

# 신경회로망을 이용한 엔드-밀 공정에서의 채터검지

정의식,\* 고준빈,\* 김기수\*\*

## Detection of Chatter Vibration in End-Mill Process by Neural Network Methodology

Eui-Sik Chung,\* Joon-Bin Ko,\* Ki-Soo Kim\*\*

### ABSTRACT

This paper presents a method of detecting chatter vibration in end-mill process. The detecting system consists of an adaptive signal processing scheme which uses an autoregressive time-series model and a neural network is proposed and is verified its effectiveness by using acceleration and cutting force signals recorded during slotting in end-mill operations. Experimental results indicate that the proposed system provides excellent detection when chatter is occurred within the ranges of cutting conditions considered in this study, and an effectiveness of the integration of signals is confirmed.

**Key Words :** detection of chatter vibration(채터검지), end-mill process(엔드-밀공정) autoregressive time-series model(자기회귀시계열모델), neural network(신경회로망), acceleration signal(가속도신호) cutting force signal(절삭저항신호), integration of signals(신호통합)

### 1. 서론

FMS 생산시스템이 확대됨에 따라 공작기계의 운전 상태를 감시하기 위한 M&D (Monitoring and Diagnosis) 시스템의 개발이 중요한 과제로 되고 있다.<sup>(1-2)</sup> 특히 기계가공시 발생하는 채터진동은 생산성 저하뿐만 아니라 공작물 표면품질의 열화등, 가공기술 상 여러가지로 좋지 않은 문제를 일으키기 때문에, 이를 실시간으로 검출하기 위한 여러방법들이 오늘날 까지도 제안되고 있다.<sup>(3-4)</sup> 그러나, 보다 고도의 신호처리

방법에 대한 기술개발의 필요성등, 실용화하는데는 아직도 해결해야 할 과제들이 많이 남아 있는 실정이다.

기계가공공정의 M&D 시스템에서 채터진동을 검지하기 위한 신호처리방법에는, 시간영역의 신호레벨<sup>(3-4)</sup> 과 주파수영역의 파워 스펙트럼을 조사하는 방법<sup>(5)</sup> 이 적용되고 있는 것이 일반적이다. 주파수영역의 모델에서는 패턴인식하는데 있어서 많은 파라미터를 필요로 하는데 비하여, 시간영역의 모델에서는 패턴인식하기 위한 알고리즘을 만들어야 하는 어려움이 있으나, 적은 파라미터에서 보다 많은 정보를 표현할 수 있다는 이점

\* 대전산업대학교 기계설계공학과

\*\* 대전산업대학교 기계설계공학과

을 가지고 있다.<sup>(6)</sup> 또한, 보다 정확한 절삭정보를 검출하고, 센서정보에 대한 질과 신뢰성 향상, 그리고 측정감도의 저하를 개선시키기 위한 수단으로서 복수센서의 사용이 제안되고 있으며,<sup>(7)</sup> 복수의 신호를 패턴인식하여 이상상태의 발생을 검지하고 정상상태와 비정상적인 상태를 분류, 평가하는데는 신경회로망이 유용한 것으로 보고되고 있다.<sup>(8-9)</sup>

본 연구에서는 금형가공공정에 널리 이용되고 있는 엔드-밀 가공시, 측정된 가속도신호와 절삭저항신호에 포함되어 있는 이상특징을 시간영역의 AR 모델계수로서 추출하고, 추출된 계수를 신경회로망에 의해 패턴인식하여, chatter진동을 검지하는 방법을 제안함과 동시에, 센서 정보의 통합효과 및 그 유용성에 대하여 검토하였다.

## 2. chatter진동의 인식과 검지방범

절삭과정중에 측정된 가속도신호와 절삭저항신호로부터 chatter진동에 대응하는 특징을 모델계수로서 검출한다. 즉, 측정된 가속도 혹은 절삭저항신호  $y(t)$ 에 대하여  $p$  차 AR 모델을 추정한다.

$$y(t) = \sum_{i=1}^p a_i y(t-i) + w(t) \quad (1)$$

여기서,  $y(t)$ 는 시간  $t$ 에서 측정된 가속도 및 절삭저항의 신호이며,  $a_i$ 는 모델계수이고,  $w(t)$ 는 백색잡음이다. 또한 계수벡터  $\theta^T(t)$ 와 측정벡터  $\phi^T(t)$ 를 각각 다음과 같이 정의하고,

$$\theta^T(t) = [a_1, a_2, \dots, a_p] \quad (2)$$

$$\phi^T(t) = [-y(t-1), -y(t-2), \dots, -y(t-p)] \quad (3)$$

매번 한신호가 샘플링될 때마다의 계수벡터를 구하기 위하여 순환최소자승 (RLS) 법을 적용하고,<sup>(10)</sup> 다음의 적응 알고리즘 (adaptation algorithm)을 수행한다.

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + \frac{F(t)\phi(t)}{1 + \phi^T(t)F(t)\phi(t)} [y(t+1) - \hat{\theta}^T(t)\phi(t)] \quad (4)$$

$$F(t+1) = \frac{1}{\lambda_1(t)} \left[ F(t) - \frac{\lambda_2 F(t)\phi(t)\phi^T(t)F(t)}{\lambda_1(t) + \lambda_2(t)\phi^T(t)F(t)\phi(t)} \right] \quad (5)$$

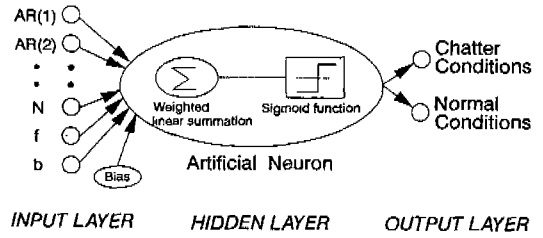


Fig. 1 Architecture of an neural network

여기서,  $\hat{\theta}^T(t)$ 는 시간  $t$ 에서 평가한 계수벡터이고,  $F$ 는 적응이득행렬 (adaptation gain matrix)이며,  $\lambda_{1,2}(t)$ 는 임의의 선택되는 값이다. 본 연구에서는, 신호  $y(t)$ 의 변화상태를 대표하고 있는 모델계수  $a_1, \dots, a_p$ 을 신경회로망의 입력층에 입력하여, 모델계수를 패턴인식하는 것에 의해 chatter진동을 검지하였다.

한편, 신경회로망은 Fig. 1에 나타난 바와같이 3층 구조로 하고, 학습에는 역전달방식<sup>(11)</sup>과 sigmoid 함수<sup>(12)</sup>를 활성화 함수로 사용하였다. 신경회로망의 입력층은, chatter진동의 특징을 나타내는, 신호  $y(t)$ 에서 추출된 모델계수  $a_1, \dots, a_p$ 에 각각 대응하는 AR(1), ..., AR(4)과 절삭조건 (이송속도:  $f=25\sim 125\text{mm/min}$ , 주축회전속도:  $N=800\sim 2,000\text{r.p.m.}$ )을 입력패턴의 요소로 사용하고, 은닉층은 1층으로 10개의 노드를 갖으며, 출력층의 노드갯수는 1로 하되, 입력신호의 흠여짐에 기인하는 출력의 오차를 허용하기 위하여, 목표 출력값을 chatter발생에 대해서는 0.9, 그리고 정상상태에 대해서는 0.1로 각각 설정하였다. 이상과 같은 6-10-1의 구조를 갖는 신경회로망을 이용하여, chatter현상을 명확히 반영하고 있는 샘플 데이터들을 대상으로 하여 학습을 완료한 다음, 학습에 참여하지 않은 새로운 데이터, 즉 임의의 절삭조건에서 다시 측정된 신호  $y(t)$ 로부터 구한 모델계수 AR(1), ..., AR(4)를 이미 학습이 완료된 신경회로망에 입력하여, 얻어진 출력값과 목표 출력값과를 비교함으로써, chatter진동의 인식여부를 판정할 수 있도록 하였다.

## 3. 실험장치 및 방법

Fig. 2는 본 연구에 이용한 실험장치의 개략도이다. 실험에는 고속 CNC 밀링머신을 사용하고, chatter진동을 발생시키기 위하여 7075-Al 합금 시험편을 0.3mm씩 5단계로 절삭깊이를 증가시켜 홈가공 (slotting)을 하

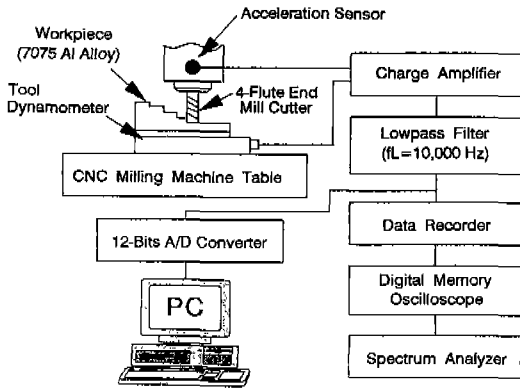


Fig. 2 Experimental set-up for detection of chatter vibration

Table 1 Experimental conditions

CNC milling machine	Spindle speed : up to 10,000 r.p.m. Spindle motor : PM type, 0.5 HP
End-mill	4-Flute H.S.S. (SKH-51) Diameter : 10 mm
Workpiece	Material : 7075 Al alloy Size : 100 x 150 mm
Cutting conditions	Main spindle speed : N=800~2,000 r.p.m. Feed speed : f=25~125 mm/min. Depth of cut : b=0.7~1.9 mm

였으며, Table 1에 나타난 비교적 광범위한 절삭조건에 대하여 절삭실험을 행하였다.

또한, CNC 밀링머신의 이송테이블과 주축부에 각각 고정 설치한 공구동력계 (Kistler 9257A) 및 가속도센서 (B&K 2635)에서 검출된 이송방향의 절삭저항신호와 가속도신호를 데이터 레코더에 수록한 후, 이를 다시 재생하여, 오실로스코프, 주파수 분석기에서 신호를 분석하거나, 혹은 증폭기를 거쳐 직접 A/D 변환기를 통해 500Hz로 샘플링하여 PC에서 신호처리를 행하였으며, 또한 채터진동의 발생점 판정과 그 발생상황을 객관적으로 평가하고, AR 모델계수와 상관성을 조사하기 위하여 표면거칠기  $R_{max}$ 를 측정하였다. Fig. 3(a), (b), (c)는 Fig. 2의 실험장치를 통하여 측정된 신호의 일례를 나타낸 것이다. 그림에서 볼 수 있는 바와 같이, 가속도(Fig. 3(a)) 및 절삭저항(Fig. 3(b)) 신호에서는 절삭깊이 변화와 채터현상에 따른 진폭변화를 동시에 반영하고 있기 때문에, 이들 두 신호의 측정결과 만으로는 채터의 발생점과 그 발생여부를 명확히 구

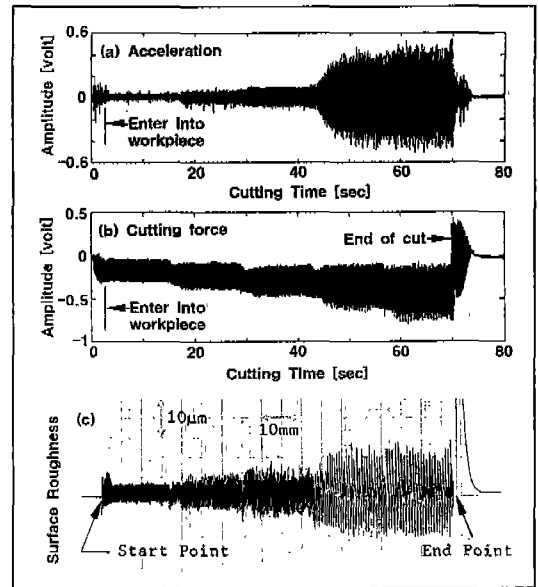


Fig. 3 A example of measured time signals of (a) acceleration and (b) cutting force, and (c) surface roughness(N=800r.p.m., f=75mm/min., b=0.7~1.9mm)

별하여 판별하기가 어려우며, 이에 대하여 표면거칠기 (Fig. 3(c)) 신호에는 채터발생시 채터마크에 대응하는 피크진폭의 주기적 변화가 명확히 나타나고 있음을 알 수 있다. 따라서 실험후 모든 시험편에 대하여 표면거칠기를 측정하고, 그 측정결과를 채터의 발생여부를 객관적으로 평가하기 위한 분석자료로 이용하였다.

#### 4. 주파수대역의 이상특징

밀링가공중에 검출된 신호에서 나타나는 이상의 특징을 조사하기 위하여, 채터발생시 측정된 가속도 및 절삭저항신호를 주파수 분석하였다. Fig. 4(a), (b)는 그 결과로서, 그림에서  $F_r (=N/60)$ 은 공구의 회전주파수이고,  $F_1 (=z \cdot N/60)$ 는 단속절삭주파수를 나타낸다. 여기서  $z$ 는 공구의 절인수이고  $N$ 은 주축의 회전수이다. 그림에서 알 수 있는 바와같이, 가속도신호 (Fig. 4(a))에서는 단속절삭주파수  $F_1$ 의 특성만을 반영하고 있으나, 절삭저항신호 (Fig. 4(b))에서는 공구의 회전주파수  $F_r$ 과 단속절삭주파수  $F_1$ 의 특성을 민감하게 반영하고 있다. 또한, 채터가 발생하는 경우(←표), 두 신호의 약 227Hz 부근에서 현저한 피크진폭이 나타나고 있는데

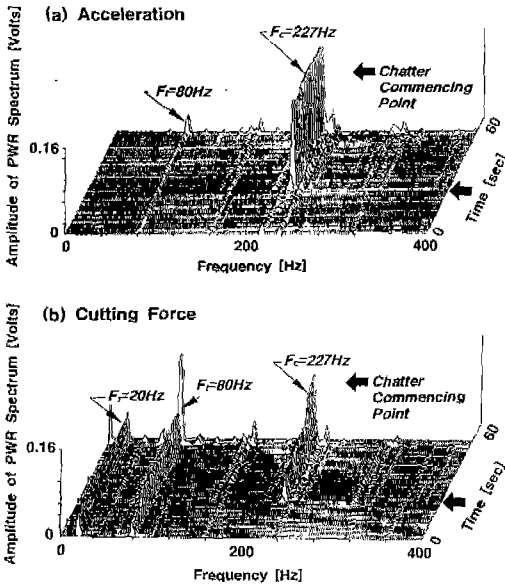
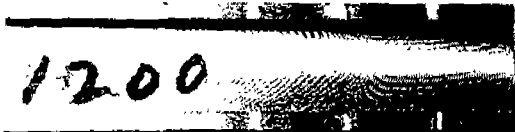


Fig. 4 Power spectra of (a) acceleration and (b) cutting force signals obtained in normal and chatter conditions (N = 1200r.p.m., f = 100mm/min, b = 0.7~1.9mm)

Photo. 1 Photograph of chatter mark's



대하여,  $F_x$  과  $F_y$  에서는 채터진동에 따른 파-크진폭의 변화가 거의 없음을 알 수 있다. 여기서, 주파수 227Hz 는 공작기계계의 고유진동수에 기인하는 채터진동수 ( $F_c$ )로서, 이는 절삭실험후 가공물 표면에 나타난 채터마크의 수 ( $n=11\sim12$ ) (Photo. 1)와 주축 회전속도 ( $N$ )와의 관계로 부터 정의된 다음의 식(6)에서 산출된 주파수와 거의 일치함을 확인할 수 있었다.

$$F_c = n \cdot N / 60 \text{ (Hz)} \quad (6)$$

이와같이 채터가 발생하면 어느 특정의 주파수성분에 파워가 집중되는 현상, 즉 그림 중의  $F_c$  부근의 파-크진폭을 측정하는 것에 의해 채터진동을 검출하는 것이 가능할 것으로 생각된다. 그러나, 채터진동수  $F_c$  는 주축의 회전속도와 밀접한 함수관계가 있으며, 일반적으로 엔드-밀 가공시 문제로 되는 채터진동은, 강성이 가장

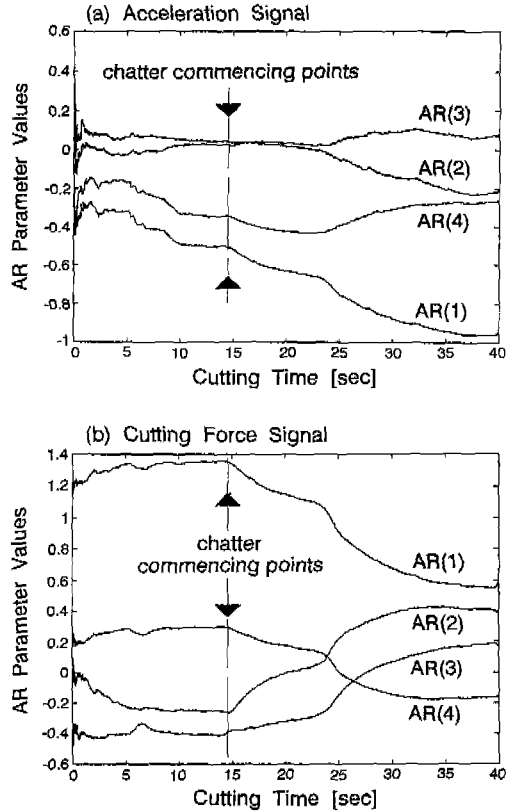


Fig. 5 AR parameter values of (a) acceleration and (b) cutting force signals obtained in normal and chatter conditions (N = 800r.p.m, f = 125mm/min, b = 0.7~1.9mm)

약한 공구-척계의 고유모-드에서 발생하는 재생채터진동인 경우가 대부분으로, 공작기계마다 각기 다른 강성을 지니고 있기 때문에, 신호처리가 복잡해질 뿐만아니라, 실용적인 측면에서도 극히 제한적인 가치를 갖게 될 것으로 생각된다. 또한, 이와같은 주파수영역의 파워스펙트럼을 조사하는 방법으로 이상의 특징을 신경회로망에서 패턴인식하는 경우, 거의 전주파수대역에 걸친 다수의 파워스펙트럼 밀도값을 입력해야 할 필요가 있기 때문에, 뉴런의 수가 증가하여 학습절차가 용이하지 못할 것으로 생각된다.

### 5. AR 모델에 의한 이상특징의 검출

Table 1에 나타난 비교적 광범위한 절삭조건에 대하여, 밀링가공중의 가속도 및 절삭저항신호에 나타나는

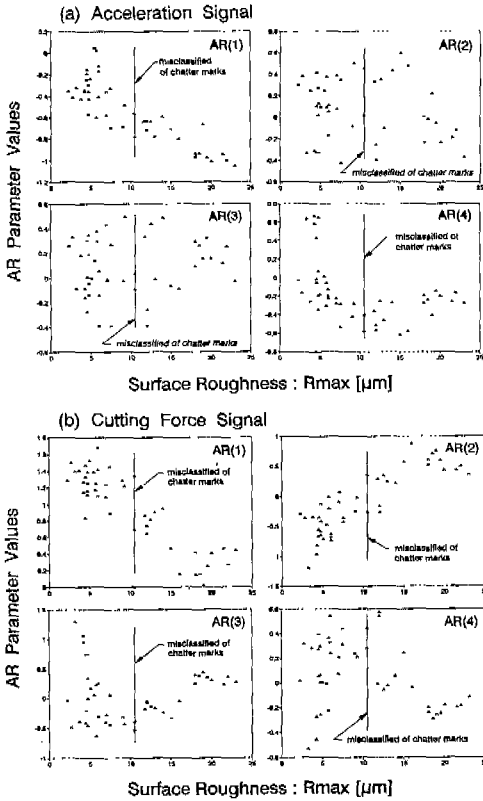


Fig. 6 Relations between AR parameters and surface roughnesses in (a) acceleration and (b) cutting force signals

이상의 특징을 AR 모델계수로서 검출한 결과의 일례를 Fig. 5(a), (b)에 나타내었다. 검출실험에서, 신호는 500Hz로 샘플링하였으며, 컴퓨터상에서 AR 모델을 적용하여 패턴인식을 행하였다. 본 연구에서 AR 모델의 차수 ( $p$ )는 실시간 감시라는 측면을 고려하여 경험적으로  $p$ 가 4 차인 AR 모델을 사용하였다.<sup>(9)</sup> 그림에서, 가속도 (Fig. 5(a)) 및 절삭저항 (Fig. 5(b)) 신호에서 구한 모델계수 AR(1), AR(2), AR(3), AR(4)의 값은, 그 변화의 정도에 다소 차이는 있으나, chatter 발생 시점부터 급격히 증가하거나 혹은 감소하는 경향을 나타내며, 비교적 chatter의 발생상황을 명확히 반영하고 있다. 그리고 이와같은 결과는, 어느 특징의 AR 모델계수, 예를들면 두 신호의 AR(1)을 연속적으로 추정하는 것에 의해 chatter 진동의 in-process 검출이 가능함을 보여주고 있다. 그러나, 이들 모델계수를 추정함에 있어서, 각 모델계수에는 절삭조건, 즉 절삭깊이의 변화에 따른 절삭계의 동

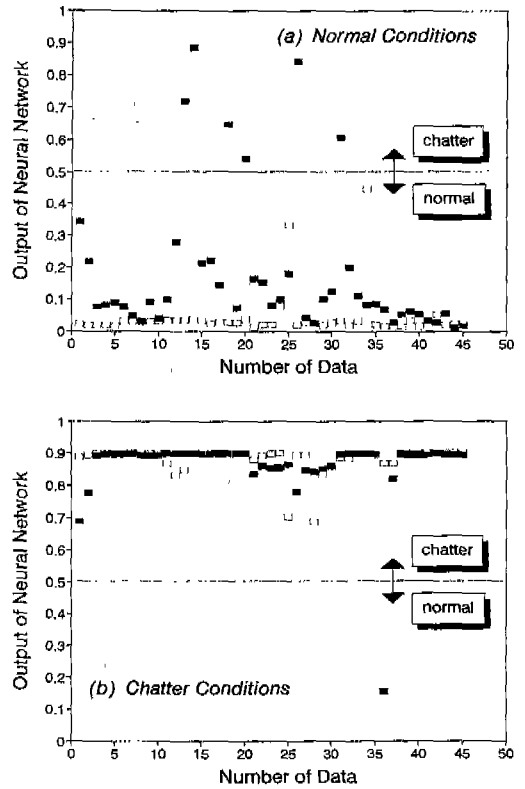


Fig. 7 Outputs of an neural network corresponding to acceleration and cutting force signal inputs obtained with (a) normal and (b) chatter conditions

적변화에 대한 영향도 포함되어 있기 때문에, 그 검출결과에 대한 신뢰성 문제가 제기될 것으로 생각된다.

이점을 확인하기 위하여, 비교적 광범위한 절삭조건 (Table 1)에 대하여, 절삭깊이  $b=0.7, 1.0, 1.3, 1.6, 1.9\text{mm}$ 의 매 구간에서 구한 AR 모델계수를 절삭실험 후 측정된 표면거칠기  $R_{\max}$ 와의 상관관계로서 Fig. 6(a), (b)에 나타내었다. 그림에서 표면거칠기  $R_{\max} \approx 10\mu\text{m}$ 를 경계로 하여,  $R_{\max} < 10\mu\text{m}$ 의 범위에서는 chatter마크가 확인되지 않았으며,  $R_{\max} > 10\mu\text{m}$ 에서는 chatter마크가 확인되었다. 이들 그림에서 볼 수 있는 바와같이, 두 신호에서 구한 모델계수 가운데 가속도신호 (Fig. 6(a))의 AR(1)과, 절삭저항신호 (Fig. 6(b))의 AR(1), AR(2)는  $R_{\max}$ 에 대하여 비교적 양호한 상관관계를 나타내고 있는 것으로 생각된다. 동일한  $R_{\max}$  값에 대하여 흠여짐의 폭이 크고, 중첩되는 경

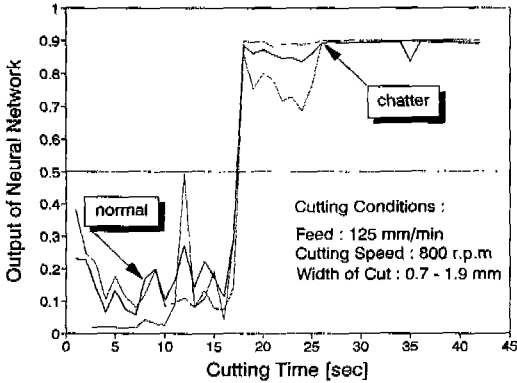


Fig. 8 Outputs of an neural network performance in time trace (dashed : cutting force only, dotted : acceleration only, solid : combined cutting force and acceleration)

향을 나타내고 있어서, 채터발생점을 정확히 검출하기 위한 모델계수의 임계값 (threshold) 설정이 용이하지 못함을 알 수 있다. 따라서, 현상태로는 Fig. 5(a), (b)에 나타낸 바와같은 AR 모델계수만으로 채터진동을 인식하는 것은 곤란할 것으로 판단된다.

### 6. 신경회로망에 의한 채터검지

한편, Fig. 5(a), (b)에 나타낸 가속도와 절삭저항신호에 대한 4개의 모델계수에는 절삭계의 동적상황의 변화, 즉 채터검지에 필요한 정보를 포함하고 있기 때문에, 이들 모델계수의 연속적인 변화를 이상특징으로 사용하여, 시시각각으로 변화하는 절삭계의 변화를 추적하는 것에 의해 채터진동을 검출하는 것이 가능할 것으로 생각된다. 즉, Fig.5와 같은 AR 모델계수를 신경회로망의 입력층에 입력하고, Fig. 1에 나타낸 6-10-1의 구조를 갖는 신경회로망을 이용하여 학습 및 패턴인식을 행하였다. 신경회로망의 학습에는 Table 1의 절삭조건에서 얻은 45개의 샘플패턴 중에서 정상상태와 채터발생 상황을 명확히 반영하고 있는 35개의 샘플패턴을 선정하여 학습을 완료 다음, 학습에 참여하지 않은 새로운 데이터, 즉 정상시와 채터발생 상황하에서 각각 얻은 45개의 샘플패턴을 이미 학습이 완료된 신경회로망에 입력하였을 때 얻어진 출력결과를 Fig. 7(a), (b)에 나타내었다. 그림에서 신경회로망의 출력값이 0.5 보다 크면 채터발생, 작으면 정상상태를 나타낸

Table 2 Results of an neural network performance

Tolerance ( $\delta$ )	0.1	0.2	0.3	0.4
Success Rate(%)				
Acceleration only	95	98	98	100
Cutting force only	79	98	100	100
Combined acceleration and cutting force	88	100	100	100

다. 이들 결과에서 알 수 있는 바와같이, 가속도신호 (□표)의 경우, 정상과 채터발생조건에서 각각 100%를, 그리고 절삭저항신호 (■표)에서는 정상인 경우에 87%, 채터발생조건에서 98%에 달하는 높은 인식 성공률을 나타내고 있다. 이와같은 결과로부터, 본 연구에서 채용한 6-10-1구조의 신경회로망은 채터검지에 유용하게 사용될 수 있으며, 이 경우 단일센서(single sensor)의 사용이라는 측면을 고려하면, 채터검지의 정확도나 센서의 설치공간에 따른 제약등, 실용성의 측면에서, 절삭저항보다는 가속도신호를 이용하는 것이 더욱 효과적일 것으로 생각된다.

한편, Fig. 8에는 그림 중의 절삭조건으로 밀링가공을 하였을때, 앞의 6-10-1 신경회로망을 바탕으로 구성된 채터검지 시스템 (Fig. 10)을 이용하여, 시간영역에서 얻어진 출력값을 가속도신호 및 절삭저항신호, 그리고 이들 두 신호를 결합한 경우에 대하여 각각 나타낸 것이다. 또한, Fig. 9(a), (b)에는 Fig. 8의 출력결과를 정상영역과 채터발생영역별로 구분하여 상세히 나타내었으며, Table 2에는 이들 신경회로망의 출력결과를 목표출력값의 편차에 대응하는 허용오차(tolerance( $\delta$ ))를 취하여, 출력값이 "0.9"와 "0.9 $\pm\delta$ "의 범위내에 있는 것을 채터발생, 그리고 "0.1"과 "0.1 $\pm\delta$ " 사이를 정상상태로 하여, 최대허용오차  $\delta_{max}$ 을 0.4로 하였을 때의 인식 성공률을 구하여 나타내었다.

이상의 결과를 종합적으로 정리해 보면, 본 연구에서 채용한 채터검지시스템은, Fig. 8 및 Table 2에서 볼 수 있는 바와같이, 전 절삭공정에 걸쳐서 최대허용오차  $\delta_{max}=0.4$ 의 범위내에서 거의 완벽하게 정상상태와 채터발생 상황을 정확히 인식하고 있으며, 이 경우 특히, 센서정보의 통합효과, 다시말해서 복수센서(multi-sensor)의 사용이라는 관점에서 이들의 결과를 검토해

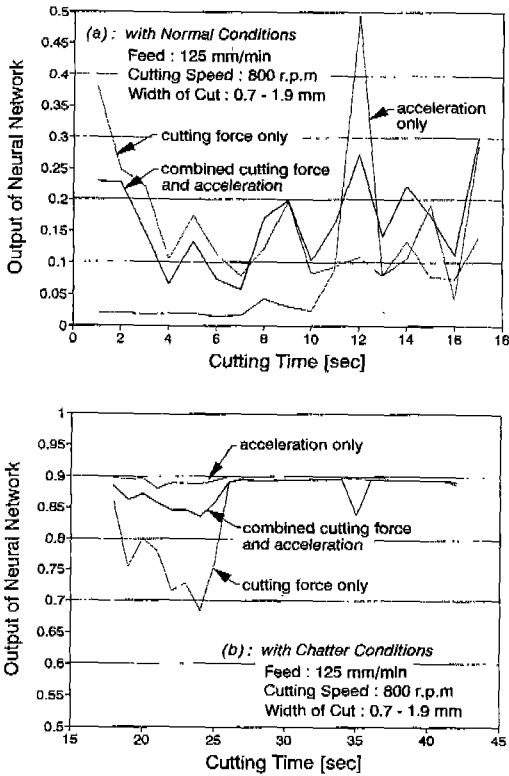


Fig. 9 Outputs of an neural network performance in time trace with (a) normal conditions and (b) chatter conditions

보면, 두 신호를 결합한 경우, 각 허용오차  $\delta$ 에 따른 인식 성공률도 크게 향상되고 있으며 (Table 2), 개개의 신호에서 얻은 인식결과에 대하여 상호 보완적인 효과가 얻어지고 있음을 알 수 있다(Fig. 9(a), (b)). 그리고 이와같은 결과는 복수센서의 사용에 대한 유용성을 입증해 주는 좋은 결과라고 생각이 된다. 따라서, Fig. 10에 나타낸 본 연구를 통하여 제안하고자 하는 검지시스템은 엔드-밀 가공공정에서의 체터진동을 검지하는데 유용하게 사용될 수 있으며, 복수센서의 적용으로 인식 성공률을 향상시킬 수 있을 뿐만 아니라, 단일센서가 갖는 미비점을 상호 보완적으로 개선할 수 있을 것으로 생각된다.

7. 결 론

엔드-밀 가공공정에서 검출한 가속도 및 절삭저항신호

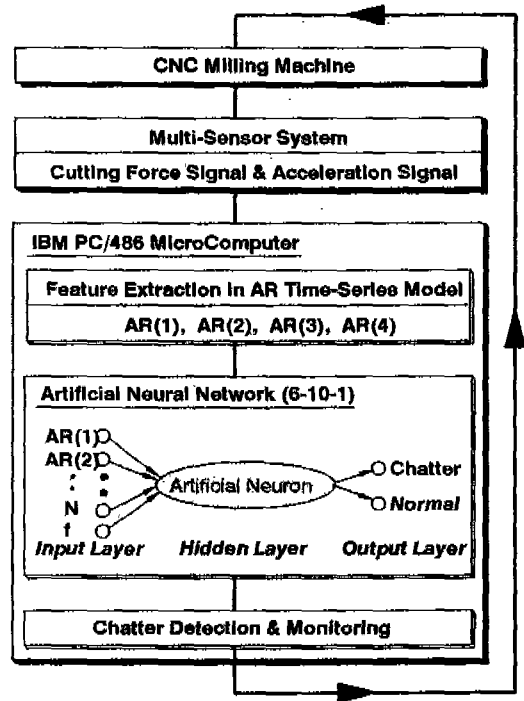


Fig. 10 Configuration of the proposed chatter detection and monitoring system

의 이상특징을 신경회로망에 입력하여 체터진동을 검지하는 방법을 검토한 결과, 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 엔드-밀 가공공정의 가속도신호 및 절삭저항신호를 AR 모델화하고, 모델계수를 입력으로 하는 신경회로망을 구성하여, 체터진동을 패턴인식할 수 있는 검지시스템을 제안하였다.
- 2) AR 모델계수는 체터를 인식하기 위한 이상특징으로 유용하게 사용될 수 있으며, 본 연구의 범위에서 단일센서를 사용하는 경우, 센서 설치공간의 제약등, 실용화상의 문제점을 고려할때에 가속도 센서를 이용하는 것이 체터검출에 보다 효과적인 것으로 생각된다.
- 3) 또한, 복수센서의 사용은 인식성공률을 향상시키는 동시에 단일센서가 갖는 미비점에 대하여 상호 보완적인 효과가 있으며, 본 연구에서 제안한 검지시스템으로 체터진동의 온-라인 감시가 가능할 것으로 판단된다.

후 기

본 연구는 1994년도 대전산업대학교 기성회 학술연

구비의 지원으로 수행되었으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

1. S. Spiewak, "Predictive Monitoring and Diagnosis System for Manufacturing", Annals of the CIRP, Vol.40, No.1, pp.401-404, 1991.
2. H.K.Tonshoff, J.P.Wulfsberg, H.J.J. Kals, and W.Konig, "Developments Trends in Monitoring and Control of Machining Processes", Annals of the CIRP, Vol.37, No.2, pp.611-621, 1988.
3. 정의식, 구연옥, 남궁석, "선삭가공에 있어서 채터 진동의 인프로세스검출에 관한 연구(II)", 한국정밀공학회지, 제9권, 제3호, pp.117-121, 1992.
4. E.S.Chung, Y.S.Chiou, and S.Y.Liang, "Tool Wear and Chatter Detection in Turning via Time-Series Modeling and Frequency Band Averaging", Proc. Symposium on Manufacturing Science and Engineering, ASME, PED-Vol.64, pp.351-358, 1993.
5. 竹下拓利, 稻崎一郎, "アコースティックエミッションセンサを用いたフライス加工状態の自動監視", 精密工學會誌, Vol.59, No.2, pp.91-96, 1993.
6. 三好由記博, "適應フィルタとニューラルネットワークを用いた切削異常状態の検知", 精密工學會誌, Vol.57, No.10, pp.72-77, 1991.
7. G.Chryssolouris, M.Domroese, and P. Beaulieu, "Sensor Synthesis for Control of Manufacturing Processes", Trans. of the ASME, Journal of Engineering for Industry, Vol.114, pp.158-174, 1992.
8. B. Soucek, "Neural and Concurrent Real-Time Systems", John Wiley & Sons, New York, 1989.
9. S.Rangwala and D.A.Dornfeld, "Sensor Integration Using Neural Networks for Intelligent Tool Condition Monitoring", Trans. of the ASME, Journal of Engineering for Industry, Vol.112, pp.219-228, 1990.
10. D.D.Falconer and L.Ljung, "Application of Fast Kalman Estimation to Adaptive Equalization", IEEE Trans. COM-26, pp.1439, 1978.
11. D.E.Rumelhart and J.L.McCelland, "Parallel Distribution Processing", Vol.1, Foundations, Cambridge, MIT Press, 1986.
12. G.Hinton and S.Fahlman, "Connectionist Architectures for Artificial Intelligence", IEEE Computer, pp.100-109, 1987.