

# DSP를 이용한 정면 밀링공구의 실시간 파단 감시방법에 관한 연구

백대균\*, 고태조\*\*, 김희술\*\*

## A Study on Real Time Monitoring of Tool Breakage in Milling Operation Using a DSP

Dae-Kyun Baek\*, Tae-Jo Ko\*\*, Hee-Sool Kim\*\*

### ABSTRACT

A diagnosis system which can monitor tool breakage and chipping in real time was developed using a DSP(Digital Signal Processor) board in face milling operation. AR modelling and band energy method were used to extract the feature of tool states from cutting force signals. Artificial neural network embedded on DSP board discriminates different patterns from features got after signal processing. The features extracted from AR modelling are more accurate for the malfunction of a process than those from band energy method, even though the computing speed of the former is slow. From the processed features, we can construct the real time diagnosis system which monitors malfunction by using a DSP board having a parallel processing capability.

**Key Words** : DSP(Digital Signal Processor), Parallel processing(병렬처리), Real time monitoring(실시간 감시), Neural network(신경회로망)

### 1. 서론

절삭공정의 자동화와 무인화를 달성하기 위해서는 현재의 작업자 역할이 컴퓨터에 의한 자동적인 감시 및 제어 시스템으로 대체되어야 한다. 특히 공작기계에서 발생할 수 있는 자체의 고장이나 절삭과정중에 발생하는 이상상태를 실시간으로 검출하여 그 원인을 자동적으로 진단하거나 그에 따른 제어를 할 수 있어야 한다.

절삭가공 공작기계의 이상상태 감시 및 진단의 현황을 살펴보면 주로 공구 상태의 감시와 채터 감시가 연구의 대상이 되고 있다. 공구상태 감시의 대상은 주로 공구의 마모와 파단이다. 그 중에서 공구의 파단은 발생 즉시 실시간으로 감시되어야 하는 특수성이 있다. 특히 정면밀링 작업에서는 1회전 이내의 공구회전에서 파단을 검출하고 기계를 정지시켜야 한다.

최근의 절삭가공에서는 강력절삭을 위해 절삭공구로 고

\* 영남대학교 금형기술 연구센터  
\*\* 영남대학교 기계공학과

경도 재료를 사용함에 따라 공구의 파단이 빈번하게 발생하고 있다. 이러한 이유 때문에 정면밀링과 같은 단속절삭에서는 절삭날이 큰 충격력을 받으므로 더욱 파단에 대한 감시가 필요하다.

공구파단에 대한 연구를 살펴보면 선삭에서는 여러가지가 발표되었으나<sup>(1-3)</sup> 밀링에서는 신호처리의 어려움 등에 따라서 많이 수행되지 않았다. 밀링공에서 공구의 파단을 검출하기 위해서 Altintas<sup>(4)</sup> 등은 공구의 회전에 동조시킨 절삭력의 평균값에 대한 1차 및 2차 차분값을 이용하였다. Altintas의 연구는 Tarn과 Tomizuka<sup>(5)</sup>에 의해 유사하게 수행되었는데 그들은 절삭력에 대해 각종 통계적 신호처리를 한 후 여기서 나오는 특징을 이용하는 감시법을 제안했다. Sata<sup>(6)</sup> 등은 28차 AR(Autoregressive) 모델로 공구파단에 대하여 연구하였고, Lan<sup>(7)</sup> 등은 15차 AR 모델로 밀링공구의 파단에 대하여 연구하였다. 상기와 같은 연구는 실시간 신호처리 및 감시에 대한 가능성만 제시하고 있으며 실제 시스템에 적용하지는 못하였다.

파단의 감시는 동작기계나 소재 또는 공구에 큰 영향을 미치므로 반드시 실시간으로 감시되어야 하고 또한 정확한 감시가 필요하다. 파단이 발생했을 때 감시가 제대로 이루어지지 않는 것도 큰 문제이지만 정상적인 절삭에서 잘못 감시하게 되면 기계를 정지시켜야 하므로 높은 신뢰도로 감시해야 한다.

따라서 본 연구에서는 이상상태를 잘 분류할 수 있는 감독형 신경회로망과 최근 실시간 연산처리에 많이 이용되고 있는 DSP(Digital Signal Processor)를 이용하여 공구파손과 칩핑을 실시간으로 정확하게 감시하고자 한다. 일반적으로 공정감시에서는 하나의 신경망으로 여러 항목을 처리하였는데 DSP는 병렬처리가 가능하므로 본 연구에서는 여러개의 신경회로망으로 공정감시를 할 수 있는 지 알아보기 위해 두개의 신경망을 이용하여 공구파손과 칩핑을 각각 따로 감시하여 그 성능을 평가하여 본 결과 공구의 이상상태를 실시간하에서 충분히 감시가능하였다.

## 2. DSP (Digital Signal Processor)

디지털신호처리는 실시간 연산을 위한 특수한 마이크로컴퓨터로서, 일반적으로 실시간처리에 대한 제약이 있는 많은 연산을 요하는 응용분야에 사용되고 있다. 디지털 신호처리의 특징은 디지털 필터와 FFT의 알고리즘 등

에서 볼 수 있는 바와 같이 곱셈과 덧셈의 반복이 많이 있다. 이러한 연산을 고속으로 수행하기 위하여 DSP는 하드웨어 곱셈기를 내장하고 있다. 또한 DSP는 프로세서 내에 ROM, RAM을 갖고 있어서 버스(Bus)를 여러부분에 접속함으로써 제어의 병렬화를 이루고 있다. 이것에 대하여 마이크로프로세서에서는 내부 데이터 버스를 기준으로하여 외부 ROM, RAM으로부터 순차적으로 프로그램을 호출하고 데이터를 조작해야 한다. 즉, 한개의 명령을 보통의 마이크로프로세서에서는 여러개의 기계주기로만 처리가 가능한데 반하여 DSP는 곱셈을 포함한 각종 조작이 하나의 기계주기안에서 수행이 된다. 즉, 처리의 병렬성을 높이기 위하여 명령 피연산자(Operand)부에 많은 제어부분을 갖고 있어 하드웨어의 각 부분을 직접 병렬적으로 제어할 수 있게 되어 있다.

범용 DSP의 대표적인 것으로 TI(Texas Instruments)사의 TMS320 군(Family)을 들 수 있다<sup>(8)</sup>. 이 군은 TMS320을 기준으로 상위 호환성을 갖는다. 구조로 보면 큰 특징으로 내부 버스를 프로그램 bus와 데이터 bus로 분리한 것을 들 수 있다. 이것은 프로그램 제어와 데이터의 연산 제어를 각각 할 수 있는 것으로 구조가 알기 쉽게 되어있고 구성도 범용 마이크로프로세서에 가까운 형태로 되어있다. 본 연구에 사용된 TMS320C40은 TI사의 TMS320군의 5세대 DSP중의 하나이다. TMS320C40은 32Bit 부동소수점연산이 가능하고 타이머, 통신포트, DMA등 다른 DSP소자에 비해 다양한 기능들을 내장하고 있는 우수한 성능의 디지털 제어소자이다. 특히 40 MFLOPS(Million Floating-Point Operations per Second)의 연산속도는 현재 일반적인 워크스테이션의 수배에 이른다.

TMS320C40은 DSP소자로서 개발되었지만 범용제어 CPU에서 볼 수 있는 다양한 입출력 기능을 보유하고 있으며 다른 DSP소자와는 다르게 상당히 광대한 메모리공간을 직접 제어할 수 있도록 설계되어있다. 또한 하바드 구조(Havard architecture)에 의한 독특한 버스구조를 이용하여 명령어의 펠치(Fetch), 해석, 수행을 동시에 처리할 수 있고 또한 두가지 서로 다른 명령을 병렬처리할 수 있는 명령어를 보유하고 있어 연산속도가 다른 CPU에 비해 월등히 우수하다.

신호처리의 대부분은 일정량의 데이터를 가지고 신호처리를 하게 되는데 DSP는 데이터 처리를 버퍼(Buffer)단위로 수행하므로 신호처리에 매우 유용하다. 본 연구에 사용된 DSP보드는 TMS320C40을 내장하고 있는

Dasta Translation사의 모델명 DT3808로서 주요기능의 블록선도는 Fig.1과 같다.

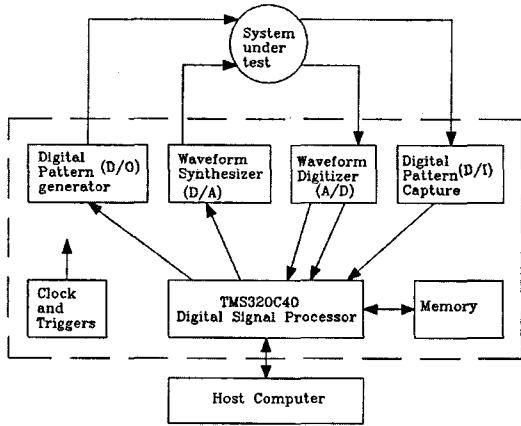


Fig. 1 DSP overview block diagram

### 3. 신호처리 기법

계측기를 통하여 신호를 획득하고 여러가지 신호처리 기법을 이용하여 정상상태와 이상상태의 특징을 추출하는 데 사용하는 신호처리기법은 다음과 같은 조건에 잘 맞아야 한다.

- 1) 이상상태를 잘 구분할 수 있을 것.
- 2) 패턴분류기에 쉽게 적용할 수 있을 것.
- 3) 신호처리속도가 빠를 것.

공작기계가 고속화 되어감에 따라 빠른 시간내에 이상상태를 진단해야 하는 데 본 연구에서는 대역적 신호처리 기법인 FFT, AR모델, 디지털필터를 이용하는 대역에너지들 각각 사용하여 절삭력 신호로부터 특징을 추출하고 서로의 장단점을 비교하고자 한다.

신호처리기법에서 추출된 특징은 단순하게 임계치를 이용하거나 패턴분류기(Pattern classifier)에 의하여 이상상태를 판정하기도 한다. 많이 사용되고 있는 패턴분류기로는 선형식별함수, 퍼지 알고리즘, 신경회로망등을 들 수 있다. 본 연구에서는 샘플된 학습데이터로 먼저 학습시켜야 한다는 단점을 가지고는 있으나 공구파단의 정확한 감시를 위하여 감독형 학습알고리즘인 오차역전파 신경회로망을 패턴분류기로 이용한다.

#### 3.1 시계열 분석

시계열 데이터로부터 구해진 수학적 모델은 자기회귀

이동평균(Autoregressive Moving Average) 모델이라 부르는 통계적 차분방정식으로 나타내고 ARMA(n,m)으로 표시한다<sup>(9)</sup>.

이때의 차분방정식은 다음과 같다.

$$\Phi(B)X_t = \Theta(B)a_t \tag{1}$$

여기에서

$$\Phi(B) = 1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_n B^n$$

$$\Theta(B) = 1 - \Theta_1 B - \Theta_2 B^2 - \dots - \Theta_m B^m$$

$\Phi_i$  : Autoregressive parameter

$\theta_i$  : Moving average parameter

$B$  : Back shift operator

$$E(a_t) = 0$$

신호의 Variance인  $\sigma_a$ 를 푸리에 변환을 하면 측정 신호의 파워 스펙트럼을 식(2)와 같이 구할 수 있다.

$$S(f) = \frac{\sigma_a^2 \cdot \Delta t}{2\pi} \left| \frac{\Theta(B)}{\Phi(B)} \right|_{B = \exp(-j2\pi f \Delta t)}^2 \tag{2}$$

여기서  $\Delta t$ 는 이산시간,  $f$ 는 주파수를 나타낸다.

ARMA 모델은 AR 모델보다 신호를 잘 모델링할 수 있다. 그러나 모델링을 할 때에 AR모델은 선형최소자승법(The method of linear squares)을 이용하고 ARMA 모델은 비선형최소자승법(The method of nonlinear squares)을 이용하므로 ARMA모델이 모델링에 시간이 더 많이 걸리게 된다<sup>(9)</sup>. 따라서 공작기계의 진단에서는 AR 모델을 많이 사용하고 있으며<sup>(6,7)</sup>, 본 연구에서도 실시간 감시를 위하여 AR 모델을 이용한다.

#### 3.2 디지털 필터에 의한 대역에너지

디지털 필터를 이용하여 관심의 대상이 되는 주파수만 통과시키거나 특정주파수를 저지한 후 파워를 구하면 FFT보다 연산속도를 빨리할 수 있다.

절삭상태의 이상에 따른 특징은 특정대역의 주파수성분에서 두드러지게 나타나므로, 대역주파수 에너지법은 이 경우 효과적으로 이용할 수 있다.

특정 대역주파수의 에너지( $E_{xBPF}$ )는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$E_{xBPF} = \int_{f_L}^{f_H} G_x(f) df \tag{3}$$

여기서  $G_x(f)$ 는 신호  $x(t)$ 의 파워스펙트럼 밀도함수이고,  $f_L, f_H$ 는 각각 관심의 주파수의 저역과 고역의 주파수를 나타낸다. 식(3)은 FFT를 수행한 후 대역주파수에서 에너지를 추출하는 방법을 채택하고 있으므로 신호처리에 많은 시간이 걸리게 된다. 이 경우 디지털필터를 이용하게 되면 관심의 대상이 되는 대역주파수를 추출하여 시간영역에서 에너지값을 구할 수 있기 때문에, 계산시간이 짧아지게 되어 실시간 처리에 이용할 수 있는 장점이 있다. 그러나 필터는 리플을 가지게 되므로 정확도는 FFT에 미치지 못한다. 식(4)는 디지털 필터를 통한 대역에너지를 나타낸다.

$$E_{x,BPF} = \lim_{T \rightarrow 0} \frac{1}{T} \int_0^T x^2(f)_{BPF} dt \quad (4)$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2(t)_{BPF}$$

여기서  $x_n(t)$ 는 이산화된 데이터를 나타내고,  $T$ 는 시간,  $N$ 은 신호의 갯수이다.

#### 4. 특징추출 (Feature Extraction)

공구파손 및 칩핑은 큰 충격력에 의하여 공작기계를 불안정하게 하고 커터의 웬지(Wedge)와 앤빌(Anvil)을 상하게 하여 공작기계의 수명과 커터의 수명을 단축시키고 표면조도를 악화시킨다.

공구파손은 Fig.2 (a)에서 보는 바와 같이 절인부가 완전히 파괴되어 절삭을 전혀하지 않는 경우이다. 그러나 일반적인 절삭에서는 이러한 완전한 파손은 좀처럼 발생하지 않는다. 밀링은 단속절삭이므로 공작물이 진입할 때와 이탈할 때 큰 충격력이 발생하므로 Fig.2 (b)와 같은 공구칩핑이 아주 빈번하게 발생하고 있다.

Fig.2 (a)에서 보는 바와 같이 공구파손이 발생하게 되면 파손된 날은 전혀 절삭을 하지 않게 되어 그 다음 날의 절삭단면적이 날당 절삭단면적의 2배가 된다. 공구가 파손되었을 때 이러한 현상을 고려하여 절삭력을 시뮬레이션<sup>(10,11)</sup>하여 신호처리를 하여 그 특성을 파악하여 보았다. 6개의 날을 가진 커터로 절삭회전수 370 RPM, 이송속도 342mm/min, 절삭깊이 1mm, 공작물 폭 78mm인 경우이다. 시뮬레이션한 절삭조건에서는 파손이 발생하지 않을 때는 두 날이 공작물과 항상 물려서 가공하고 있다.

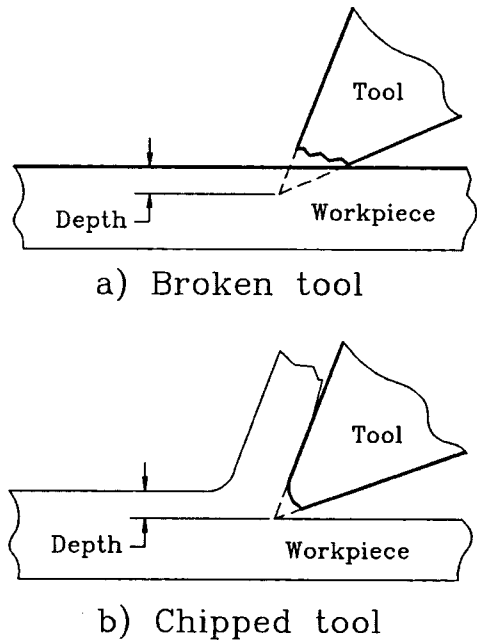


Fig. 2 Tool geometries of broken and chipped tool

파손된 날이 공작물을 지날 때는 절삭을 행하지 않게 되어 한 날만 절삭을 하므로 절삭력이 떨어지게 되고 앞날이 공작물을 이탈하게 된 후에는 짧은 순간 동안 전혀 절삭을 하지 않는 순간이 발생하게 된다. 그러나 파손된 절삭날의 다음날이 공작물에 진입하게 되면 절삭 단면적이 날당 절삭단면적의 2배로 증가하여 절삭력이 Fig.3(a)와 같이 크게 증가하게 된다. 따라서 이러한 절삭력의 큰 변동이 신호처리에서 특징으로 나타나게 된다. 공구가 파손될 때의 절삭력을 FFT하여 Fig.3 (b)에 나타내고 AR(8)모델의 계수와 Variance로부터 AR스펙트럼을 구하여 Fig.3 (c)에 나타내었다. Fig.3 (b)와 (c)에서 보는 바와 같이 절삭력의 큰 변동에 의한 주파수성분이 인서트 통과 주파수인 38Hz의 앞쪽에 나타나고 있다.

공구칩핑이 발생하게 되면 Fig.2 (b)에서 보는 바와 같이 절인부가 없어지게 되어 칩핑된 공구는 정상적인 절삭을 할 수 없게 되어 공작물을 문지르며 절삭하게 된다. 따라서 이 날이 절삭을 할 때는 비절삭저항이 커지게 되어 절삭력이 증가하게 된다. 칩핑된 절삭날이 정상적인 절삭날에 비하여 비절삭저항이 2배로 커진 경우에 대하여 절삭력을 시뮬레이션하여 Fig.4(a)에 나타내었는데 칩핑된 공구가 절삭을 할 때는 절삭력이 매우 커지게 된다. 칩핑된 날의 절삭력을 FFT하여 Fig.4 (b)에 나타내었고

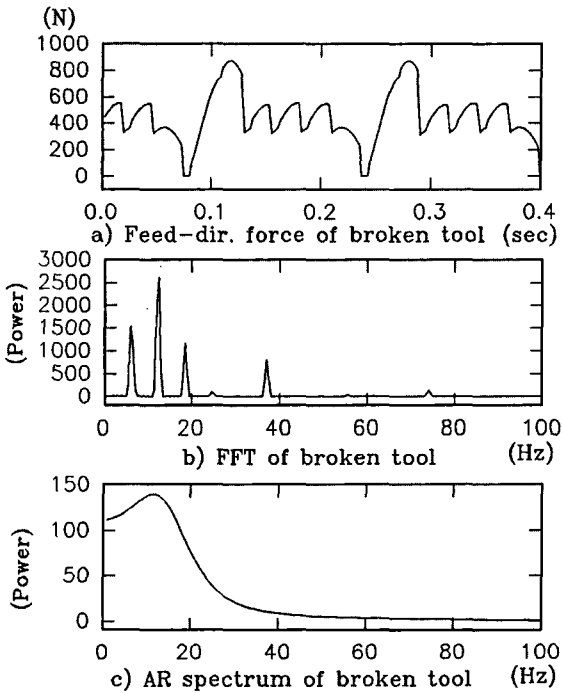


Fig. 3 The effect of broken tool

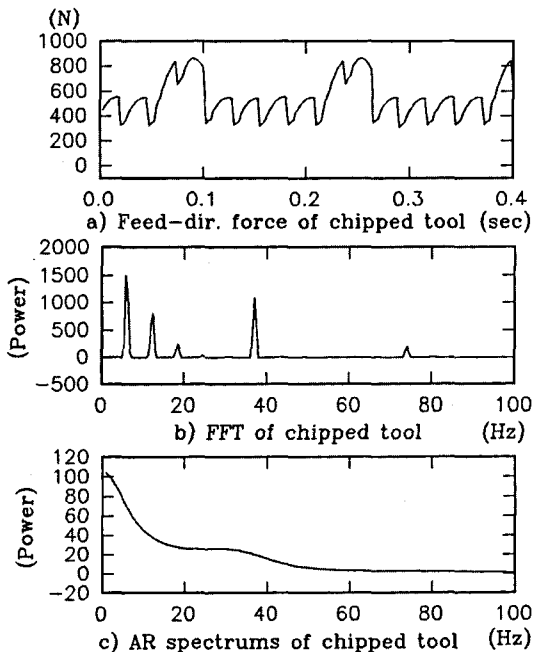


Fig. 4 The effect of chipped tool

AR(8)계수의 스펙트럼을 구하여 Fig.4 (c)에 나타 내었다. 그림에서 보는 바와 같이 절삭력의 변동에 의하여 공구파손과 유사하게 인서트 통과 주파수의 앞쪽에서 뚜렷한 특징을 나타내고 있다.

공구파손의 신호처리 결과인 Fig.3과 칩핑의 신호처리 결과인 Fig.4를 살펴보면 유사한 특징을 보이고 있는 데 인서트 주파수보다 저주파수 영역에서 파워가 증가하는 특징이 나타난다.

## 5. DSP보드에 의한 실시간 감시

### 5.1 신호처리 및 신경회로망 학습

실험을 위한 절삭조건은 절삭회전수 370, 520 RPM, 이송속도 187, 267, 342 mm/min에 대하여 10회씩 정상상태와 파손 및 칩핑에 대하여 각각 실험을 하였다. 절삭력의 신호 한개당 샘플링 시간을 0.0025초로 하였을 때 370RPM에서는 63개의 데이터를 신호처리하였고 520 RPM에서는 46개의 데이터를 신호처리 하였다. 이 데이터 갯수는 샘플링 시간 0.0025초로 각 조건에서 1회 전하는 동안에 획득한 신호에 해당된다.

신호처리방법은 AR(8)모델과 대역에너지를 사용하여 서로의 장단점을 비교하였다. FFT는 이상상태의 신호특징을 분석하는 데는 유용하게 사용되었으나 실제로 신경망에 학습하여 실험하여 본 결과 신호처리시간이 길어서 실시간 감시에는 유용하지 못하였다. 공구파손의 실험은 공구에서 한 날을 제거하고 이송 방향의 절삭력을 측정하였다. 공구칩핑의 실험은 칩핑이 발생한 인서트를 공구에 삽입하고 이송 방향의 절삭력을 측정하였다. 본 연구에서 공구파손 및 칩핑의 감시에 이송 방향의 절삭력을 사용한 이유는 칩핑이 발생했을 때 이송 방향의 절삭력이 가장 민감하게 특징이 나타났기 때문이다. Fig.4에서 살펴본 것처럼 칩핑이 발생하면 공구인선이 무디어지게 되어 공작물과 마찰력이 커지게 되는 데 이러한 경우 공구의 칩핑은 절삭력의 이송 방향에 가장 크게 영향을 미치게 된다. DSP는 고속연산이 가능하여 여러개의 신경망을 사용할 수 있으므로 파손과 칩핑에 대하여 각각의 신경망에 학습하였다. 정상적인 공구의 신호는 공구파손과 칩핑의 신경망학습에 똑같이 출력패턴 0.01로 학습하고, 파손과 칩핑의 신호는 0.99로 파손과 칩핑에 대하여 각각의 신경망에 학습하였다. 본 연구에 사용된 오차역전파 신경회로망은 감독형 학습방법이기 때문에 입력이 주어졌을 때 올바른 패턴값으로 출력하도록 연결강도(Weight)를 조

정하는 구조이다.

신호처리에 AR(8)모델을 이용할 경우에 입력벡터는 절삭조건, AR(8)파라미터, Variance로 구성하였다. 따라서 입력층의 노드수는 12개이고 출력층의 노드수는 1개이다. 은닉층은 1층으로 고정하고 은닉층의 노드수를 변화시키면서 학습하여 7개로 선정하였다. 공구파손과 칩핑의 감시를 위해 AR모델을 이용한 신호처리에서 신경회로망 구조는 12-7-1의 구조이고, 오차역전파 알고리즘으로 240셋트를 파손과 칩핑에 대하여 각각 학습하여 가중치(Weight)를 저장하였다. 저장된 가중치는 DSP보드에서 실시간 감시에 이용되었다.

절삭력의 신호처리에 대역에너지를 이용하여 특징을 추출하고 신경회로망에 학습할 경우에 입력노드수는 4개이고 출력노드수는 1개이다. 은닉층을 1층으로 고정하고 은닉층의 노드수는 15개로 선정하였다. 대역에너지를 신경망 구조는 4-15-1의 구조이고, 오차역전파 알고리즘으로 240셋트를 학습하여 AR(8)차 모델을 사용하는 경우와 같이 가중치를 저장하였다. 저장된 가중치는 DSP보드에서 실시간 감시에 이용되었다.

Table 1은 AR모델의 신경회로망 구조 및 학습파라메타를 나타내고 Table 2는 대역에너지를 신경망 구조 및 학습파라메타이다.

Table 1 Learning parameters and structure of neural network for AR(8)

Learning condition	Learning rate : 0.9 Momentum rate : 0.7 Input samples : 240
Input layer node	12 : RPM, Feed rate, Depth, AR(8) Parameters, Variance
Hidden layer node	7
Output layer node	1 : Normarl = 0.01 Abnormal = 0.99

Table 2 Learning parameters and structure of neural network for band energy.

Learning condition	Learning rate : 0.9 Momentum rate : 0.7 Input samples : 240
Input layer node	4 : RPM, Feed rate, Depth, Band energy
Hidden layer node	15
Output layer node	1 : Normarl = 0.01 Abnormal = 0.99

### 5.2 DSP보드에 의한 실시간 감시시스템 구성

공구파손 및 칩핑의 실시간 감시시스템의 흐름도인 Fig.5와 같이 절삭실험을 수행하여 신경망모델에 학습한 가중치를 이용하여 실시간 감시시스템을 구축하였다. 즉, 실험을 통하여 미리 구축한 신경회로망의 가중치를 입력하고 절삭조건과 이송방향의 절삭력을 신호처리하여 구한 특징들로 구성된 입력패턴을 신경망에 통과시킨다. 그 다음 입력패턴으로부터 공구의 파손상태와 칩핑상태를 신경회로망이 분류한다. 신호처리는 A/D에서 1개의 버퍼에 63개의 데이터를 1회전할 동안 신호를 획득하고 이 버퍼의 데이터를 DSP에서 신호처리하였다. 결과의 출력은 D/A의 버퍼에 결과를 출력하고 또한 PC에 출력하였다.

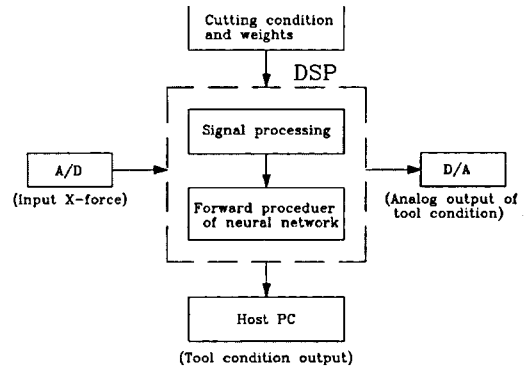


Fig. 5 Flow chart of real time monitoring by DSP board.

공구파손과 칩핑에 대한 신경망 출력값 중에서 어느 한 쪽이 0.9이상이면 샘플링 시간 0.0025초로 D/A 채널에 5V를 출력하여 LED를 켜고 동시에 PC화면에 "Tool condition = Abnormal"을 출력한다. 파손과 칩핑의 상태가 모두 0.9 미만을 나타낼 때는 0V를 출력하여 LED를 Off상태로 하고 PC화면에 "Tool condition = Normal"을 출력한다. 0.9이상을 이상상태로 판단한 이유는 인서트의 초기위치오차가 심한 경우에 인서트 통과 주파수보다 저주파수 성분이 증가하여 공구상태를 잘못 감시하는 것을 방지하기 위해서이다. 이렇게 되면 정상신호를 파손과 칩핑의 신호로 처리하는 경우는 거의 발생하지 않고 완전한 파손과 칩핑의 신호를 감시하게 된다.

DSP보드를 이용한 실시간 감시에서 파손과 칩핑이 발생하는 순간을 만들어 낸다는 것은 실험상태에서 힘들다. 따라서 본 연구에서는 Fig.6과 같이 공작물의 일부분을 정상날로 절삭하여 정상날의 상태를 제대로 감시하는 지

를 확인한 다음에 이송을 정지하고 역방향으로 후진하여 절삭날의 한날을 제거하고 정방향으로 이송을 다시 주어 파손상태의 감시를 확인하였다. 칩핑의 경우에도 동일한 방법으로 칩핑된 날을 삽입하여 칩핑의 감시상태를 확인하였다.

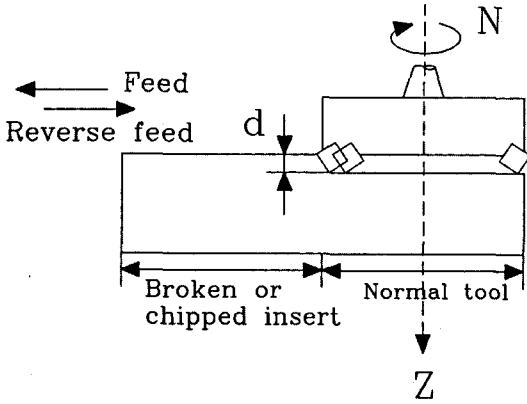


Fig. 6 Schematic diagram of cutting process.

Fig.7 (a)는 공작물의 일부분을 절삭하고 이송을 후진하고 난 다음에 정상날을 이용하여 재진입한 경우의 이송방향 절삭력신호이다. 이 경우 정상날은 파손과 칩핑의 상태를 제대로 감시하는 지를 살펴보기 위해 인서트 초기 위치오차가 매우 심한 커터를 사용하였다. (b)는 정상날로 공작물의 일부분을 절삭하고 난 다음에 이송을 후진하여 한날을 제거하고 절삭할 때의 신호를 나타내고, (c)는 칩핑된 공구를 삽입하고 절삭할 때의 신호를 나타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 정상날의 신호는 인서트 초기 위치오차가 심하여 절삭력의 변동이 많이 발생되었고 파손과 칩핑의 신호는 정상날 신호보다 더욱 크게 절삭력 변동함을 알 수 있다.

Fig.8은 Fig.7에서 측정된 절삭력을 대역필터하여 나타내었는데 정상날보다 파손된 공구와 칩핑된 공구의 경우 절삭력의 변동이 크게 나타나고 있다. Fig.9는 각 절삭력의 AR(8)스펙트럼을 나타내었는데 정상날의 신호에서는 인서트 통과 주파수가 크게 나타나고 파손된 공구와 칩핑된 공구의 신호에서는 인서트 통과 주파수보다 저주파수 성분에서의 파워가 크게 나타나고 있다.

공구파손과 칩핑의 실시간 감시의 경우 AR모델에 의한 12-7-1의 신경망에서는 인서트 초기위치오차가 심한 정도에 관계없이 모든 경우에 공구의 파손과 칩핑을 검출할 수 있었다. 그러나 대역에너지에 의한 4-15-1의 신경망

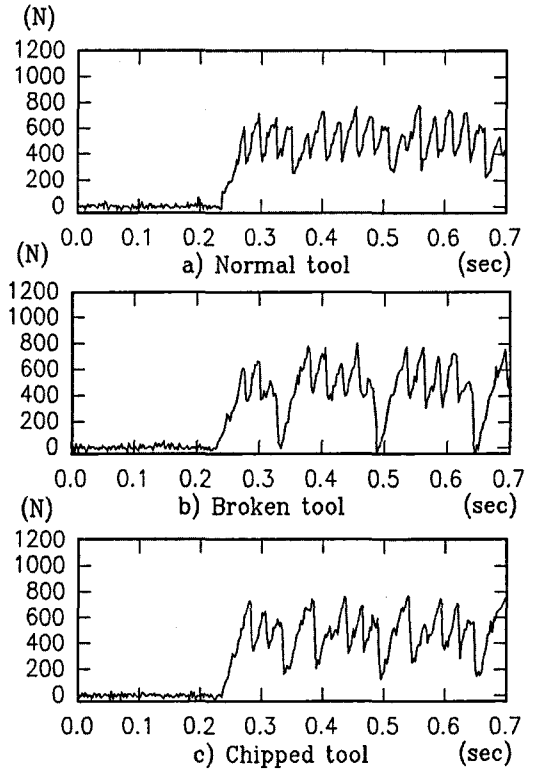


Fig. 7 Feed-dir. forces of normal, broken and chipped tool in real monitoring.

에서는 인서트 초기위치오차가 심하지 않을 때는 잘 검출할 수 있었으나, 초기위치 오차가 심한 경우에는 정상날인 경우에도 칩핑으로 판정하였다. 따라서 AR모델이 더 정확하게 특징을 추출함을 알 수 있었다.

주축회전수 370RPM에서 1개의 버퍼에 샘플링 타임 0.0025초로 63개의 데이터를 수집하는 데 걸리는 시간은 0.1575초이다. 수집된 버퍼의 데이터를 신호처리하여 신경회로망에서 판단하고 D/A의 버퍼에 데이터를 출력하고 또한 PC에 결과를 보내는 데 걸리는 총연산 시간은 대역에너지의 경우에 약 0.165초 소요되었고 AR모델의 경우에 약 0.17초 소요되었다. 따라서 1회전 보다 약간 더 소요된 시간에서 파손상태를 감시할 수 있었다.

이상과 같이 AR모델이 계산시간은 대역에너지보다 약간 더 소요되었으나 실시간 감시에 적절하였다. 한편 공구상태를 판별한 후 D/A의 버퍼에 결과를 출력하지 않고 D/O로 단지 On/Off 상태와 PC화면에 결과를 출력하는 경우에는 완전히 1회전 이내에 데이터 손실없이 실시간 감시할 수 있었다.

6.결 론

정면밀링작업에서 DSP를 이용하여 공구의 파손 및 칩핑을 실시간 감시하는 연구를 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 신경회로망과 DSP를 이용함으로써 절삭과정에서 발생하는 공구의 이상상태를 높은 신뢰도로 실시간 감시할 수 있었는데, 이는 DSP가 일정량의 크기를 가진 데이터를 병렬처리할 수 있으므로 절삭과정의 이상상태의 실시간 감시에 매우 유용하였다.

2. 공구파손 및 칩핑에 따른 절삭력 신호를 AR(8)모델과 대역에너지로 특징을 추출하여 본 결과 인서트 통과 주파수보다 저주파영역에서 파워가 크게 나타났으며 이는 공정감시의 특징으로 사용될 수가 있다.

3. 본 연구에서는 신호처리기법 중에서 실시간 감시에 유용한 대역에너지와 AR모델을 이용하였는데, 계산시간에는 대역에너지가 유리하였고 AR모델은 더 정확한 특징을 추출할 수 있었다. 또한 AR모델과 대역에너지의 계산시간의 차이는 크지 않아서 AR모델이 실시간 감시에 유용함을 알 수 있었다.

4. 절삭실험으로 신경회로망에 Off-Line학습하여 저장된 가중치(Weight)를 이용하여 DSP보드에서 실시간 감시시스템을 구축할 수 있었고 DSP는 신호처리 속도가 우수하므로 하나의 패턴분류기만 사용하지 않고 여러개의 패턴분류기를 병렬로 사용할 수 있었다.

후 기

본 연구는 1994년도 한국과학재단 핵심전문연구(과제번호 941-0000-064-2)의 일부로 수행되었습니다. 이에 감사를 드립니다

참 고 문 헌

1. Tlusty, J., "A Critical Review of Sensors for Unmanned Machining", Ann. of CIRP, Vol.32, pp. 563-572, 1983.
2. Emel, E., and Kannatey-Asibu, E., "Tool Failure Monitoring in Turning by Pattern Recognition Analysis of AE Signals", ASME J. of Eng. for Ind, Vol.110, pp. 137-145, 1988.

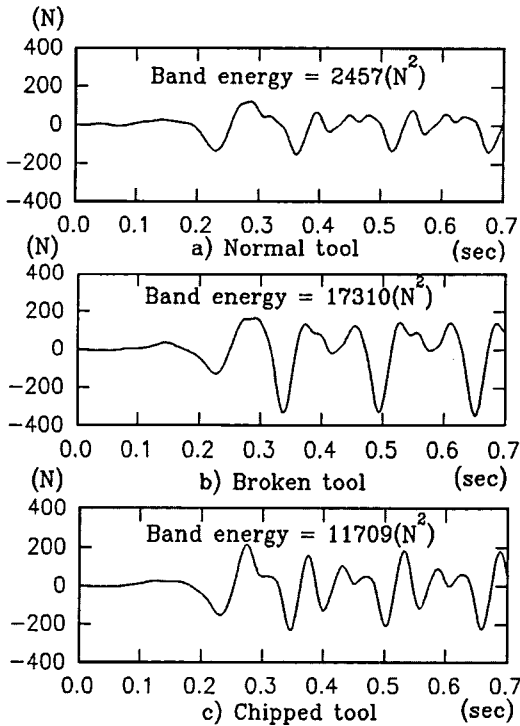


Fig. 8 Filtered forces of normal, broken and chipped tool in real time monitoring

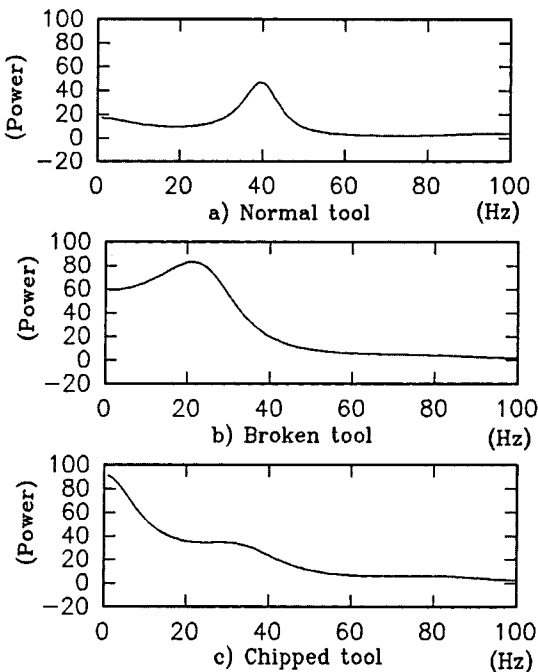


Fig. 9 AR spectrum of normal, broken and chipped tool in real time monitoring.



3. Dan, L., and Mathew, J., "Tool Wear and Failure Monitoring Techniques for Turning A-Reviews", *Int. J. MTDR*, Vol.30, No.4, pp.579-598, 1990.
4. Altintas, Y., Yellowely, I., and Thusty, J., "The Detection of Tool Breakage in Milling Operations", *ASME J. of Eng. for Ind.*, Vol. 110, pp. 271-277. 1988,
5. Tarn, J. H. and Tomizuka, M., "On-Line Monitoring of Tool and Cutting Condition in Milling", *ASME J. of Eng. for Ind.*, Vol. 111, pp 206-212. 1989
6. Takata, S., Ogawa, M., Bertok, P., Ootsuka, J., Matushima, K., and Sata, T., "Real-Time monitoring System of Tool Breakage Using Kalman Filtering", *Robotics & Computer Integrated Manufacturing*, Vol.2, No.1, pp. 33-40. 1985.
7. Lan, M. S., and Naerheim, Y., "In-Process Detection of Tool Breakage in Milling", *ASME J. of Eng. for Ind.*, Vol. 108, pp. 191-197. 1986.
8. Texas Instrument, *TMS320C4x User's Guide*, 1993.
9. Wu, S. M. and Pandit, S. M., *Time Series and System Analsis with Applications*, John Wiley and Sons, 1983.
10. 김희술, 이상석, 이병철, "정면밀링작업에서 동절삭력 해석," *대한기계학회논문집*, 제16권, 12호, pp. 1807-1815, 1992.
11. 이병철, 황정철, 백대균, 김희술, "정면밀링의 절삭력 해석을 위한 평균 비절삭저항 모델의 개발", *한국정밀공학회지*, 제11권, 제4호, pp. 13-25, 1994.