

DSP를 이용한 밀링공구의 실시간 파단검출에 관한 연구

(A Study on Real Time Detection of Tool Breakage in Milling Operation Using a DSP)

백 대 균*, 고 태 조**, 김 회 술**

* : 영남대 대학원

** : 영남대 기계공학과

1. 서론

절삭공정의 자동화와 무인화를 달성하기 위해서는 경험을 가진 작업자의 역할이 컴퓨터에 의한 자동적인 감시 및 제어시스템으로 대체되어야 한다. 특히 공작기계에서 발생할 수 있는 자체의 고장이나 절삭과정중에 발생하는 이상상태를 실시간으로 검출하여 원인을 자동적으로 진단할 수 있어야 한다.

절삭가공 공작기계의 이상상태 감시 및 진단의 현황을 살펴보면 주로 공구상태의 감시와 챠터 감시가 연구의 대상이 되고 있다. 공구상태의 감시는 공구의 마모와 파단을 검출하고 있다. 이 중에서 공구의 파단은 발생 즉시 실시간으로 감시되어야 한다. 밀링작업에서는 1회전 이내의 공구회전에 파단을 검출하고 기계를 정지시켜야 한다. 최근의 절삭가공에서는 절삭공구로 강력절삭을 위해 고경도 재료를 사용함에 따라 공구의 파단이 빈번하게 발생하고 있다. 정면밀링과 같은 단속절삭에서는 절삭날이 큰 충격력을 받으므로 더욱 파단에 대한 감시가 필요하다 [1-4]. 파단의 감시는 반드시 실시간으로 감시되어져야 하고 또한 정확한 감시가 필요하다. 파단이 발생했을 때 감시가 제대로 이루어지지 않는 것도 큰 문제이지만 정상적인 절삭에서 잘못 감시하게 되면 기계를 정지시켜야 되므로 완전한 100 %의 정확도로 감시해야 한다. 따라서 이상상태를 잘 분류할 수 있는 지도형 신경회로망과 최근 실시간 연산처리에 많이 이용되고 있는 DSP(Digital Signal Processor)를 이용하여 실시간으로 공구파단을 감시하고자 한다.

2. DSP (Digital Signal Processor)

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

등에서 볼 수 있는 바와 같이 곱셈과 덧셈의 반복이 많이 있다. 이러한 연산을 고속으로 수행하기위하여 DSP는 하드웨어 곱셈기를 내장하고 있다. 또한 DSP는 프로세서내에 ROM, RAM을 갖고 있어 버스(Bus)를 여러부분에 접속함으로써 제어의 병렬화를 이루고 있다. 이것에 대하여 마이크로프로세서에서는 내부 데이터 버스를 기준으로 하여 외부 ROM, RAM으로부터 순차적으로 프로그램을 호출하고 데이터를 조직해야 한다.

범용 DSP의 대표적인 것으로 TI사의 TMS320 군(Family)을 들 수 있다[5]. 이 군은 TMS320을 기준으로 상위 호환성을 갖는다. 구조를 살펴보면 큰 특징으로 내부 버스를 프로그램 제어와 데이터의 연산 제어를 각각 할 수 있는 것으로 구조가 알기쉽게 되고 구성도 범용 마이크로프로세서에 가까운 형태로 된다. TI사의 TMS320군의 DSP를 Fig.1에 나타내었는데 TMS320C40은 5세대 중의 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

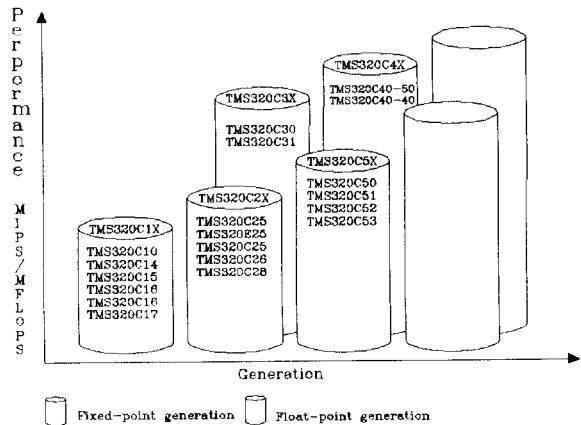


Fig. 1 TMS320 Family of devices.

per Second)의 연산속도는 현재 일반적인 워크스테이션의 수배에 이른다.

TMS320C40은 DSP소자로서 개발되었지만 범용 제어CPU에
서 볼 수 있는 다양한 입출력 기능을 보유하고 있으며 다른
DSP소자는 다르게 상당히 광대한 메모리공간을 직접
제어할 수 있도록 설계되었다. 또한 하바드 구조(Harvard
architecture)에 의한 독특한 버스구조를 이용하여 명령
어의 펫치(Fetch), 해석, 수행을 동시에 처리할 수 있고
또한 두가지 서로 다른 명령을 병렬처리할 수 있는 명령
어를 보유하고 있어 연산속도가 다른 CPU에 비해 월등히
우수하다.

신호처리할 때 대부분의 경우에 일정량의 데이터로 신호처리를 하게 되는 데 DSP는 데이터 처리를 버퍼(Buffer)단위로 수행하므로 신호처리에 매우 유용하다. 본 연구에 사용된 DSP보드는 TMS320C40을 내장하고 있는 Dasta Translation사의 모델명 DT3808로써 주요기능의 볼록선도는 Fig. 2와 같다.

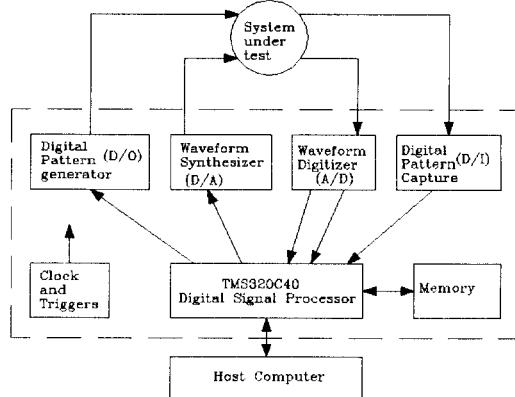


Fig. 2 DSP overview block diagram.

3. 신호처리 기법

공작기계가 고속화 되어감에 따라 빠른 시간내에 이상상태를 진단해야 되는 데 특징추출이 우수하여 많이 사용되고 있는 FFT는 연산시간이 길어 실시간 진단을 어렵게 하고 있다. 본 연구에서는 FFT, AR모델, 디지털피터에 의한 대역에저지를 이용하여 절삭력 신호로부터 특징을 추출하여 서로의 장단점을 비교한다.

신호처리기법에서 추출된 특징은 단순하게 임계치를 고려할 수도 있고 패턴분류기(Pattern classifier)에 의하여 이상상태를 판정할 수도 있다. 본 연구에서는 샘플 데이터로 먼저 학습시켜야 한다는 단점을 가지고 있으나 공구파단의 정확한 감시를 위하여 지도형 학습알고리즘인 오차역전파 신경회로망을 패턴분류기로 이용한다.

3.1 시계열 분석(Time Series Analysis)

시계열 데이터로부터 구해진 수학적 모델은 자기회귀 이동평균(Autoregressive Moving Averaged) 모델이라 부르는 통계적 차분방정식으로 나타내고 ARMA(n, m)으로 표시한다[6].

이때의 차분방정식은 다음과 같다.

여기에서 ϕ : autoregressive parameter

θ : Moving average parameter

B : backshift operator

$$E(a_t) = 0$$

분산 γ_0 를 퓨리에 변환(Fourier Transform)을 하면 측정 신호의 파워 스펙트럼 (power spectrum)을 구할 수 있다.

$$S(f) = -\frac{\sigma^2_a \cdot \Delta t}{2\pi} + \frac{\theta(B)}{\varphi(B)} + {}_B^2 \exp(-j2\pi f \Delta t) \quad \text{--- (2)}$$

ARMA 모델은 AR 모델보다 신호의 특징은 잘 표현할 수 있으나 파라메타를 찾는 데 시간이 많이 걸리게 되므로 공작기계의 진단에서는 AR 모델을 많이 사용하고 있다. 본 연구에서도 실시간 감시를 위하여 AR 모델을 이용한다.

3.2 디지털 필터에 의한 대역제거

디지털 필터를 이용하여 관심의 주파수만 통과시키거나 특정주파수를 저지한 후 파워를 구하면 FFT보다 연산속도를 빨리 할 수 있다.

절삭상태의 이상에 따른 특징은 특정대역의 주파수성분에서 두드러지게 나타나는 데, 대역주파수 에너지법

(Frequency band-energy method)을 많이 이용한다.
특정 대역주파수의 에너지는 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$E_{x_{BPF}} = \int_{c}^{f_H} G_x(f) df \quad \dots \quad (3)$$

여기서 $G_x(f)$ 는 신호 $x(t)$ 의 파워스펙트럴 밀도함수이고, f_L , f_H 는 관심의 주파수의 저역과 고역의 주파수를 나타낸다. (3)식은 FFT를 수행한 후 대역주파수에서 에너지를 추출하는 방법을 채택하고 있으므로 신호처리에 많은 시간이 걸리게 된다. 디지털필터를 이용하게 되면 관심의 대역주파수를 추출하여 시간영역에서 에너지값을 구할 수 있다. 이 방법은 계산시간이 짧아지게 되어 실시간 처리에 이용할 수 있는 장점이 있는 데 다음과 같다.

$$E_{XBPF} = \lim_{T \rightarrow 0} \frac{1}{T} \int_0^T X^2(t)_{BPF} dt$$

$$= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n^2(t)_{BPF}$$
(4)

4. 특징추출(Feature Extraction)

Fig. 3 (a)에서 보는 바와 같이 공구파손이 발생하게 되면 파손된 날은 전혀 절삭을 하지 않게 되어 그 다음 날은 절삭단면적이 2배가 된다. 공구가 파손되었을 때 이러한 현상을 고려하여 절삭력을 시뮬레이션하여 신호처리하였다. 6개의 날을 가진 커터로 절삭속도 370 RPM, 이송속도 342mm/min, 절삭깊이 1mm, 공작물 폭 78mm에서 시뮬레이션하였다. 시뮬레이션한 절삭조건에서 파손이 발생하지 않을 때는 두날이 공작물을 향상 몰려있다. Fig. 4 (a)에서 보는 바와 같이 파손된 날이 공작물을 지날 때는 절삭을 행하지 않게 되어 한 날만 절삭을 하므로 절삭력이 떨어지게 되고 앞 날이 공작물을 이탈하게 된 후에는 짧은 순간 동안 전혀 절삭을 하지 않는 순간이 발생하게 된다. 파손된 절삭날의 다음날이 공작물에 진입하게 되면 칩단면적이 2배로 증가하여 절삭력이 크게 증가하게 된다. 이러한 절삭력의 큰 섭동이 신호처리에서 특징으로 나타난다. 파손될 때의 절삭력을 FFT하여 Fig. 4 (b)에 나타내고 AR(8)모델의 계수와 Variance로부터 AR스펙트럼을 구하여 Fig. 4 (c)에 나타내었다. Fig. 4 (b)와 (c)에서 보는 바와 같이 절삭력의 큰 섭동에 의한 주파수성분이 인서트 주파수인 38Hz의 앞쪽에 나타나고 있다.

침핑이 발생하게 되면 Fig. 3 (b)에서 보는 바와 같이 절인부가 없어지게 되어 침핑된 공구는 정상적인 절삭을 할 수 없게 되어 공작물을 문지르며 절삭하게 된다. 따라

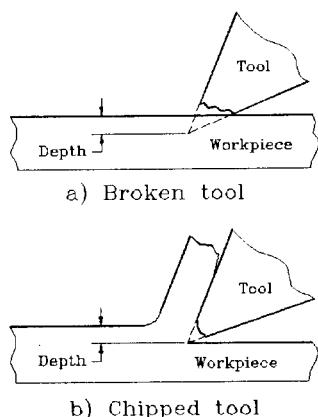


Fig. 3 Tool geometries of broken and chipped tool.

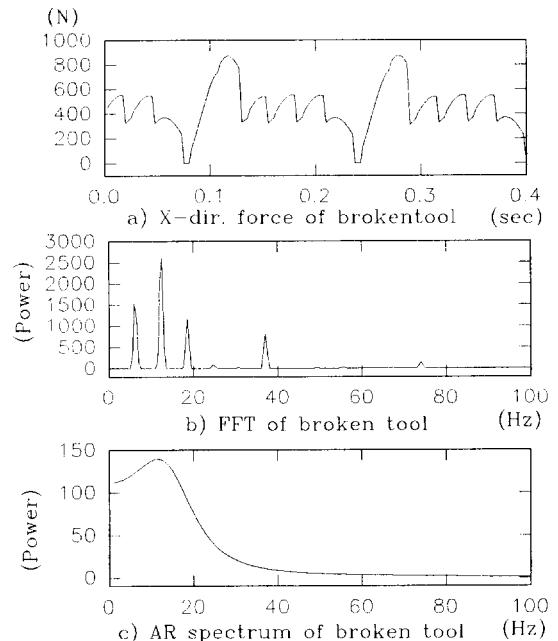


Fig.4 The effect of broken tool

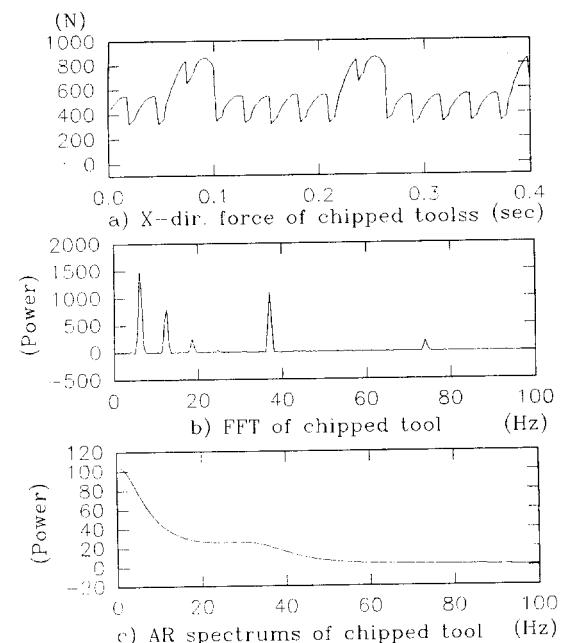


Fig.5 The effect of chipped tool

서 이 날이 절삭을 할 때는 비절삭저항이 커지게 되어 절삭력이 증가하게 된다. 침핑된 절삭날이 정상적인 절삭날에 비하여 비절삭저항이 2배로 커진 경우에 대하여 절삭력을 시뮬레이션하여 Fig. 5 (a)에 나타내었는데 침핑된

공구가 절삭을 할 때는 절삭력이 매우 커지게 된다. 칩핑된 날의 절삭력을 FFT하여 Fig. 5 (b)에 나타내었고 AR(8)계수의 스펙트럼을 구하여 Fig. 5 (c)에 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 절삭력의 섭동에 의하여 공구파손과 유사하게 인서트 주파수의 앞쪽에서 뚜렷한 특징을 나타내고 있다.

공구파손의 신호처리 결과인 Fig. 4와 칩핑의 신호처리 결과인 Fig. 5를 살펴보면 유사한 특징을 보이고 있는 데 인서트 주파수 보다 저주파수 영역에 특징이 나타난다.

5. DSP에 의한 실시간 감시

5.1 신호처리 및 신경회로망 학습

본 연구에 사용된 신경회로망은 지도형 학습으로 입력이 주어졌을 때 올바른 패턴값으로 출력하도록 연결강도(Weight)를 조정한다. 현재 가장 많이 이용되고 있는 지도형 학습 알고리즘인 오차 역전파(Back propagation of error)학습 알고리즘으로 학습하여 연결강도를 구하였다.

절삭조건은 절삭속도 370, 520 RPM, 이송속도 187, 267, 342 mm/min에서 한 절삭조건에서 10회씩 정상상태와 파손 및 칩핑에 대하여 각각 실험을 하였다. 절삭력의 샘플링 시간은 0.0025초이고 370 RPM에서는 63개의 데이터를 신호처리하였고 520 RPM에서는 46개의 데이터를 신호처리하였다. 이 데이터 갯수은 샘플링 시간 0.0025초로 각 조건에서 1회전하는 동안에 획득한 신호에 해당된다.

신호처리기법은 AR(8)모델과 대역에너지지를 사용하였다. FFT는 이상상태의 신호특징을 분석하는 데는 유용하게 사용되었으나 실제로 신경망에 학습하여 실시간 감시에는 신호처리시간이 길어서 유용하지 못하였다. 공구파손의 실험은 공구에서 한 날을 제거하고 X 방향의 절삭력을 측정하였다. 공구칩핑의 실험은 칩핑이 발생한 인서트를 공구에 삽입하고 X 방향의 절삭력을 측정하였다. 본 연구에서 공구파손 및 칩핑의 감시에 X 방향의 절삭력을 사용한 이유는 칩핑이 발생했을 때 X 방향의 절삭력이 가장 민감하게 특징이 나타났기 때문이다. 정상적인 공구의 신호는 공구파손과 칩핑의 신경망학습에 똑같이 출력패턴 0.01로 학습되고, 파손과 칩핑의 신호는 0.99로 각각의 신경망에 학습되었다.

공구파손과 칩핑의 감시를 위해 AR모델을 이용한 신호처리에서 신경회로망 구조는 12-7-1의 구조이고, 오차역전파 알고리즘으로 240셋트를 파손과 칩핑에 대하여 각각 학습하여 가중치를 저장하였다. 저장된 가중치는 DSP보드에서 실시간 감시에 이용되었다.

대역에너지의 신경망 구조는 4-15-1의 구조이고, 오차

역전파 알고리즘으로 240셋트를 학습하여 가중치를 저장하였다. 저장된 가중치는 DSP보드에서 실시간 감시에 이용되었다.

Table 1에 AR모델의 신경회로망 구조 및 학습파라메타를 나타내고, Table 2에 대역에너지의 신경망 구조 및 학습파라메타를 나타내었다.

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
Hidden layer node	7
Output layer node	1 : Normal = 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 : Normal = 0.01 Abnormal = 0.99

5.2 DSP보드에 의한 실시간 감시시스템 구성

절삭실험을 수행하여 신경망모델에 학습한 가중치를 이용하여 실시간 감시시스템을 구축하였다. 공구파손 및 칩핑의 실시간 감시시스템의 흐름도를 Fig. 6에 나타내었다. 실험을 통하여 구한 가중치를 입력하고, X방향의 절삭력을 신호처리하여 구한 파라메타들과 절삭조건으로 구성된 입력패턴을 신경망에 통과시킨다. 입력패턴으로부터 공구의

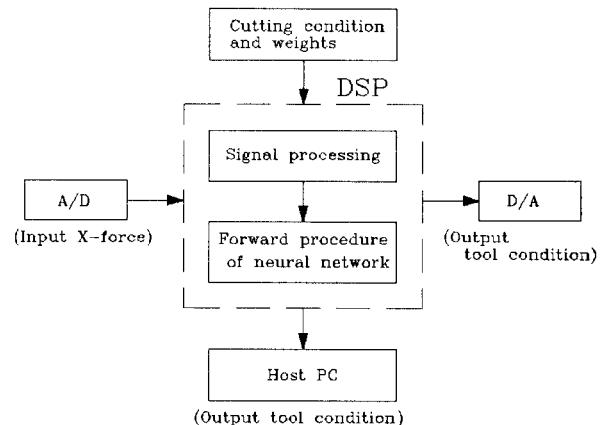


Fig. 6 Real time monitoring by DSP board.

파손상태와 칩핑상태를 신경망으로부터 구한다.

공구파손과 칩핑에 대한 신경망 출력값 중에서 어느 한쪽이 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. 신경망모델에 학습할 때 정상날의 신호는 0.01로 학습하고 파손과 칩핑의 신호는 0.99로 학습했는데 0.9이상을 이상상태로 판단한 이유는 파손과 칩핑의 상태 판별에서 에러를 발생하게하고 정상적인 절삭날에서는 100% 정상신호를 출력하기 위해서이다. 이렇게 되면 정상 신호에서 파손과 칩핑의 신호를 발생할 경우는 거의 발생하지 않고 완전한 파손과 칩핑의 신호를 감지하게 된다.

DSP보드를 이용한 실시간 감시에서 파손과 칩핑이 발생하는 순간을 잡는다는 것은 힘들다. 따라서 본 연구에서는 Fig.7과 같이 공작물의 일부분을 정상날로 절삭하여 정상날의 상태를 제대로 감시하는지를 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.

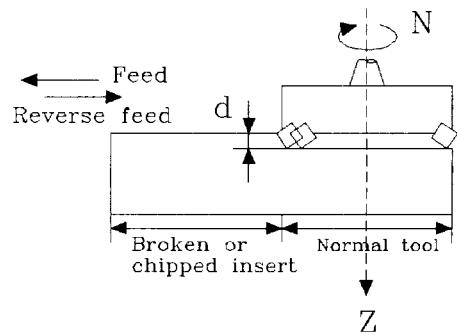


Fig. 7 Experimental configuration of real time monitoring.

파손과 칩핑의 상태를 제대로 감시하는지를 살펴보기 위해 인서트 초기위치오차가 매우 심한 커터를 사용하였다. Fig.8 (a)는 공작물의 일부분을 절삭하고 이송을 후진하고 난 다음에 정상날을 재진입한 경우의 X방향 절삭력 신호이다. (b)는 이송을 후진하여 한날을 제거하고 절삭할 때의 신호를 나타내고, (c)는 칩핑된 공구를 삽입하고 절삭할 때의 신호를 나타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 정상날의 신호는 인서트 초기위치오차가 심하여 절삭력의 섭동이 많이 발생되었고 파손과 칩핑의 신호는 정상날 신

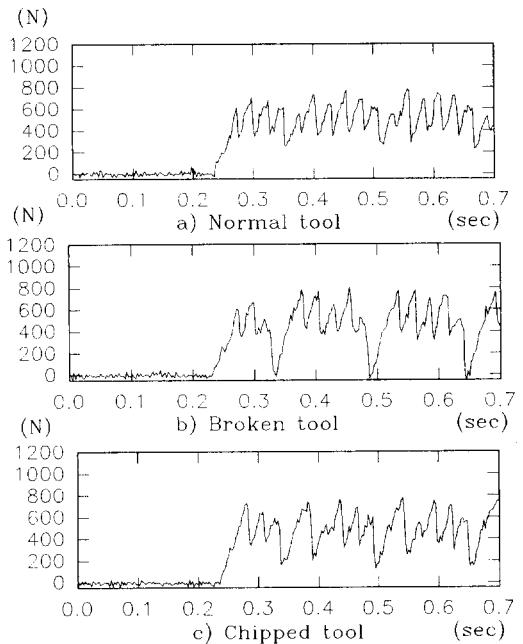


Fig.8 X-dir. forces of normal, broken and chipped tool in real monitoring.

호보다 더욱 크게 절삭력이 섭동함을 알 수 있다. Fig.9는 Fig.8의 절삭력을 대역필터하여 나타내었는데 정상날보다 파손된 공구와 칩핑된 공구는 필터된 절삭력의 섭동이 크게 나타나고 있다. Fig.10은 각 절삭력의 AR(8)스펙트럼을 나타내었는데 정상날의 신호에서는 인서트 주파수가 크게 나타나고 파손된 공구와 칩핑된 공구의 신호에서는 인서트 주파수보다 저주파수 성분이 크게 나타나고 있다. 공구파손과 칩핑의 실시간 감시에서 AR모델에 의한 12-7-1의 신경망에서는 인서트 초기위치오차가 심한 정도에 관계없이 모든 경우에 100%공구의 파손과 칩핑을 검출할 수 있었다. 그러나 대역에너지에 의한 4-15-1의 신경망에서는 인서트 초기위치오차가 심하지 않을 때는 잘 검출할 수 있었으나 초기위치 오차가 심한 경우에는 정상날에서 칩핑의 신호를 발생하였다. 따라서 AR모델이 더 정확하게 특징을 추출함을 알 수 있었다.

계산시간은 디지털필터에 의한 대역에너지가 AR모델보다 연산시간이 더 짧았다. DSP에 의한 실시간 감시에서 신호처리기법으로 대역에너지를 이용했을 때 370 RPM에서 샘플링 시간 0.0025초로 1회전동안 63의 데이터를 획득하여 완전히 신경망에서 상태를 판별할 때까지 3.3개의 대이타 손실이 발생했고, AR모델은 5개의 데이터손실이 발생했다. 대역에너지는 데이터 손실률이 5.2%이고 AR모델은 7.8%이다. AR모델이 계산시간은 대역에너지보다 약간

더 소요되었으나 실시간감시에 적절함을 알 수 있었다. 그러나 공구상태를 판별한 후 D/A를 수행하지 않고 PC화면에만 결과를 출력하는 경우에는 AR모델과 밴드에너지 모두 데이터 손실 없이 완전히 실시간 감시할 수 있었다.

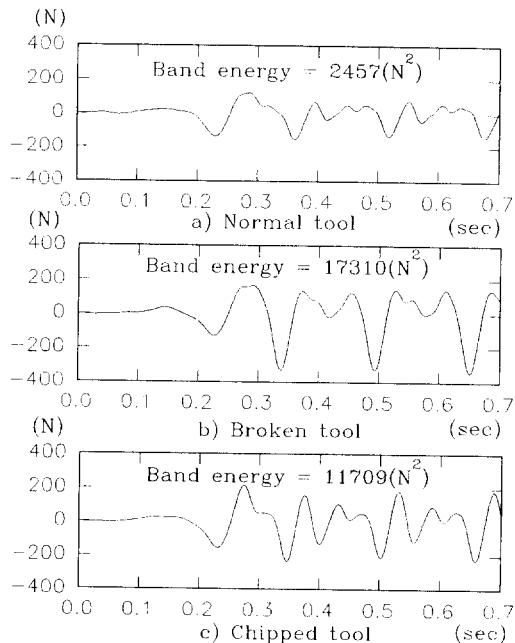


Fig.9 Filtered forces of normal, broken and chipped tool in real time monitoring

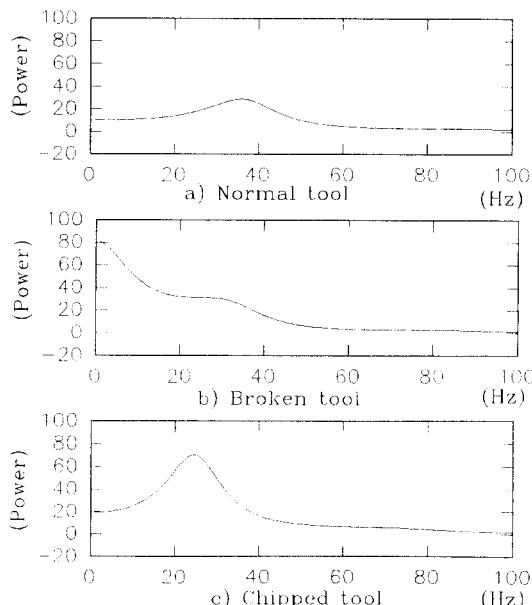


Fig.10 AR spectrum of normal, broken and chipped tool in real time monitoring.

6. 결론

정면밀링작업에서 DSP를 이용하여 공구의 파손 및 침핑을 실시간 감시하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 공구파손 및 침핑에 따른 절삭력 신호를 AR(8)모델과 대역에너지로 특징을 추출한 후 오차역전파 신경망모델에 학습하여본 결과 인서트 주파수보다 저주파수성분에 특징이 나타났다.
2. 신호처리기법 중에서 본 연구에서는 실시간 감시에 유용한 대역에너지와 AR모델을 이용하였는데 계산 시간에는 대역에너지가 우수하였고 AR모델은 더 정확한 특징을 추출할 수 있었다. AR모델과 대역에너지의 계산시간의 차이는 크지 않아서 AR모델이 실시간 감시에 유용함을 알 수 있었다.
3. DSP는 공작기계의 이상상태를 실시간 감시할 수 있는데 처리속도가 우수하므로 하나의 패턴분류기를 사용하지 않고 여러개의 패턴분류기를 병렬로 사용할 수 있다.

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

참고문헌

- [1] Y., Altintas, I., Yellowley and J., Tlusty, "The Detection of Tool Breakage in Milling operations", ASME J. of Eng. for Ind., Vol.110, pp.271-277, 1988.
- [2] J. H. Tarn and M. Tomizuka, "On-Line Monitoring of Tool and Cutting Condition in Milling", ASME J. of Eng. for Ind., vol.111, pp206-212, 1989.
- [3] S., Takata, M. Ogawa., P. Bertok, J., Ootsuka, K., Matushima and T., Sata, "Real-Time monitoring System of Tool Breakage Using Kalman Filtering", Robotics & Computer Integrated Manufacturing, Vol.2, No.1, pp. 33-40, 1985.
- [4] M.S., Lan and Y., Naerheim, "In-Process Detection of Tool Breakage in Milling", ASME J. of Eng. for Ind., Vol.108, pp.191-197, 1986.
- [5] S. M. Wu and S. M. Pandit, *Time Series and System Analysis with Applications*, John Wiley and Sons, 1983.
- [6] *TMS320C4x User's Guide*, Texas Instrument, 1993.