

절삭조건과 절삭력 파라메타를 이용한 공구상태 진단에 관한 연구(I)

- 신호처리 및 특징추출 -

정진웅*, 유기현**, 권용기***, 서남섭****

A Study on the Diagnosis of Cutting Tool States Using Cutting Conditions and Cutting Force Parameters(I)

- Signal Processing and Feature Extraction -

Chin-Yong Cheong*, Ki-Hyun Yu**, Yong-Ki Kwon***, Nam-Sup Suh****

ABSTRACT

The detection of cutting tool states in machining is important for the automation. The information of cutting tool states in metal cutting process is uncertain. Hence a industry needs the system which can detect the cutting tool states in real time and control the feed motion. Cutting signal features must be sifted before the classification. In this paper the Fisher's linear discriminant function was applied to the pattern recognition of the cutting tool states successfully. Cutting conditions and cutting force parameters have shown to be sensitive to tool states, so these cutting conditions and cutting force parameters can be used as features for tool state detection.

Key Words: signal feature(신호특징), linear discriminant function(선형식별함수), cutting condition(절삭조건), cutting force parameter(절삭력 파라메타)

1. 서론

최근 산업의 발전에 따른 생산성 향상을 위한 많은 노력이 행하여지고 있다. 따라서 부품 가공의 자동화, 최적화 및 신뢰성을 위해서는 공작기계 및 가공시스템 전반에 걸친 가공상태를 인식, 절삭가공 중에 수시로 변하는 각종 절삭상태에 대한 진단의 필요성이 매우 강조되고 있다. 특히 가공 중 발생하는 공구의 상태변화는 가공정밀

도와 가공원가 등에 결정적인 영향을 미치므로 절삭 중 그 상태를 진단함으로써 적절한 시기에 공구를 교환할 수 있어야 한다. 공구의 이상상태를 결정하기 위하여 가공시스템의 상태진단에 관한 많은 연구가 이루어지고 있으며, T. Sata⁽¹⁾ 등은 절삭력신호의 스펙트럼분석을 통한 선형식별함수(linear discriminant function)를 이용하여 절삭상태를 인식하는 방법을 제시하고, S. Rangwala와 D. A. Dornfeld⁽²⁾는 절삭력 및 AE센서 신호의 융합에

* 군장공업전문대학 자동차시험과
 ** 전북대학교 기계공학부 대학원
 *** 전주공업전문대학 기계과
 **** 전북대학교 기계공학부

의한 신경망 모델을 이용하여 공구상태 진단에 관한 연구를 발표하였다. 생산기술이 발달함에 따라 기계 가공품에 대한 고정밀도가 요구되고 있고, 이에 부응하여 NC 및 CNC 공작기계 등에 의한 가공의 자동화가 이루어져 보다 높은 정밀도와 능률적인 신호측정 방식의 필요성이 높아지고 있다.

본 논문은 선삭가공에서 공구상태를 진단하고자 절삭조건과 절삭력 파라메타를 이용하여, 신호처리 및 특징추출(signal processing and feature extraction)의 방법으로 선형식별함수 방법인 Fisher의 선형식별함수^(3,4)를 사용하여 패턴분류를 시도하고, 이상가공상태의 최종 의사결정(decision making) 방법으로 신경회로망^(5,6,7)을 적용하기 위하여 선정된 절삭조건과 절삭력 파라메타의 신경회로망 학습변수로서의 적용가능성을 확인하는데 목적을 둔다.

2. 신호처리 및 특징추출

절삭력센서의 신호를 신경회로망에 입력할 때, 신경회로망에 많은 수의 입력신호를 사용하면 그에 따른 많은 수의 학습 샘플을 요구하며 이에 따라 시스템 성능의 필수적인 개선 없이는 매우 큰 크기의 회로망을 필요로 한다. 그러므로 너무 많은 수의 입력은 비실용적이다. 결국 공구마모와 파손에 확실한 민감성이 있거나 환경잡음, 절삭변수에 민감성을 보이지 않는 입력벡터의 성분이 선택되어야만 한다. 따라서 이상가공상태(공구마모와 파손)를 검출하고 신경회로망을 이용하여 최종 의사결정을 위한 전 단계로, 센서에서 검출된 신호에는 많은 외란이 포함되어 있기 때문에 가공상태를 인식하는데 필요한 특징만을 추출하기 위한 신호처리 및 특징추출의 방법이 고려되어야 한다. 신호의 특징추출을 위한 방법^(8,9,10)에는 여러 가지가 있고 각각의 방법들은 특징추출을 함에 있어서 나름대로의 높은 정밀도를 얻어내고 있지만 본 연구에서는 Fisher의 선형식별함수를 이용한 패턴인식기법을 사용하였다.

2.1 Fisher의 선형식별함수(Fisher's linear discriminant function)

판별하고자 하는 두 모집단을 π_1, π_2 라고 하고 분포에 관한 가정이 없는 경우에는 식 (1)과 같이 다변량 관측값 x 를 일변량 관측값 y 로 변환한다.

$$y = l'x, \quad l' = (l_1, l_2, \dots, l_p) \quad (1)$$

y 는 x_i 의 선형결합이다.

x 가 π_1 에 속하는 경우 y 의 모평균을 μ_{1y} , π_2 에 속하는 경우의 모평균을 μ_{2y} 라고 할 때 μ_{1y} 와 μ_{2y} 사이의 거리가 최대로 되도록 하는 선형결합함수 l 을 구한다. 이때 두 모집단의 분포에 관한 가정은 필요 없으나 두 모집단이 동일한 공분산 행렬을 갖는다는 가정하에서 l 을 구하면 식 (2)와 같다.

$$l = \sum^{-1}(\mu_1 - \mu_2) \quad (2)$$

식 (2)에서 μ_1, μ_2 는 각각 π_1, π_2 의 모평균 벡터이다. 따라서,

$$y = l'x = (\mu_1 - \mu_2)' \sum^{-1} x \quad (3)$$

는 두 모집단을 가장 잘 판별해 주는 x 의 선형결합이며 이 함수를 Fisher의 선형식별함수라고 부른다.

2.2 판별분석

두 개 이상의 모집단에서 추출된 표본들이 지니고 있는 정보를 이용하여 이 표본들이 어느 모집단에서 추출된 것인지를 결정해 줄 수 있는 기준을 찾는 분석법을 판별분석이라 한다. 이 기준들은 잘못 분류될 확률 또는 잘못 분류됐을 경우 발생할 수 있는 가공시의 문제점을 최소화해주는 확률변수들의 함수로 주어지며, 이러한 함수를 판별(식별)함수라고 한다. 판별함수를 구하기 위해서는 표본들이 어느 모집단에서 추출되었는지를 사전에 알고 있어야 한다. 이에 비하여 어느 모집단에서 추출된 것인지를 모르는 새로운 표본이 관측되었을 때 이 표본을 여러 모집단 중에서 어느 하나의 모집단으로 분류해 주어야 하는 경우가 있다. 이 때 분류의 기준이 되는 함수를 분류함수라 하며, 판별분석에서 구해진 판별함수를 분류함수로 사용하는 것이 보통이다.

본 연구에는 판별함수로 Fisher의 선형식별함수를 이용하여 판별분석을 하였다. 판별변수로는 절삭조건 3가지(절삭속도, 이송, 절삭깊이)와 배분력 표준편차(standard deviation; S.D.), 절삭력 변동계수(coefficient of variation; C.V.), 절삭력 평균비(initial avg./final avg.; AVG(i)/AVG(f)), 절삭력 분력비(feed force/principal force; F_f/F_p)이고 판별변수 선택은 절

삭 중 나타나는 3분력과 통계처리의 기본량인 평균, 표준편차, 변동계수를 이용하여 판별변수를 선택하였으며 선택된 판별변수 중 표준편차는 데이터의 변동성에 민감하며, 표준편차를 평균으로 나눈 변동계수는 순수 변동량을 나타내는데 유효하고 평균은 변동성이 크기 때문에 절삭력 평균비와 절삭력 분력비로 무차원화하여 변수로 선택하였으며 판별하고자 하는 것은 플랭크마모, 크레이터마모, 공구파손이다.

3. 실험장치 및 실험방법

내식성, 내마모성, 내열성이 뛰어나 내구성 부품으로 주로 쓰이는 오스테나이트계 스테인레스강인 STS304를 CNC선반(DAWOO PUMA 6S 100L)을 사용하여 가공하였다. 공구는 초경공구인 K20 160304GN(ASA 322)을 사용하였으며, 공구파손을 유도하기 위하여 절삭속도 150m/mim, 이송 0.25mm/rev, 절삭깊이 0.4, 0.8, 1.2mm의 3가지 조건은 공구 윗면에 방전가공기를 이용하여 공구선단에서 0.6mm 떨어진 곳에 폭 0.2mm 깊이 0.3mm로 슬롯(slot)을 가공하였다. 터릿에 공구를 장착한 공구동력계를 설치하여 절삭력을 측정하며, 측정된 신호는 전하증폭기로 보내져 증폭된 신호는 A/D 컨버터에 의하여 절삭력에 상당하는 전압값으로 변환된다. 변환된 신호는 컴퓨터로 보내져 특성변수 계산을 위해 만들어진 프로그램에 의해서 절삭력 표준편차, 절삭력 변동계수, 절삭력 평균비, 절삭력 분력비를 구한다. 데이터 획득 시간은 임의 시간을 가공한 후 100ms 단위로 블록(block)화하여 획득하였다. 절삭조건은 Table 1과 같고 공구마모와 파손은 윤곽투영기와 측정식 디지털 다이얼게이지를 이용하여 측정하였다.

Table 1 Cutting conditions

cutting speed (m/min)	feed (mm/rev)	depth of cut (mm)
100, 150, 200	0.1, 0.25, 0.38	0.4, 0.8, 1.2

4. 실험결과 및 고찰

판별분석은 실험에서 선택된 절삭조건을 27개의 조건으로 만들어 랜덤(random)하게 실험 순서를 정하여 임의 시간을 가공한 후 결과에 대한 분석이다.

판별분석을 위하여 플랭크마모(VB:플랭크마모의 평균마모폭)를 3 개의 집단으로 다음과 같이 분류하였다.

▶ 1집단 : $VB < 0.1\text{mm}$, 2집단 : $0.1\text{mm} \leq VB \leq 0.3\text{mm}$, 3집단 : $VB > 0.3\text{mm}$

Table 2는 판별변수에 대한 2 개의 비표준정준계수를 나타냈다. 따라서 각 객체에 대한 판별점수는 식 (4)와 같이 비표준정준계수와 대응하는 판별변수와의 선형결합으로 얻어진다.

$$\text{판별점수 1} = 2.9807x_1 + 0.6145x_2 + 0.8056x_3 + 0.1765x_4 - 2.0462x_5 + 1.4128x_6 - 2.2796x_7$$

$$\text{판별점수 2} = -0.9851x_1 - 0.2984x_2 + 0.1683x_3 + 0.2585x_4 + 5.2963x_5 + 0.5631x_6 - 2.3136x_7 \quad (4)$$

위와 같이 판별점수식이 구해지면 임의의 표본 객체에 대한 판별점수를 구할 수 있기 때문에 임의의 표본에 대한 임의의 절삭조건에서 플랭크마모의 판별이 가능해진다. 또한 Table 3은 정준판별점수의 그룹별 평균값으로 각 집단이 상당히 잘 분리되고 있음을 알 수 있다. 표준화에 의해 판별변수들의 상대적 공헌도를 측정하는 표준정준계수는

Table 4와 같이 주어진다. Table 4에서 보면 판별함수 1(CAN1)에서는 절삭속도 변수가 뚜렷한 공헌을하며 나

Table 2 Raw canonical coefficients(Flank wear)

variable	CAN1	CAN2
speed	2.9807	-0.9851
feed	0.6145	-0.2984
depth of cut	0.8056	0.1683
S.D.	0.1765	0.2585
C.V.	-2.0462	5.2963
AVG(i)/AVG(f)	1.4128	0.5631
F/F ₀	-2.2796	-2.3136

Table 3 Class mean on canonical variables

species	CAN1	CAN2
initial	-3.4602	-0.3437
medium	-0.8214	0.5350
final	2.5663	-0.1562

Table 4 Standardized canonical coefficients

variable	CAN1	CAN2
speed	2.4801	-0.8197
feed	0.5113	-0.2482
depth of cut	0.6703	0.1401
S.D.	0.8344	0.2767
C.V.	-0.4932	1.2766
AVG(i)/AVG(f)	0.5971	0.2380
F/F ₀	-0.3776	-0.3833

머지 변수들은 공현도가 거의 비슷함을 알 수 있다. 판별함수2(CAN2)에서는 절삭력 변동계수의 공현도가 가장 크며 다음으로 절삭속도이고 나머지는 비슷한 값을 가진다.

표본의 크기가 아주 적지 않는 한 각 객체에 대한 판별점수를 살펴보거나 집단 평균만을 고려한 것으로 만든 충분한 정보를 얻을 수 없으므로 각 객체의 판별점수를 판별공간에 도시함으로써 집단별 판별점수 평균의 위치와 평균을 중심으로 흩어진 정도를 파악할 수 있다. 위와 같은 과정으로 구한 정준판별함수를 이용하여 산포도를 나타내 보면 Fig. 1, Fig. 2와 같다.

Fig. 1은 첫 판별함수인 판별함수1의 산포도인데 1집단(초기마모, $VB < 0.1\text{mm}$)과 2집단(중기마모, $0.1\text{mm} \leq VB \leq 0.3\text{mm}$)은 어느 정도 중복이 있으나 1, 2집단과 3집단(말기마모, $VB > 0.3\text{mm}$)은 구분이 잘 됨을 알 수

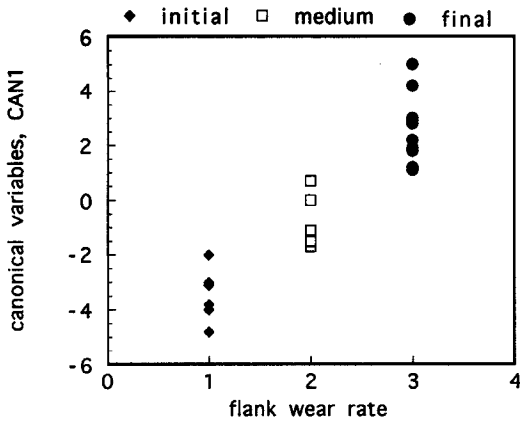


Fig. 1 Canonical variables(CAN1)vs. flank wear rate

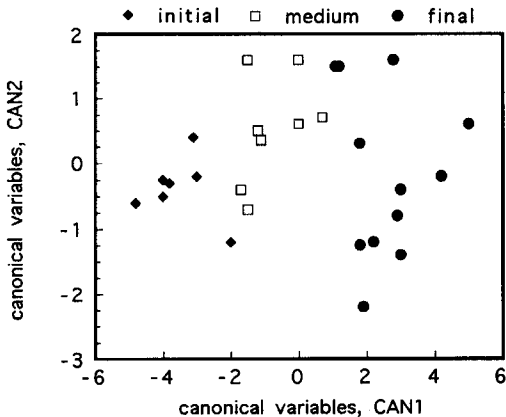


Fig. 2 Canonical variables(CAN2) vs. canonical variables(CAN1) (flank wear)

있다. 그림에서 1, 2, 3 세개의 집단은 마모의 정도를 나타낸다. 두개의 정준판별함수가 있는 경우 판별함수1, 2를 두 축으로하여 2차원 판별공간에 3 집단의 판별점수들을 도시했을 때의 산포도가 Fig. 2와 같다. 이 그림에서도 Fig. 1에서와 같이 각 집단이 잘 구분되어 있으며 특히 공구수명한계를 $VB > 0.3\text{mm}$ 로 하였을 때 초기, 중기마모와 말기마모의 구분이 뚜렷함으로 공구마모 한계를 넘은 3 집단의 분류가 가능하다.

Table 5~Table 7은 크레이터마모(KT:크레이터마모의 최대 깊이) 정도를 판별하기 위한 분석이다. 크레이터마모 정도도 3 개의 집단으로 분류하였으며 다음과 같다.

- ▶ 1집단 : $KT < 0.1\text{mm}$, 2집단 : $0.1\text{mm} \leq KT \leq 0.2\text{mm}$, 3집단 : $KT > 0.2\text{mm}$

STS304를 절삭할 때는 크레이터마모가 절삭날 가까이에서 생성되는 특징으로 KT값이 0.1mm 이상이 되면 인선부근에 미소 파손이 시작되어 공구의 절삭날이 불량하게 되고 따라서 플랭크마모와 표면거칠기 등에도 영향을 주게 되며, 마모가 더욱 심해지면 공구상태가 급격히 악화되어 사용할 수 없게 되므로 마모한계를 $KT > 0.1\text{mm}$ 로 구분하고자 한다. Table 5에 나타난 것은 비표준정준계수이고, 이때 각 객체에 대한 판별점수식은 식 (5)와 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{판별점수 1} &= 1.1600x_1 + 1.1270x_2 + 0.0212x_3 \\ &\quad + 0.0757x_4 + 0.5418x_5 - 2.1599x_6 \\ &\quad + 4.5328x_7 \\ \text{판별점수 2} &= -0.1056x_1 + 1.1115x_2 + 1.5291x_3 \\ &\quad - 0.3726x_4 + 2.4956x_5 + 0.4898x_6 \\ &\quad - 0.5451x_7 \end{aligned} \quad (5)$$

위와 같이 판별점수식을 구하여 임의의 표본 객체에 대한 크레이터마모의 판별이 가능해진다. Table 6은 정준판별점수의 그룹별 평균값으로 각 집단이 잘 분리되고 있음을 알 수 있으며, 표준정준계수는 Table 7과 같이 주어진다. 판별함수1에서는 절삭속도, 이송, 절삭력평균비의

Table 5 Raw canonical coefficients(Crater wear)

variable	CAN1	CAN2
speed	1.1600	-0.1056
feed	1.1270	1.1115
depth of cut	0.0212	1.5291
S.D.	0.0757	-0.3726
C.V.	0.5418	2.4956
AVG(i)/AVG(f)	-2.1599	0.4898
F _i /F ₀	4.5328	-0.5451

공헌이 크고 판별함수2에서는 이송, 절삭깊이, 절삭력 표준편차의 공헌도가 크다.

Table 6 Class mean on canonical variables

species	CAN1	CAN2
initial	-1.0644	0.0624
medium	1.5305	-0.9578
final	2.6075	0.5415

Table 7 Standardized canonical coefficients

variable	CAN1	CAN2
speed	0.9652	-0.0878
feed	0.9377	0.9248
depth of cut	0.0176	1.2723
S.D.	0.3584	-1.7601
C.V.	0.1306	0.6015
AVG(i)/AVG(f)	-0.9129	0.2070
F/F ₀	0.7509	-0.0903

Fig. 3, Fig. 4의 산포도를 살펴보면 Fig. 3은 판별함수1의 산포도로 1집단(초기마모)과 2, 3집단(중기, 말기마모)이 잘 구분됨을 볼 수 있다. 플랭크마모때와 같은 경우로 그림에서 1, 2, 3은 크레이터마모의 마모 정도 단계를 나타낸다. Fig. 4는 두개의 정준판별함수가 있는 경우로 역시 3 집단이 잘 분류가 되며 크레이터마모 한계(KT)0.1mm로 선정한 1집단과 2, 3집단간의 구분이 확실함을 볼 수 있다.

Table 8, 9, 10은 공구파손 유무의 판별을 위한 것으로 공구파손은 단지 공구파손상태와 정상상태 2 집단으로만 분류하였다. Table 8은 비표준정준계수로서 각 객체에 대한 판별점수식을 구할 수 있고, Table 9는 정준판별점수의 그룹별 평균값으로 판별인자가 2개이기 때문

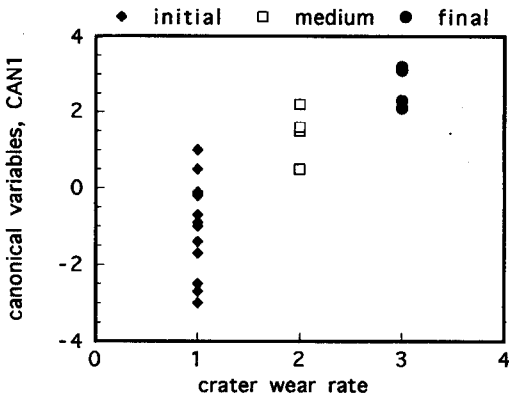


Fig. 3 Canonical variables(CAN1)vs. crater wear rate

에 판별점수 평균이 1개만 구해진다. 공구파손 유무에 따라 판별공간에서 그룹평균값은 (-1.2135, 2.4269)로 1 집단과 2집단의 그룹평균값이 원점을 중심으로 서로 반대로 위치하여 분류가 뚜렷함을 알 수 있다. Table 10은 표준정준계수로 공구파손 분석에서는 절삭깊이, 절삭력 표준편차, 절삭력 변동계수의 공헌이 상대적으로 크다.

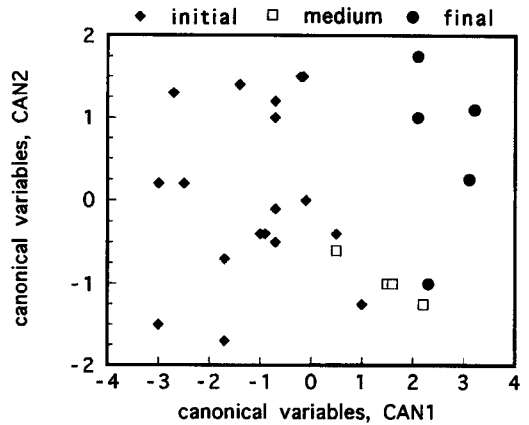


Fig. 4 Canonical variables(CAN2)vs. canonical variables(CAN1) (crater wear)

Table 8 Raw canonical coefficients(Fracture)

variable	CAN1
speed	0.1319
feed	-0.5841
depth of cut	-1.4684
S.D.	0.2554
C.V.	8.9319
AVG(i)/AVG(f)	-0.2780
F/F ₀	-4.1075

Table 9 Class mean on canonical variables

species	CAN1
normal	-1.2135
fracture	2.4269

Table 10 Standardized canonical coefficients

variable	CAN1
speed	0.1098
feed	-0.4860
depth of cut	-1.2218
S.D.	1.2077
C.V.	2.1529
AVG(i)/AVG(f)	-0.1175
F/F ₀	-0.6804

Fig. 5는 산포도이며 그림에서 공구파손 상태와 정상상태가 잘 구분되어 나타나 있다.

이상의 결과분석으로 신호치리에 의한 특징추출을 통하여 구한 판별변수의 적응성이 양호함을 알 수 있다.

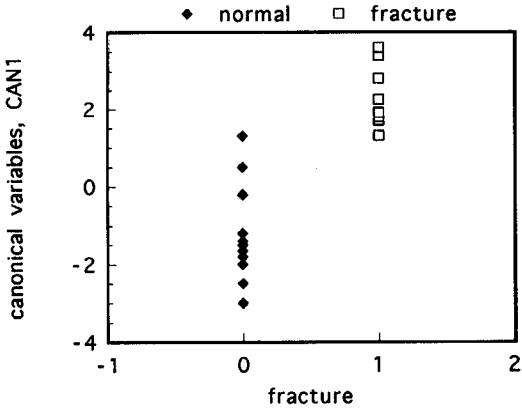


Fig. 5 Canonical variables(CAN1)vs. fracture.

5. 결론

Fisher의 선형식별함수를 이용하고 판별변수로는 절삭 조건 3가지(절삭속도, 이송, 절삭깊이)와 절삭력 표준편차, 절삭력 변동계수, 절삭력 평균비, 절삭력 분력비를 이용하여 플랭크마모, 크레이터마모, 공구파손을 판별분석한 결과 아주 양호한 분류가 가능하여 판별에 이용한 각 변수들을 최종 의사결정에 쓰일 신경회로망 학습변수로 이용하는 것이 타당함을 알 수 있다.

참 고 문 헌

1. T. Sata, K. Matsushima, T. Nagakura, E. Kono, "Learning and Recognition of the Cutting States by the Spectrum Analysis", Annals of the CIRP, Vol. 22/1, pp. 41~42, 1973.
2. S. Rangwala, D. A. Dornfeld, "Sensor Integration Using Neural Networks for Intelligent Tool Condition Monitoring", ASME J.

- of Engineering for Industry, Vol. 112, pp. 219~228, 1990.
3. 김기영, 전명식, "SAS판별 및 분류 분석", 자유아카데미, pp. 5~27, 1991.
4. 조신섭 외 3명, "SAS를 이용한 통계자료분석", 자유아카데미, pp. 293~320, 1993.
5. T. Moriwaki, Y. Mori, "Recognition of Cutting State Based on Neural Network Sensor Fusion", JSPE-59-05, pp. 77~82, 1993.
6. D. A. Dornfeld, M. F. Devries, "Neural Network Sensor Fusion for Tool Condition Monitoring", Annals of the CIRP, Vol. 39/1, pp. 102~105, 1990.
7. 이성환, "패턴인식의 원리 II", 홍릉과학출판사, pp. 3~134, 1994.
8. J. Colgan, H. Chin, K. Danai and S. R. Hayashi, "On-Line Tool Breakage Detection in Turning : A Multi-Sensor Method", ASME J. of Engineering for Industry, Vol. 116, FEBRUARY, pp. 117~123, 1994.
9. D. A. Dornfeld, K. A. Elijah, "Acoustic Emission During Orthogonal Metal Cutting", Int. J. Mach. Sci., Vol. 22, pp. 285~296, 1986.
10. J. L. Andreasen, L. De Chiffre, "Automatic Chip-Breaking Detection in Turning by Frequency Analysis of Cutting Force", Annals of the CIRP, Vol. 42/1, pp. 45-48, 1993.
11. M. S. Lan, D. A. Dornfeld, "In-Process Tool Fracture Detection", J. of Engineering Materials and Technology, Vol. 106, April, pp. 111~118, 1984.
12. K. Iwata, "Estimation of Cutting Tool Life by Processing Tool Image Data with neural network", Annals of the CIRP, Vol. 42/1, pp. 59~62, 1993.