

## 선삭공정에서 음압과 퍼지 패턴 인식을 이용한 공구 마멸 감시 Condition Monitoring of Tool Wear using Sound Pressure and Fuzzy Pattern Recognition in Turning Processes

김지훈\*, 김승철(한양대 대학원 기계설계학과), 정성중(한양대 기계공학부)  
J.H. Kim, S.C. Kim(Hanyang Univ. Graduate School), S.C. Chung(Hanyang Univ.)

### Abstract

This paper deals with condition monitoring for tool wear during turning operation. To develop economic sensing and identification methods for turning processes, sound pressure measurement and digital signal processing technique are proposed. To identify noise sources of tool wear and reject background noise, noise rejection methodology is proposed. Features to represent condition of tool wear are obtained through analysis using adaptive filter and FFT in time and frequency domain. By using fuzzy pattern recognition, we extract features, which are sensitive to condition of tool wear, from several features and make a decision on tool wear. The validity of the proposed system is confirmed through the large number of cutting tests in two cutting conditions.

### 1. 서론

생산시스템에서 가공공정의 무인화를 달성하기 위해서는 지능화된 가공시스템이 요구되며, 생산공정의 무인화에 따른 지능화 요구를 만족시키기 위해서는 가공공정에 대한 온라인 상태감시시스템의 구축이 필수적이라고 할 수 있다.<sup>(1,2)</sup>

이러한 가공공정의 상태감시를 위해서 센서 기술로 공구동력계, 가속도계, AE 센서, 서보 및 스피들모터 전류 감시장치 등에 대한 많은 연구가 수행되고 있다. 그리고 각 센서의 신호를 분석하여 공구마멸이나 파손예측 등에 필요한 특징인자를 추출하여 가공상태를 감시하는 알고리즘 개발에 대하여 연구가 진행되어져 왔다<sup>(6,7)</sup>. 그러나 이러한 이상 절삭상태 감시를 위한 연구들은 특정 감시요소에 대한 우수한 연구결과에도 불구하고 각기 적용된 센서의 한계로 인하여 다양한 상태감시요소들에 적용될 수 있는 경제성과 신뢰성 있는 기술개발이 늦추어지고 있는 상황이다<sup>(2,5)</sup>.

본 논문에서는 선삭공정에서 공구 상태감시용 센서로써 공구동력계 및 가속도계에 비하여

설치가 용이하며 저가격인 마이크로폰을 사용하였다. 공구 마멸을 감시하기 위하여 측정된 음압 신호를 신호처리하고 퍼지 크리스터링(FCM: Fuzzy C-means Clustering) 기법을 적용하여 경제적이며 효율적인 상태감시시스템을 구축하고자 한다.

음압신호를 이용하는 경우 절삭공정 이외의 주변잡음 효과에 따른 산업적인 응용 문제점을 해결하기 위해서 여러 개의 마이크로폰을 이용하여 소음원을 규명하고 이를 제거하는 방법을 제시한다. 또한 적응필터를 이용해서 음압신호의 시간영역과 FFT에 의한 주파수영역에서의 공구 마멸과 관련된 특징인자를 제시한다. 그리고 퍼지 패턴 인식을 이용하여 특징 인자 중에서 공구 마멸에 민감한 특징 인자를 추출하고 공구 마멸의 정도를 판단하는 감시시스템을 구축하고 신뢰도를 평가한다.

제안하는 상태감시시스템은 센서부와 신호처리부 및 판단부로 구성된다.<sup>(3,4)</sup> 센서부에서는 고히런스 기법을 활용하여 감시 대상에 가장 효과적인 센서를 채택하여 신호를 채취하고, 신호처리부에서는 시간영역이나 주파수영역 신호에서의 특징인자들을 선택한다. 그리고 판단부에서 최종적으로 이상상태 여부를 규정하게 된다.

### 2. 퍼지 클러스터링

클러스터링은 일련의 데이터 집합을 몇 개의 그룹으로 나누어서 한 그룹에서 유사성이 다른 그룹들사이에서보다 더욱 크게 한다. FCM은 각각의 데이터가 하나의 클러스터에 속하는 정도를 멤버쉽 그레이드(membership grade)로 나타내는 데이터 클러스터링 알고리즘이며  $n$ 개의 벡터  $x_j, j=1, \dots, n$  를  $c$  개의 퍼지 그룹들로 분류해서 각 그룹의 클러스터 중심(cluster center)을 찾는다. 그래서 비유사성 정도(dissimilarity measure)를 나타내는 다음의 목적함수를 최소화시킨다.

$$J(U, c_1, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^n J_i = \sum_{i=1}^n \sum_j u_{ij}^m d_{ij}^p \quad (1)$$

여기서  $u_{ij}$ 는 0과 1사이의 값으로 각 데이터의 멤버십 그래이드이며  $U$ 는 이러한 멤버십 그래이드를 요소로 하는 멤버십 행렬이다.  $c_i$ 는 퍼지 그룹  $i$ 의 클러스터 중심이다.  $d_{ij} = \|c_i - x_j\|$ 는  $i$ 번째 클러스터 중심과  $j$ 번째 데이터사이의 유클리디안 거리이고,  $m \in [1, \infty)$ 는 가중 지수 (weighting exponent)이다.

목적함수 식 (1)이 최소값을 갖기 위한 필요 조건은 다음과 같다.

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (2)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{1/(m-1)}} \quad (3)$$

그리고 이 두 식을 번갈아 계산해서 클러스터 중심  $c_i$ 와 멤버십 행렬  $U$ 를 결정한다.

새로운 데이터가 있을 때 그 데이터의 클러스터를 분류하는 방법은 다음과 같다.

$$u_{iN} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{d_{iN}}{d_{kN}} \right)^{1/(m-1)}} \quad (4)$$

여기서  $N$ 은 새로운 데이터임을 의미한다. 결정되어있는 클러스터 중심을 통해서 데이터의 각 클러스터에 소속되어 있는 정도를 알 수 있다. 그리고 가장 큰 멤버십 그래이드 값을 갖는 클러스터에 이 데이터가 속한다고 결정한다.

### 3. 실험 장치 및 실험 방법

Fig. 1은 공구마멸 감시를 위한 다중 마이크로폰 시스템의 개략도이다. 마이크로폰은 선삭 공정시 주요 소음원인 공구와 공구 홀더, 스피들과 공작물, 기어박스 그리고 실제 산업현장에서의 주위 소음을 만들기 위해서 머시닝 센터와 CD 플레이어를 작동시키고 이 주위에 설치했다.

질삭소음을 각각 테이프레코더에 저장한 후 디지털 오실로스코프로 신호를 감시하면서 공구 및 공구 홀더의 진동과 관련한 소음을 처리하기 위해서 A/D변환기를 통하여 12KHz로 샘플하

여 PC에 저장하였다. Table 1은 절삭조건을 나타낸 것이다. Fig. 2는 실험 조건 1에 대한 공구현미경으로 측정된 Flank 마멸량을 절삭횟수에 따라서 나타낸 것이다. 초기 마멸시 점차적으로 마멸이 진전되다가 중간 마멸에서는 절삭공정이 안정 상태로 되어서 마멸의 변화가 크지 않다. 그러나 심한 마멸 부분에서는 갑자기 마멸의 변화가 심해진다.

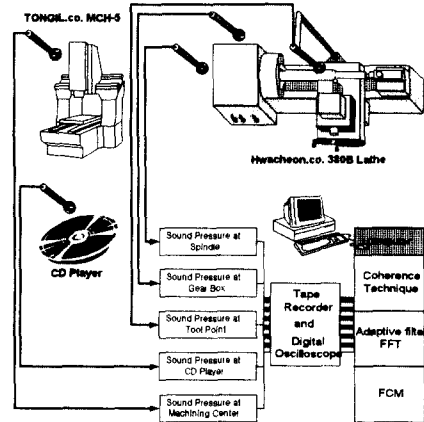


Fig. 1 Schematic diagram of multi-microphone system

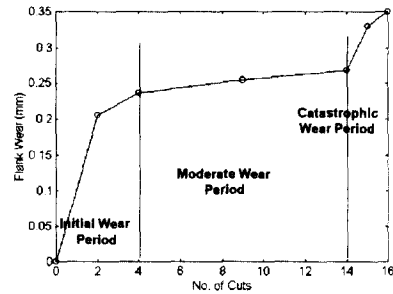


Fig. 2 Flank wear and wear mode

Table 1. Cutting conditions for tool wear monitoring

Cutting condition	Cutting speed (m/min)	Feed rate (mm/rev)	Depth of cut (mm)
No. 1	292.2	0.3	1.2
No. 2	207.4	0.3	0.5

### 4. 신호처리 및 특징인자

공구 및 공구홀더에 설치한 마이크로폰으로부터 공구 및 공구홀더, 공작물의 진동과 관련된 소음을 얻기 위해서 코히런스 기법을 이용하였다. 다중 마이크로폰 시스템은 Fig. 3과 같이 다

중 입력/단일 출력의 모델이다.

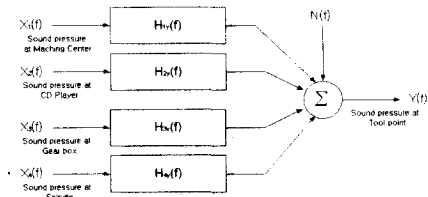


Fig. 3 Multiple-input model for arbitrary inputs

공구와 공구홀더 부근의 주 마이크로폰의 음압신호  $Y(f)$ 가 출력신호가 되며 이외의 소음원에 설치한 마이크로폰들로부터의 신호들  $X_1(f)$ ,  $X_2(f)$ , ...,  $X_4(f)$ 가 이 시스템의 입력이 된다.  $H(f)$ 는 입력과 출력의 관계를 결정하는 주파수 응답함수이며  $N(f)$ 는 출력에 대한 노이즈이다.

다중 입력/출력 모델은 Fig. 4와 같이 조건 다중 입력/출력 모델로 나타낼 수 있다.

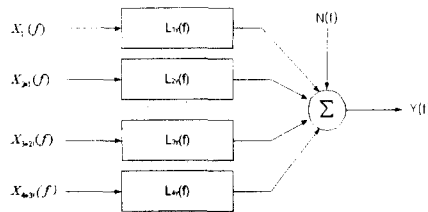


Fig. 4 Multiple-input model for ordered conditioned inputs

$x_i \cdot (i-1)$ !는  $i$ 번째 입력신호 중에서 1부터  $i-1$ 까지의 신호와 관련없는 신호를 의미한다.  $L(f)$ 는 주파수 응답함수이다. 공구와 공구홀더 그리고 스피들과 공작물의 진동과 관련된 신호  $G(f)_{yy}$ 는 다음 식을 통해서 구한다.

$$G(f)_{yy} = G_{yy \cdot 3!} - G_{yy \cdot 4!} \quad (5)$$

즉, 출력신호  $Y(f)$  중에서  $x_1(t)$ ,  $x_2(t)$ ,  $x_3(t)$ 와 관련있는 신호와 출력에 대한 노이즈  $N(f)$ 만을 제거하면 된다.

Fig. 5는 주 마이크로폰에서 측정된 음압신호를 FFT한 것이다. 공작물의 고유진동수인 564Hz와 공구홀더의 고유진동수인 4,928Hz에서 스펙트럼의 크게 나타난다. 하지만 공구와 공구홀더, 공작물과 스피들의 진동과 관련된 신호뿐만 아니라 주변잡음의 영향이 특히 0~1000Hz 대역에서 크게 나타나는 것을 볼 수 있다. Fig. 6

는 코히런스 기법을 활용하여 주변잡음을 제거한 것을 나타내고 있다. 공구 마멸과 관련된 공구 및 공구 홀더, 공작물의 스펙트럼이 커지고 주변잡음의 스펙트럼은 크게 줄었다.

측정된 음압신호로부터 주변잡음을 제거하고 공구마멸과 관련된 특정 인자를 추출하기 위하여 ARMA 모델을 이용하였다. ARMA 모델의 계수들을 추정하기 위해서 Fig. 7과 같은 적응필터를 이용하였다.

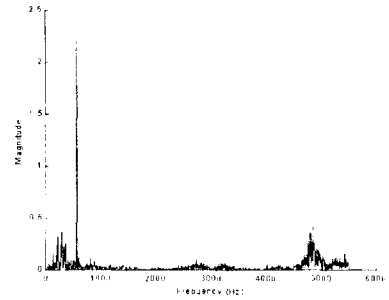


Fig. 5 Spectrum of sound pressure at tool point

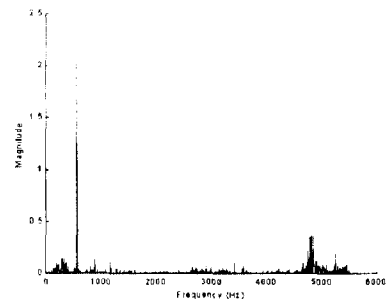


Fig. 6 Spectrum of sound pressure at tool point after filtering

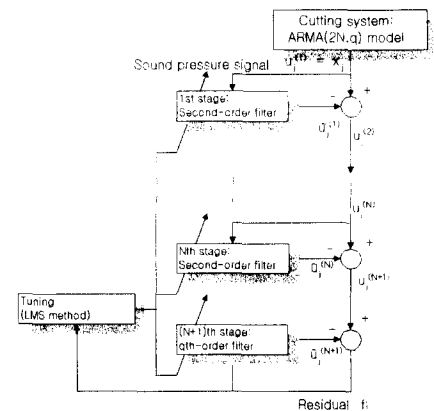


Fig. 7 Adaptive filter for estimating the time series model

적용필터의 차수가 (2N,q)이면 N개의 2차 필터들과 1개의 q차 필터로 구성된다. 한 단계 앞서서 각 음압신호  $x_j$ 를 예측하며 각 필터들에서 예측하고 마지막에 남는 것이 유수  $f_i$ 가 된다. 이 유수를 줄이는 방향으로 최소평균자승법(LMS: least mean square method)을 이용하여 각각의 필터의 계수들을 조정해가며 음압신호를 예측한다.  $u_j^{(N)}$ 은 j번째 입력신호에 대한 N번째 필터의 입력값이며  $\hat{u}_j^{(N)}$ 은 j번째 입력신호에 대한 N번째 필터의 추정값이다.

적용필터는 다음과 같이 표현된다.

$$x_j \prod_{i=1}^N (1 - \sum_{k=1}^q \phi_k^{(i)} z^{-k}) = f_i (1 - \sum_{k=1}^q \theta_k z^{-k}) \quad (6)$$

여기서  $\phi_k^{(i)}$ 는 i번째 필터의 k번째 계수이며,  $\theta_k$ 는 q차 필터의 k번째 계수이다. 그리고 N개의 자유도를 가지는 선형 진동 시스템은 다음과 같이 표현된다.

$$x(s) \prod_{i=1}^N (s^2 + 2\zeta_i \omega_i s + \omega_i^2) = (s^q b_q + \dots + s b_1 + b_0) f(s) \quad (7)$$

윗 식 (6)과 식 (7)로부터 다음 식이 유도된다.

$$\begin{aligned} \phi_1^{(i)} &= 2e^{-\zeta_i \omega_i T} \cos \omega_i \sqrt{1 - \zeta_i^2} \\ \phi_2^{(i)} &= 2e^{-\zeta_i \omega_i T} \end{aligned} \quad (8)$$

이 식으로부터 적용필터의 계수들을 통해서 감쇠계수와 고유진동수를 구한다. 본 연구에서는 N을 2로 하였다.

Fig. 8에서부터 Fig. 12까지는 감쇠계수 및 고유진동수 그리고 유수평균제곱/신호평균제곱을 절삭횟수에 따라서 나타낸 것이다. 감쇠계수 1은 절삭횟수가 증가하면서 초기 마멸에서는 완만하게 증가해서 중간 마멸에서는 미소파손에 의한 일정한 마멸이 이루어져서 일정한 값들을 가지다가 심한 마멸 부분에서는 갑작스럽게 증가한다. 고유진동수 1은 감쇠계수 1과는 반대로 절삭횟수가 증가하면서 감소하지만 변화의 경향은 감쇠계수 1과 같다. Fig. 12는 유수평균제곱/신호평균제곱을 나타낸 것이다. 적용필터의 유수를 정규화하기 위해서 유수평균제곱을 신호평균제곱으로 나누었다. 초기 마멸상태에서는 절삭공정이 불안해서 크다. 하지만 중간 마멸로 갈수록 절삭공정이 안정한 상태로 가면서 점차적으로 줄어든다.

또한 공구의 마멸이 증가해서 심한 마멸로 갈수록 급격한 마멸의 증가로 인해서 불안정한 신호가 많아져서 증가한다.

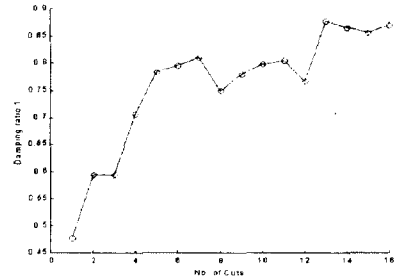


Fig. 8 Damping ratio 1

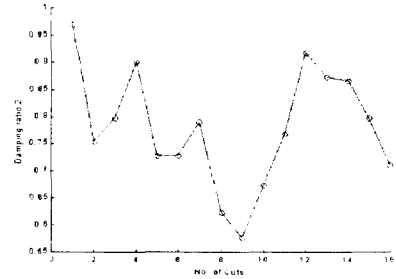


Fig. 9 Damping ratio 2

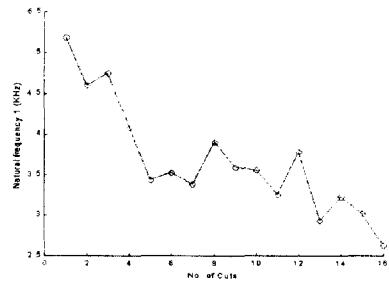


Fig. 10 Natural frequency 1

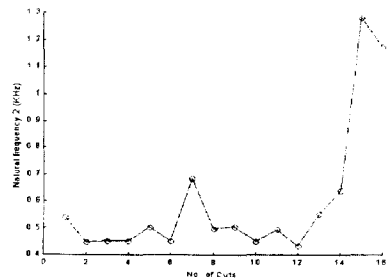


Fig. 11 Natural frequency 2

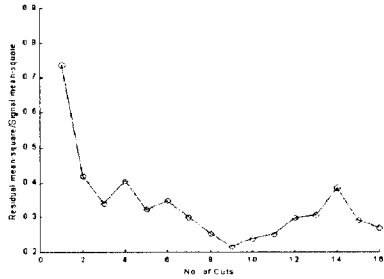


Fig. 12 Residual mean-square / signal mean-square

공구의 마멸이 진행될수록 공구의 인선이 마모되어 뎀핑이 증가하면 공작물의 고유진동수인 564Hz와 공구홀더의 고유진동수인 4,928Hz에서 스펙트럼의 최고치가 증가된다. 이를 공구의 상태를 판단하는 특징으로 사용하기 위해 각각의 고유진동수 부근의 스펙트럼의 크기를 합하였다.

Fig. 13과 Fig. 14는 공작물의 고유진동수 부근과 공구홀더의 고유진동수 부근의 스펙트럼의 크기의 합의 변화를 질삭 횟수에 대해서 나타낸 것이다. 질삭 횟수에 따라서 스펙트럼의 크기의 합이 증가하는 것을 확인할 수 있다.

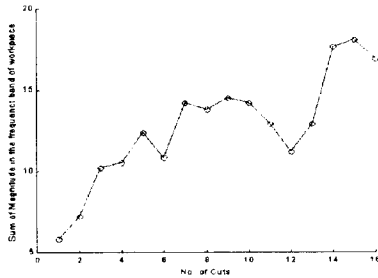


Fig. 13 Sum of mag. in the frequency band of workpiece

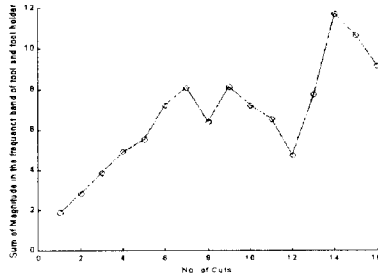


Fig. 14 Sum of mag. in the frequency band of tool holder

## 5. 특징 추출과 FCM을 이용한 공구 상태 판단

신호처리를 통해서 얻어진 특징인자들 중에

서 공구의 마멸에 가장 민감한 특징인자를 선택하는 과정이 필요하다. 이것은 최소한의 오차를 가지고 패턴인식을 하기 위한 필요한 데이터의 양을 줄여준다. 즉 이를 통해서 공구의 마멸과는 관련되고 주위의 노이즈에는 덜 민감한 특징인자를 얻을 수 있다. 이를 위해서 다음과 같은 판별 지수(discrimination index)를 도입하였다.

$$DI(x_k) = \frac{S_{b,kk}}{S_{w,kk}} \quad (k=1, \dots, 7) \quad (9)$$

여기서  $S_w$ 는 한 클러스터 안에서 데이터들의 분산도를 나타내며,  $S_b$ 는 클러스터들 사이의 거리를 의미한다. 데이터의 분산이 적고 클러스터들 사이의 거리를 크게하는 즉 DI값이 큰 특징인자일수록 공구의 마멸에 민감한 인자가 된다.

Table 2는 7가지의 특징인자의 DI값을 나타낸 것이다. 이를 통해서 최종적으로 공구마멸을 판단하기 위해 선택되는 특징인자는 고유진동수 1, 감쇠계수 1, 공작물의 고유진동수 부근의 스펙트럼의 크기의 합 그리고 공구와 공구 홀더의 고유진동수 부근의 스펙트럼의 크기의 합 등 4가지이다.

Table 2 Discrimination Index

Feature	DI
Natural frequency 1	1.1704
Damping ratio 1	1.4410
Natural frequency 2	0.6702
Damping ratio 2	0.0528
Residual mean-square/Signal mean-square value	0.2826
Sum of mag. in the frequency band of workpiece	1.8900
Sum of mag. in the frequency band of tool and tool holder	1.7364

이러한 특징인자들을 가지고 공구마멸 상태를 FCM을 적용하여 분류하였다. 공구의 마멸상태인 초기, 중간, 심한 마멸의 3가지 클러스터로 분류하였다. Fig. 15는 질삭횟수에 따른 각 상태의 멤버십 그래이드를 나타낸다.

Fig. 15에서는 3개의 클러스터로 분류를 했으므로 각각의 질삭횟수에 따라 3개의 클러스터에 속한 정도를 나타낸다. 초기마멸의 정도가 서서히 감소하면서 중간마멸의 멤버십 그래이드가 증가한다. 그러다가 중간 마멸의 멤버십 그래이드가 갑자기 감소하면 동시에 심한 마멸의 멤버십 그래이드가 갑자기 증가한다. 즉 심한 마멸의

경우 마멸의 진행이 급격히 이루어짐을 확인할 수 있다.

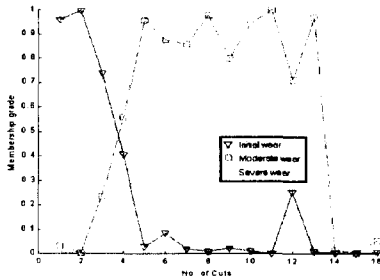


Fig. 15 Membership grade in cutting condition 1

이렇게 구축된 공구 상태 감시 시스템의 신뢰성을 확인하기 위해서 각 절삭횟수에 대해서 신호를 채취하고 그때의 마멸 상태를 판단하였다. 그리고 앞의 식 (4)에 각 신호에서 구한 특징인자들을 적용하여 마멸상태를 판단하였다. 또한 다른 절삭조건에 대해서 앞의 과정을 반복하여 멤버십 그래프와 클러스터 중심을 구하고 알고리즘의 신뢰성을 검증하였다. Fig. 16은 절삭조건 2에서 구한 멤버십 그래프이다.

절삭조건이 다르므로 절삭횟수가 많이 늘었지만 앞의 결과와 같이 초기 마멸은 천천히 진행이 되지만 중간 마멸에서 심한 마멸은 급격하게 일어난다.

새로운 데이터에 대해서 공구의 상태를 판단한 결과 첫 번째 절삭조건에서는 87%, 두 번째 절삭조건에서는 80%의 정확도로 공구 상태를 판단했다.

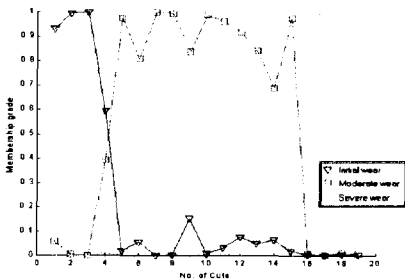


Fig. 16 Membership grade in cutting condition 2

## 5. 결론

본 논문에서는 선삭 작업에서 음압과 퍼지 패턴 인식을 이용한 경제적이고 효율적이며 높은

신뢰도를 갖는 공구 마멸 상태감시 시스템을 구축하였다.

이러한 시스템의 구현을 위해 음압신호의 민감도를 높이기 위하여 공구 마멸에 밀접한 소음원을 규명하는 방법으로 코히런스 기술을 제안하였으며 이의 유용성을 입증하였다. 그리고 공구 마멸 감시를 위한 특징인자로 적응필터기법을 활용하여 단순히 음압신호의 ARMA 모델 계수가 아닌 이 계수들과의 관계를 짓는 감쇠계수, 고유진동수 그리고 유수오차를 정의하였고, 소음원 규명을 통해서 얻은 공구 마멸 상태와 밀접한 연관이 있는 주파수 대역의 크기의 합을 특징인자로 사용하였다. 또한 구축된 공구 마멸 시스템을 2가지 절삭조건에 대해서 수행하여 신뢰성을 검증하였다.

## 참고문헌

- (1) Tlusty, J. and Andrews, G. C., 1983, "A Critical Review of Sensors for Unmanned Machining," Annals of the CIRP, Vol. 32, No. 2, pp. 563-572.
- (2) Byrne, G., Dornfeld, D., Inasaki, I., Kettler, G., König, W. and Teti, R., 1995, "Tool Condition Monitoring (TCM) - The Status of Research and Industrial Application," Annals of the CIRP Vol. 44, No. 2, pp.541-567.
- (3) Dornfeld, D. A., 1994, "In Process Recognition of Cutting States", JSME International Journal, Series C, Vol.37, No.4, pp.638-650.
- (4) Chen, Y. B. and Wu, S. M., 1990, "A Real-Time Automated Diagnostic Monitoring System For Manufacturing Processes", Proceedings of Manufacturing International '90, Vol.5, pp.51-56.
- (5) 권원태, 1997, "모터전류를 이용한 공작기계 이상상태 감시", '97 정밀가공 및 공작기계 부문 기술세미나, 한국정밀공학회, pp. 9-15.
- (6) D. A. Dornfeld, 1990, "Neural Network Sensor Fusion for Tool Condition Monitoring", Annals of the CIRP, Vol 39, No1, pp101-105.
- (7) R. X. Du. M. A. Elbestawi, 1992, Tool Condition Monitoring in Turning using Fuzzy set theory, Int. J. Mach. Tools Manufact., Vol.6, pp781-796.