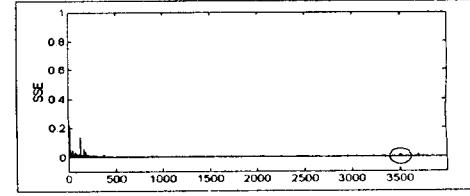
Fig.5 (a)Default cutting force signal (b) weights of RBF  
(c)SSE (d) Amplitude of SSE region (e) output of ART-1  
(cutting speed:90m/mm, feed rate:0.120mm/rev,  
depth of cut:1mm)



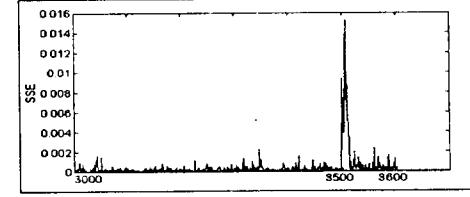
(a)



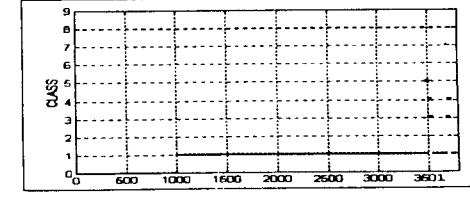
(b)



(c)



(d)



(e)

Fig.6 (a)Default cutting force signal (b) weights of RBF  
(c)SSE (d) Amplitude of SSE region (e) output of ART-1  
(cutting speed:90m/mm, feed rate:0.30mm/rev, depth of  
cut:1mm)

이상질삭력 신호가 발생한 절삭조건에 대해서 적절한 SSE 스레쉬 퀄드값을 선정하여 ART-1 입력 패턴을 구성한 뒤 이상신호 검출을 위한 패턴 분류를 시행하였다. ART-1은 가공시작후 1초후에 작동하여 절삭력의 이상신호가 발생하였을 때 class 1 이외의 부류에 정보를 코딩한다. 이상신호의 발생 시점은 정상영역신호가 class 1에 정보를 코딩하므로, class 1 의 카테고리를 벗어나는 시점으로 볼 수 있다. 실험에 의한 결과는 절삭조건에 대한 이전의 정보가 전혀 없는 상태에서도 이상신호의 검출이 가능함을 보여 주고 있다.

## 8. 결 론

선삭에서의 절삭력 이상신호검출을 위해서 RBF 예측모델과 예측오차를 이용한 ART-1의 실행결과를 통해서 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 본 연구에서는 RBF 수를 5로 고정하여 예측신호를 근사화시켰고, 연구의 대상으로 삼았던 샘플 데이터에 잘 맞는 것을 알수 있었다.
- 2) RBF/ART-1 알고리즘에대한 이상신호 검출의 가능성은 확인할 수 있었다.
- 3) 본 알고리즘은 학습수를 최소화한 In-process 알고리즘으로서 가중치 갱신방법을 효과적으로 조절하면 상당히 효율적인 검출 알고리즘이 될 것이다.
- 4) 이후에 광범위한 절삭조건을 수행하여 그 성능 평가를 하고자 한다.

## 참고문헌

1. R. Du, M. A. Elbestawi, S. M. Wu "Automated Monitoring of Manufacturing Process, Part 1 : Monitoring Methods", ASME Journal of Engineering for Industry, MAY. 1995, Vol. 117, pp 121 - 132
2. R. Du, M. A. Elbestawi, S. M. Wu "Automated Monitoring of Manufacturing Process, Part 2 : Applications", ASME Journal of Engineering for Industry, MAY. 1995, Vol. 117, pp 133 - 141
3. C. S. Leem, D. A. Dornfeld, S. E. Dreyfus, "A Customize Neural Network for Sensor Fusion in On-line Monitoring of Cutting Tool Wear", ASME Journal of Engineering for Industry, MAY. 1995, Vol. 117, pp 152 - 159
4. E. Marui, S. Ema, S. Kato "Chatter Vibration of Lathe Tools Part1: General Characteristics of Chatter Vibration. ASME Journal of Engineering for Industry, MAY. 1983, Vol. 105, pp100 - 113
5. A. Cichocki, R. Unbehauen "Neural Networks for Optimization and Signal Processing", Wiley & Sons Ltd, 1993
6. J. M. Zurada "Introduction to Artificial Neural Systems" WEST PUBLISHING COMPANY 1992