

# 인공지능형 연삭가공 트러블 인식·처리 시스템 개발

## Development of Intelligent Trouble-Shooting System for Grinding Operation

하만경 · 곽재섭 · 박정욱 · 윤문철 · 구 양

M. K. Ha, J. S. Kwak, J. W. Park, M. C. Yoon and Y. Koo

**Key Words** : Grinding Process(연삭공정), Neural Network(신경회로망), In-process Monitoring(공정 중 감시), Power Signal(동력신호)

**Abstract** : The grinding process is very complex and relates many parameters to control the process. As this reason, a theoretical analysis and a quantitative estimation of the grinding process has not been well established. In this study, the in-process monitoring system was suggested by applying the neural network for monitoring and shooting the malfunction of cylindrical plunge grinding process. This system used the power signals from the electric power meter. This neural network was composed of processing elements [4-(5-5)-3] with 4 identified power parameters. Because sensitivity is blunted some minute vibration components, the simulation result of this system has appeared about 10% erroneous recognition in the uncertain pattern and the average success rate of the trouble recognition was about 90%. Consequently, the developed system, which applied to the power signals, can be recognize enough to monitor the grinding process as in-process.

### 1. 서 론

입자(grain)를 절삭날로 하는 가공법은 오래 전 부터 행해져 왔으나, 20세기에 들어와 각종 연삭기와 연삭숫돌(grinding wheel)과 연삭액(lubricant) 등이 새롭게 개발됨에 따라 연삭가공(grinding operation)은 고정도 및 고능률을 달성할 수 있는 마무리 가공법으로 주목을 받고 있다.

그러나 선삭이나 밀링과 같은 다른 가공과는 달리 연삭숫돌에 미소 입자가 반경방향과 원주방향으로 불규칙하게 분포되어 있어, 가공조건의 설정, 연삭공정의 감시 및 연삭 트러블의 발생에 관한 정량적인 평가가 곤란한 문제점이 있다. 따라서 연삭가공의 지식표현은 과학적 지식이나 공학적 원리보다 현장 기능공의 주관적인 경험적 지식이나 숙련 정도에 의존하고 있는 실정이다.

본 연구는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 원

통프린지 연삭(cylindrical plunge grinding)을 대상으로 하여, 가공중에 발생하는 주요 트러블인 연삭버닝과 채터진동의 인식·처리를 위한 감시시스템(monitors system)<sup>1,2)</sup>의 구축을 목적으로 하였다. 그 세부적인 방법론에 있어서는 가공도와 고능률을 달성하기 위하여 연삭기의 주축 모터의 동력변화를 연삭동력계(power meter)를 이용하여 획득하였다. 얻어진 연삭 동력신호를 분석하여, 연삭가공 상태의 변화에 따른 신호의 특성을 나타내는 파라메타를 추출하고, 이를 역전파 알고리즘과 모멘텀 항을 갖는 신경회로망(neural network)에 적용하여<sup>3)</sup> 가공중에 발생하는 연삭 버닝(burning)과 채터진동(chatter vibration)을 인식 가능하도록 하였다. 또 구축된 시스템의 효율성을 검증하기 위하여 신경회로망에서 학습되지 않은 정보를 사용하여 그 성능을 확인하였다.

### 2. 연삭 트러블과 신경회로망 이론

#### 2.1 연삭 트러블

연삭가공중에 발생하는 연삭온도는 연삭숫돌과

접수일 : 2000년 1월 20일

하만경, 윤문철, 구 양 : 부경대학교 기계공학부

곽재섭 : 부산대학교 기계기술연구소

박정욱 : 동명정보공업고등학교

공작물의 간섭영역에서 매우 짧은 시간에 높은 온도까지 상승하며, 특히 고경도 공작물의 가공인 경우 대략 1500℃까지도 상승한다. 따라서 공작물의 표면은 산화현상이 나타나고, 산화막의 두께에 따라서 착색되어 보이는 현상을 연삭 버닝(grinding burning)이라 한다.

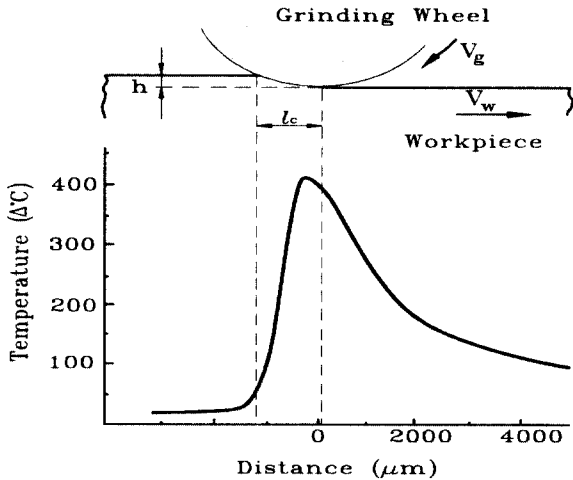


Fig. 1 Temperature change of a ground surface

공작물의 온도분포는 Fig. 1과 같이 공작물과 연삭숫돌의 간섭영역에서 절입 방향으로부터 대략  $lc/3$  지점에서 최고온도가 발생한다. 이러한 연삭 열에 기인한 연삭버닝의 발생은 연삭 다듬질면의 결정조직, 경도변화, 잔류응력 등에 영향을 미치며, 나아가서는 가공물의 내마모성, 내식성, 내피로성 등에 악영향을 미친다.

Fig. 2는 연삭버닝이 일어날 때의 일반적인 동

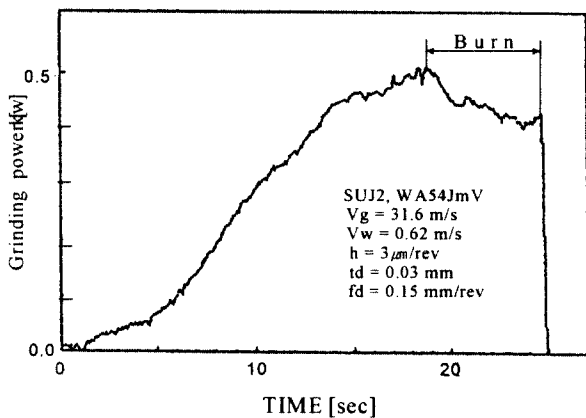


Fig. 2 Power signal characteristic during the grinding burning

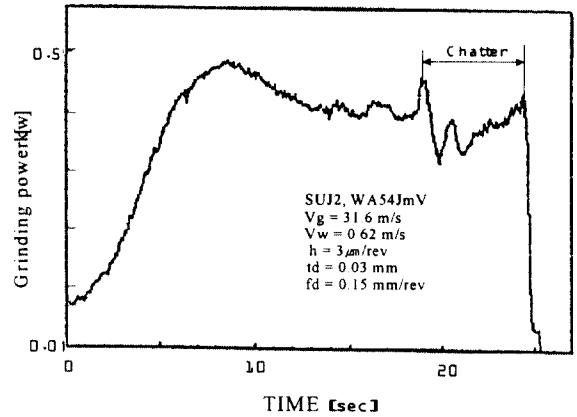


Fig. 3 Power signal characteristic during the chatter vibration

력 신호를 나타낸 것이다. 이때는 연삭숫돌의 눈메움 현상이 현저해지며 연삭동력이 정상상태보다 급격히 감소하여 동력이 크게 불안정한 상태가 된다. 한편, 채터진동(chatter vibration)은 연삭을 포함한 대부분의 가공에 있어서는 공작기계의 동 특성과 절삭 공정간의 상호작용에 의해서 일어나는 동적 불안정(dynamic instability)이며, 이는 공구의 수명을 단축하며 가공공정의 생산성과 공작물의 가공품위를 저하시키는 요인이 된다.

Fig. 3은 연삭가공 중에 채터진동이 발생할 때의 동력신호를 나타낸 것이다. 연삭버닝이 발생할 때와는 달리 연삭동력이 심한 변동을 보여 동적동력이 정상 상태의 몇 배에 이르기 때문에 연삭동력의 변화로서 연삭 버닝과 채터진동의 발생 유무를 인식할 수 있을 것이다.

## 2.2 신경회로망 이론

신경회로망 모델의 시초는 1943년 McCulloch와 Pitts의 논문<sup>4)</sup>에서 찾을 수 있으며, Hebb<sup>5)</sup>의 학습규칙은 두 뉴런 사이의 연결강도(weight)를 조정할 수 있는 최초의 규칙이었다.

그 후, Minsky와 Papert가 저서 퍼셉트론스(perceptrons)<sup>6)</sup>에서 퍼셉트론 모델을 수학적으로 분석하였으며, 1970년대 말과 1980년대 초에 Kohonen, Hopfield, Kirkpatrick, Grossberg, Rumelhart 등의 연구는 신경망 모델의 새로운 전기를 마련하였다. 특히 PDP (parallel distributed processing) 모델<sup>7)</sup>은 은닉층과 역전파 학습 알고리즘을 사용함으로써 여러 가지 문제점들을 해결할 수 있는 우수한 능력을 가지고 있었다. 역전파 학습 알고리즘은 학습과정에서 오차를 줄이는 규칙으로서, 네트워크의 연결강도를 반복적으로 조정

하여 입력에 대해 원하는 출력과 실제로 얻어진 값과의 차이를 줄여 나가는 방법이다. 3층 이상의 네트워크로 확장된 역전파 알고리즘에서 목표 오차를 최소화시키는 방법을 일반적으로 델타규칙(delta rule)이라 한다.

Fig. 4와 같은 3층 구조의 신경회로의 학습과정에서 연결강도의 계산은 다음과 같은 절차로 이루어진다. 입력층의 유니트  $i$ 와 연결강도  $W_{ji}$ 의 곱으로 내부 포텐셜이 구해진다. 내부 포텐셜에 전달 함수 처리를 통하여 중간층의 입력이 얻어진다.

중간층 유니트  $j$ 의 입력을  $H_j$ , 출력층 유니트  $k$ 의 출력을  $O_k$ , 출력층 유니트  $k$ 의 Offset을  $\gamma_k$ , 중간층 유니트  $j$ 와 출력층 유니트  $k$ 와의 결합계수

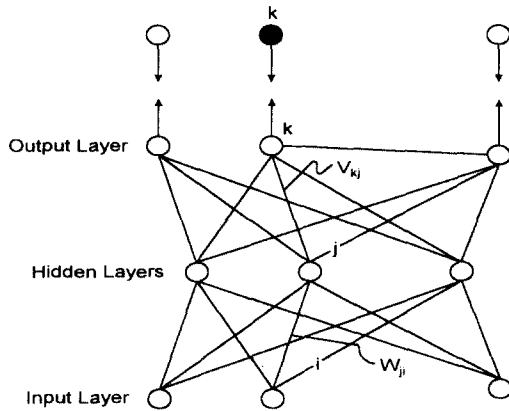


Fig. 4 Architecture of 3 layered neural network

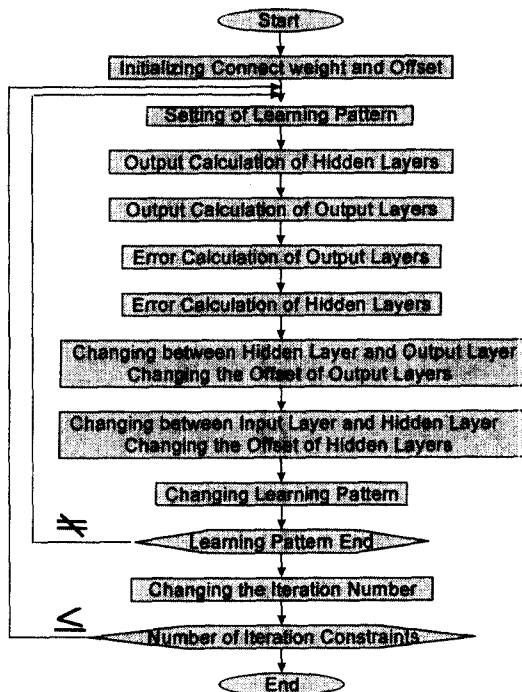


Fig. 5 Flow chart of back propagation algorithm

를  $V_{kj}$ 로 하면, 함수  $f$ 로는 출력이  $[0,1]$ 의 범위 내에서 단조비 감소인 시그모이드 함수(sigmoid function)를 이용한다. 역전파 알고리즘의 흐름도는 Fig. 5와 같다. Fig. 5에서 입력층에서 출력층으로의 계산은 순방향 처리이지만, 그 후 수정 단계에서는 출력층에서 입력층으로 이루어지는 것에서 러멜하트<sup>7)</sup>가 역전파 알고리즘이라 하였다.

### 3. 실험 및 고찰

#### 3.1 장치의 구성 및 방법

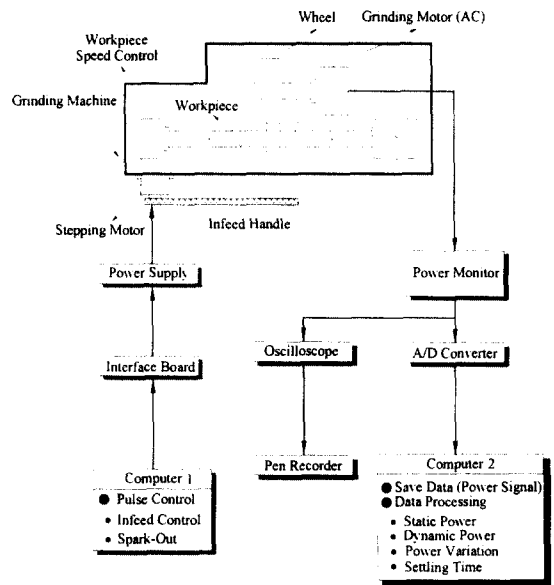


Fig. 6 Experimental set-up

연삭동력에 의한 연삭공정의 감시 기술은 연삭 가공 중에 발생하는 가공상태의 변화에 따라 연삭 슷돌에 대한 주축 모터의 동력 변화<sup>8)</sup>를 측정함으로써 가능해진다. 특히 주축모터에 직접 연결하여

Table 1 Experimental conditions

Grinding machine	HI-GLOSS (Cylindrical type)
Grinding wheel	Type : WA60LmV Shape : $\phi 304 \times 34$
Grinding method	Cylindrical plunge grinding Spark out time : 0~1 sec
Workpiece	Material : SKD11 Hardness : $H_R C45 \sim 48$
Grinding conditions	Wheel velocity : $V_g = 31.6$ m/s Workpiece velocity : $V_w = 0.62$ mm/s Depth of cut : $h = 3$ $\mu$ m/rev
Dressing conditions	Depth of cut : $t_d = 0.03$ mm Feed : $f_d = 0.15$ mm/rev

활용할 수 있기 때문에 장치의 구조가 간단하고, 설치하기가 쉽고, 실용성도 높다.

본 연구에서 사용한 실험 장치도는 Fig. 6과 같다. 실험에 사용된 장비의 주요사양과 연삭조건은 Table 1과 같다. 연삭 동력을 측정하기 위해 동력계를 주축 모터와 연결하였으며, 동력계의 신호는 A/D 변환을 통해, PC에 저장하였다. 저장된 신호는 신호처리를 통하여 분석하였다. 가공중에 얻어진 동력신호는 Fig. 2와 3과 유사하기 때문에 이 신호로부터 3.2와 같이 파라메타를 정의하였다.

### 3.2 파라메타의 선정 및 실험결과

Fig. 7은 원통 연삭가공의 한 사이클(cycle)에 있어서의 전형적인 동력변화를 나타낸 것이다.

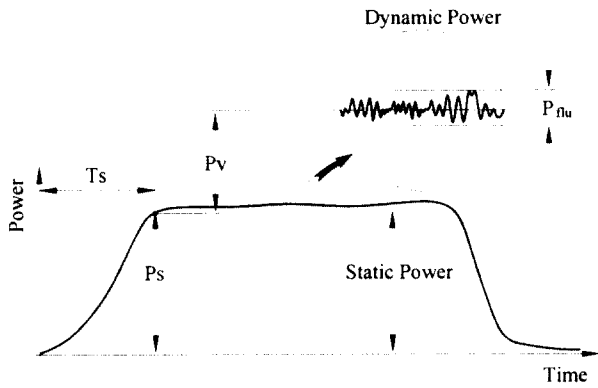
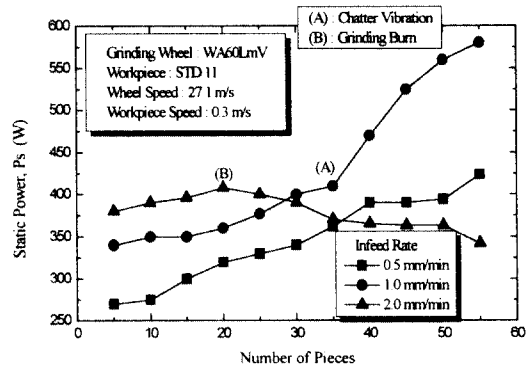


Fig. 7 The used parameters for the power signals

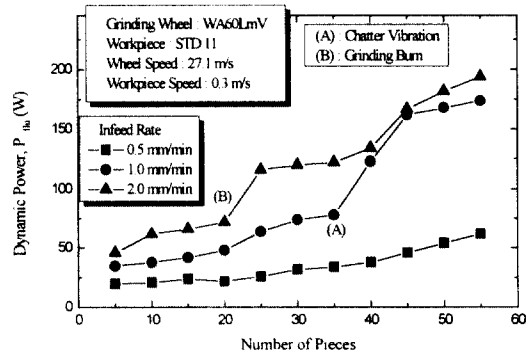
연삭 동력은 Fig. 7에서와 같이 공작물과 슷돌이 접촉을 시작하면 연삭 동력값은 연삭 슷돌이 완전히 절입될 때까지 서서히 증가한다. 정상적인 절입이 완료되면 연삭 동력은 거의 일정하게 유지되면서 가공이 이루어진다. 그러나 실제로 이과정에서 동력은 고주파의 변화를 하고 있다. 가공이 지속되다가 중단되면 연삭동력은 급격히 감소를 하고, 초기 동력값을 유지하게 될 것이다. 이것이 연삭 동력 사이클이다.

여기서 Ps는 정적동력이며, Pflu는 동적동력을 나타낸다. 또한, Ts는 정착시간(settling time)을 나타내며, 정적동력과 동적동력의 차이를 동력 변동량(power variation)이라 정의하였다. 연삭 실험을 통하여 얻어진 결과는 Fig. 8에 나타내었다.

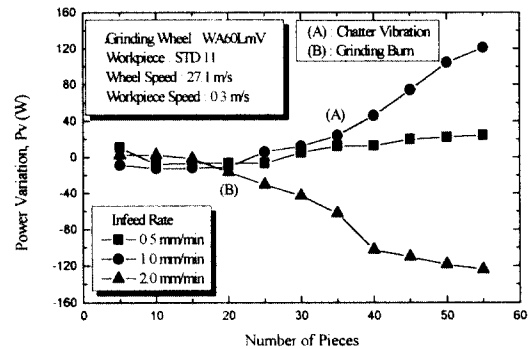
실험 결과를 살펴보면, 정적동력은 채터 진동이 발생할 때는 급격히 상승하였다. 그러나 버닝이 발생하면 정상적인 연삭이 이루어 질 수 없어 동력



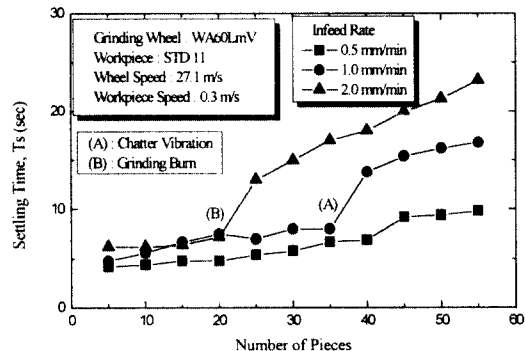
(a) Static power



(b) Dynamic power



(c) Power variation



(d) Settling time

Fig. 8 Characteristics of the parameters according to the number of the grinding pieces

이 급격히 저하하였다. 또 동적동력은 연삭 트러블이 발생하면 모두 급증하는 것으로 나타났다.

한편 동력변화량은 채터 진동시에는 증가하고, 연삭 버닝시에는 저하하였다. 이것은 동력변화량이 정적동력의 변화와 무관하지 않기 때문이다. 또 정적 상태에 도달하는데 까지의 시간인 정착시간은 트러블이 발생하면 정착시간이 길어지는 것을 알 수 있고 심한 경우는 정착시간이 가공하는데 걸리는 시간과 일치하는 경우도 나타났다. 이러한 실험 결과로부터 연삭 상태를 정확하게 인식하기 위해서 비선형적인 정보의 분리성이 뛰어난 신경회로망을 이용하여 모니터링 시스템을 구축하였다.

#### 4. 연삭 모니터링 시스템의 구축

##### 4.1 동력파라메타의 학습

동력신호의 4개의 파라메타를 이용하여 연삭 가공의 트러블 상태를 인식하기 위하여 신경회로망에 입력 값으로 적용하였다. 그때 신경회로망의 구성도는 Fig. 9와 같다.

또 신경회로망의 분리성을 높이기 위하여 입력 데이터를 실험을 통하여 Table 2와 같이 구간화하였다. 학습에 사용된 데이터는 Table 3과 같고, 학습과정에서 오차의 수렴과정은 Fig. 10과 같이 나타났다. Fig. 10의 결과로부터 학습이 잘 이루어졌음을 알 수 있다.

##### 4.2 모니터링 시스템의 성능평가

구축된 신경회로망을 이용하여 그 성능을 평가한 결과는 Fig. 11과 같다. 다양한 신경회로망의 구조에 따라서 그 특성은 달라졌으며, 특히 신경회로망의 구조를 [4-(5-5)-3]으로 하였을 때 그 성능이 가장 우수함을 알 수 있다. 연삭 모니터링 시스템의 성능을 평가한 결과를 살펴보면, 정상상태와 버닝은 인식률이 우수하였으나, 채터진동의 인식에서는 약간의 인식오류가 나타났다. 이것은 동력신호가 저주파이기 때문에 미세한 진동성분에 대해서는 민감도가 떨어지고, 이 때의 동력신호와 채터진동의 패턴(pattern)이 명확하지 못한데 기인하여 약10%의 인식오류가 발생하였다. 그러나 전체적인 평균 인식률은 대략 90%이상으로 나타났고, 이는 파라메타의 적절한 선정과 처리를 통하여 개선 가능하리라 생각된다.

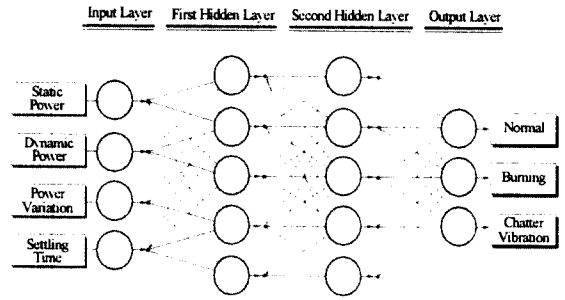


Fig. 9 Architecture of the neural network

Table 2 Clustering parameters of power signals

Parameters	Low : 1	Middle : 2	High : 3
$P_s$	Below 370 (W)	370~420 (W)	Over 420 (W)
$P_{flu}$	Below 50 (W)	50~80 (W)	Over 80 (W)
$P_v$	Below -20 (W)	-20~20 (W)	Over 20 (W)
$T_s$	Below 6 (sec)	6~12 (sec)	Over 12 (sec)

Table 3 Power data for learning based on the clustering

	Input Parameter				Desired Output		
	$T_s$	$P_s$	$P_{flu}$	$P_v$	Normal	Burning	Chatter
P-1	1	1	1	1	1	0	0
P-2	1	1	1	2	1	0	0
P-3	1	2	1	2	1	0	0
P-4	2	2	1	1	1	0	0
P-5	2	1	2	1	0	1	0
P-6	2	1	2	2	0	1	0
P-7	2	1	3	1	0	1	0
P-8	2	2	2	1	0	1	0
P-9	2	2	2	2	0	0	1
P-10	2	2	2	3	0	0	1
P-11	2	3	2	3	0	0	1
P-12	2	3	3	2	0	0	1
P-13	3	2	2	2	0	0	1
P-14	3	3	3	3	0	0	1

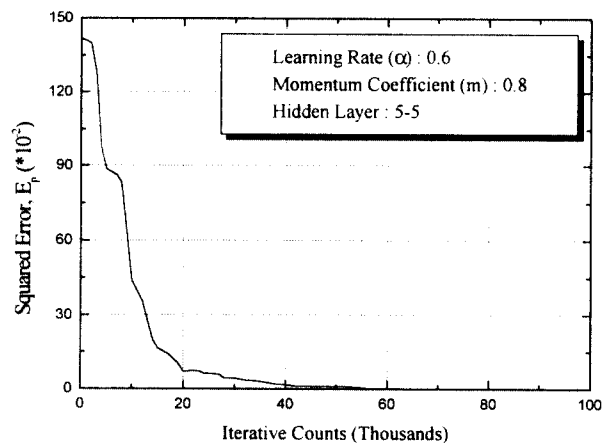


Fig. 10 Squared error during the learning process with clustering the power signals

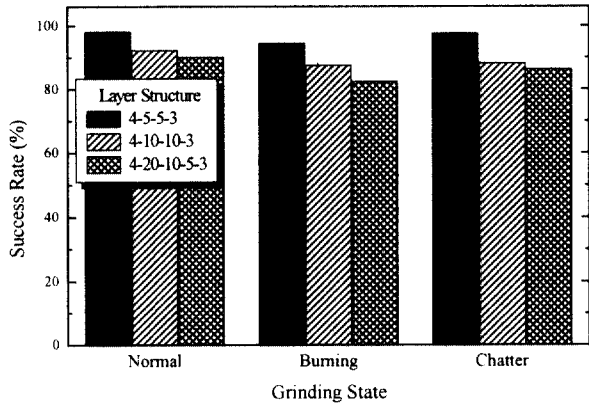


Fig. 11 Performances of the monitoring system

### 5. 결론

본 연구는 원통플런지 연삭을 대상으로, 연삭가공중에 발생하는 각종 트러블의 감시를 위하여 동력신호의 변화를 신경회로망에 적용하여 가공공정 모니터링 시스템을 개발하였으며, 연구에서 얻어진 결과는 다음과 같다.

- 1) 연삭가공에서 흔히 발생하는 연삭버닝과 채터 진동을 연삭동력의 변화를 이용하여 효과적인 감시가 가능하였다.
- 2) 동력신호와 관련된 4개의 파라메타로부터 [4-(5-5)-3]의 신경회로망을 구성하여 실행한 결과, 정상상태와 연삭버닝은 인식률이 매우 우수하고 새로운 패턴에 대해서도 우수한 적응성을 보였다.
- 3) 일부 미세한 진동성분에 대해서는 민감도가 떨어지는 경향이 있었고, 채터진동의 패턴이 불명확한 경계지역에서는 약 10%의 인식오류가 나타났다. 그러나 전체적인 평균인식률은 대략 90% 이상으로 우수한 신뢰도를 나타내는 것을 확인하였다. 이상의 결과로부터 연삭공정에서 신경회로망을 이용한 공정모니터링 시스템은 충분히 실용 가능한 것으로 검증되었다.

### 후 기

본 연구는 부경대학교 기성회학술연구비(1998년)의 지원에 의하여 수행되었으며, 관계자 여러분께 감사드립니다.

### 참고문헌

1. 井上英夫 他, “研削加工條件設定における知識處

理の手法と應用”, 昭和 62年度精密工學會 春季學術大會 論文集, p. 885, 1988

2. K. Iwata, et al, “Knowledge-Based Flexible Part Classification System for CAD/CAM”, Annals of CIRP, Vol. 37, No. 1, p. 317, 1987
3. J. J. Hopfield, “Neural Network and Physical System with Emergent Collective Computational Abilities”, Proc. National Academy of Science, p. 2554, 1982
4. McCulloch and W. S. Pitts, “The Perception of Auditory and Visual Forms”, Bulletin of Mathematical Biophysics, p. 127, 1947
5. D. O. Hebb, “The Organization of Behavior”, Wiley, New York, 1949
6. 하만경 외, “신경회로망을 이용한 연삭가공의 트러블 인식에 관한 연구(I)”, 한국정밀공학회, 제13권, 제9호, p. 149, 1996
7. D. E. Rumelhart, “Learning Internal Representation by Error Propagation : in Parallel Distributed Processing”, MIT Press, Vol. 1, No. 8, 1986
8. 하만경 외, “신경회로망을 이용한 연삭가공의 트러블 감지(II)”, 한국정밀공학회, 제13권, 제11호, p. 57, 1996