

# 신경회로망을 이용한 연삭가공의 트러블 인식에 관한 연구(I)

하만경\*, 곽재섭\*\*, 송지복\*\*\*, 김건희\*\*\*\*, 김희술\*\*\*\*\*

## A Study on the Monitoring System of the Grinding Troubles Utilizing Neural Networks(I)

M.K. Ha\*, J.S. Kwak\*\*, J.B. Song\*\*\*, G.H. Kim\*\*\*\*, H.S. Kim\*\*\*\*\*

### ABSTRACT

Recent researches in the trouble monitoring system of grinding process have emphasized the use of deep knowledge. Such works include the monitoring and diagnostic systems for cylindrical grinding using sensors on chatter vibration and grinding burn during the process. But, since grinding operations are especially related with a large amount of ambigue parameters, it is effectively difficult to detect the grinding troubles occurring during the grinding process.

In this paper, monitoring system for grinding utilizes the neural networks based on grinding power signatures. The monitoring system of grinding operations, which makes use of PDP neural networks, is presented. Then, the implementation results by computer simulations and experimental data with respect to chatter vibration and grinding burn are compared.

**Key Words** : Grinding Operations(연삭가공), Grinding Power Signatures(연삭동력신호), Monitoring Systems(감시시스템), Neural Networks(신경회로망), Grinding Trouble(연삭트러블)

### 1. 서론

연삭가공은 다양한 粒子切刃을 갖는 연삭숫돌을 고속회전시켜 정밀하게 다듬질된 표면을 얻는 가공법의 일종이다. 그러나, 연삭가공은 다른 가공과는 달리 동일한 가공 조건에서도 재현성을 얻기가 힘들고, 또 트러블(Trouble) 발생시 다양한 파라메타들간의 직접적인 因果關係

의 규명과, 그들 상호간의 정량화에도 어려움이 따른다.

연삭가공에 발생하는 트러블 중에서, 연삭 버닝(Grinding Burning)과 채터 진동(Chatter Vibration)의 문제는 빈번히 발생하기 때문에 이들에 관한 연구<sup>(1-7)</sup>가 주목을 받아왔다. 특히, 연삭가공 중에 발생하는 채터 진동은 다른 가공공정의 채터 진동과는 再生效果 면에서 상당히 다른 것으로 알려져 있다<sup>(2)</sup>. 이러한 연삭가공에서

\* 부경대학교 기계설계학과  
 \*\* 부산대학교 대학원  
 \*\*\* 부산대학교 정밀기계공학과/기계기술연구소  
 \*\*\*\* 창원대학교 공과대학  
 \*\*\*\*\* 영남대학교 기계공학과

의 채터 진동의 안정성을 해석하기 위하여 研削加工系의 특성방정식의 근으로 부터 채터 진동의 진행속도를 시간 영역에서 검토한 연구가 있다<sup>(4)</sup>. 그러나 이들의 대부분이 트러블 발생의 규명에 국한되어 왔기 때문에 실제 연삭가공에서 실용화하기가 곤란하므로 종래의 연구방식을 보완한 보다 지능화된 트러블 認識·處理 시스템의 구축이 요구되고 있다.

본 연구는 원통 연삭가공시 연삭동력계에서 얻어진 연삭동력신호(Grinding Power Signature)를 4개의 파라메타로 同定(Identification)하고, 神經回路網(Neural Networks)<sup>(9)</sup>에 적용하여 가공중에 발생하는 연삭 버닝과 채터 진동의 인식 시스템을 구축하여 실시간제어 시스템의 가능성을 검토하였다.

## 2. 研削加工에서의 트러블 발생과 인식

### 2-1. 研削動力의 適用

채터 진동 발생의 檢出을 위해서는 일반적으로 AE 센서를 이용하거나 가속도 센서를 이용하는 방법이 널리 사용되어 왔다. 특히 AE 센서의 경우는 채터 진동의 발생에 있어서 우수한 민감도를 나타낸다<sup>(1)</sup>.

그러나 본 연구와 같이 연삭 버닝과 채터 진동을 동시에 검출하는데는 어려움이 따른다. 가속도 센서는 공구나 공작물의 진동을 직접 측정하기 때문에 부착점을 정확히 결정하여야 한다. 그러나 원통 연삭에 있어서는 공작물과 연삭숫돌이 모두 회전하므로 연삭숫돌과 공작물에 직접 부착할 수 없는 경우에는 올바른 데이터를 얻기가 힘들다.

이에 반하여 연삭 동력계는 설치하기도 쉽고, 연삭 버닝과 채터 진동의 발생을 검출하기가 용이하다. 또한 단일 센서에서 얻어지는 데이터가 歪曲되는 문제를 해결하기 위해서 4개의 파라메타를 동정하고 컴퓨터로 처리된 데이터를 이용하여 信賴性있는 시스템을 구축하였다. 따라서 본 연구에서는 연삭동력계에서 얻어진 데이터를 사용한 神經回路망으로 구성된 트러블 인식시스템의 효율성을 검토하였다.

### 2.2 연삭 버닝의 發生特性

그림 1과 같이 연삭가공에서는 공작물과 연삭숫돌의 干涉領域中, 切入方向으로부터 대략  $1c/3$  지점에서 최고온도가 발생한다. 이러한 研削熱에 기인하여 가공면이 고온에서 순간적으로 酸化하여 산화막이 생기고 막 두께에 따

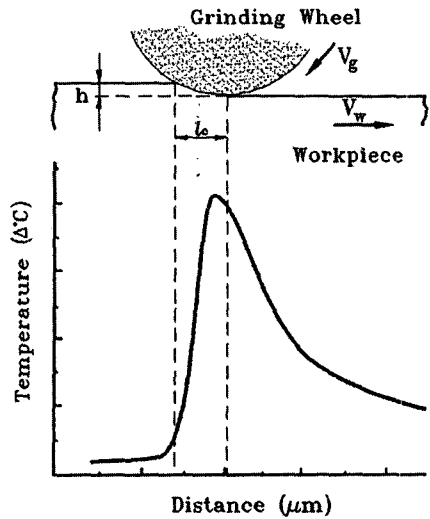


Fig. 1 Conceptual Diagram for the Local Distribution of Grinding Temperature

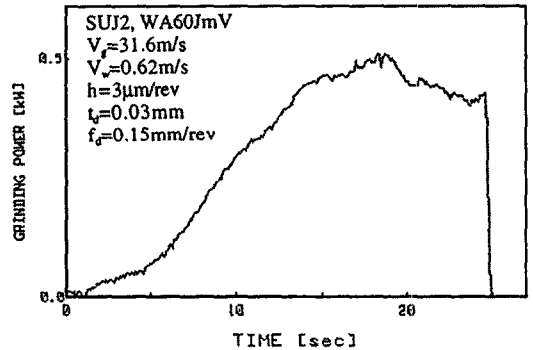


Fig. 2 Characteristics of Grinding Power Signatures for the Grinding Burn

라서 반사광의 간섭상태가 변하기 때문에 여러가지로 착색되고 착색의 정도는 가열된 시간과 간섭영역의 最高溫度에 따라서 크게 좌우된다<sup>(7)</sup>.

한편 그림 2와 같이 연삭 버닝이 일어날 때는 연삭숫돌의 Glazing 또는 Loading 현상이 현저해져서 연삭동력이 정상상태보다 급격히 증가하거나 크게 불안정 상태가 됨을 알 수 있다<sup>(10)</sup>. 따라서 연삭동력의 변화를 관찰함으로써 연삭 버닝이 발생하는 시점을 감시할 수 있다.

### 2-3. 채터 진동의 發生特性

채터진동은 연삭을 포함한 대부분의 가공에 있어서 공작기계의 動特性和 切削工程間의 상호작용에 의해서 일

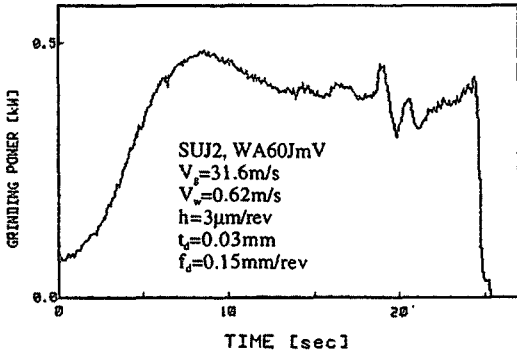


Fig. 3 Characteristics of Grinding Power Signatures for the Chatter Vibration

어나는 動的 不安定이며, 이는 공구의 수명을 단축하며 가공공정의 생산성을 저하시키고 공작물의 加工表面을 악화시키는 요인이 된다. 그림 3과 같이 연삭가공중 연삭숫돌의 Falling에 의한 채터진동의 발생시에는 연삭 버닝과는 반대로 연삭동력이 급격히 감소하거나, 공작물과 연삭숫돌간의 간헐적인 불안정 접촉현상에 의해 동력의 搖動량이 정상상태의 몇배에 이르기 때문에 연삭동력의 변화로서 채터 진동이 일어나는 시점을 알 수 있다.

단 본 연구에서 사용한 연삭동력계에 의한 채터 진동현상의 檢知는 5kHz까지 영역에 대해서 그 유효성이 있다. 또한 금속재를 가공하는 경우에 있어서 圓筒研削에서 발생하는 채터 진동의 특성치는 파워 스펙트럼(Power Spectrum)으로 분석한 결과 대부분이 5kHz이내로 한정되어 있음을 알 수 있었다. 따라서 본 연구에서와 같이 원통연삭을 대상으로 한 경우에 있어서는 연삭동력신호에 의한 채터 진동의 검지의 실효성이 있음을 알 수 있다.

2-4. 實驗裝置의 構成 및 파라메타의 同定

본 연구를 수행하기 위해서 사용된 실험장치의 구성은 그림 4와 같다. 實驗條件에서 연삭숫돌은 WA60ImV, 공작물은 SUJ2, 연삭숫돌의 周速度( $V_p$ )는 31.6m/s, 공작물의 周速度( $V_w$ )는 0.15~0.37m/s, 切入量( $h$ )은 4~11 $\mu$ m/rev이며, 초기 드레싱조건은 드레싱깊이( $t_q$ )가 0.03mm, 드레싱시의 피이드( $f_d$ )는 0.05mm/rev로 하였다. 트러블 검지 데이터 획득을 위하여 연삭동력의 측정에는 연삭숫돌 축 구동모터에 Transducer를 설치하여 연삭동력 변화는 A/D 變換器를 이용하여 컴퓨터에 저장하였으며, 채터 진동의 검지를 위하여 원통 연삭기의 Center에 加速度系를 부착하여 발생하는 파형과 振幅變

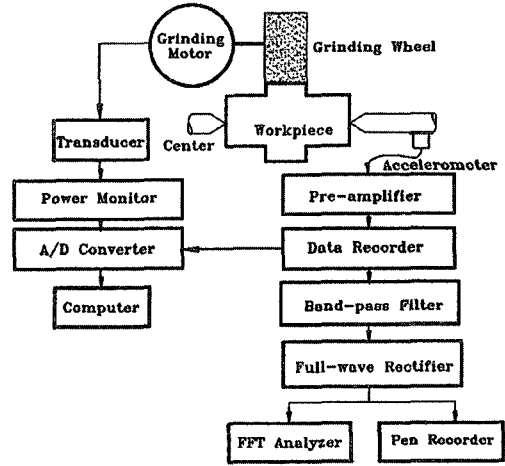


Fig. 4 Experimental Set-up

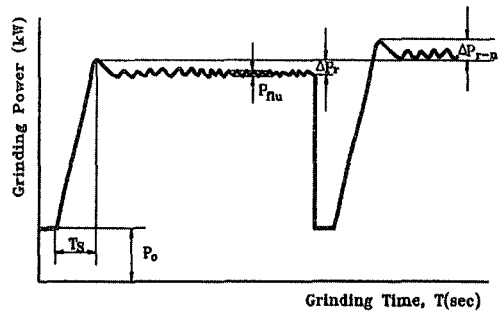


Fig. 5 Conceptual Diagram for the Four Identification Parameters Adapted in This System

調 성분을 FFT Analyzer로 분석하였다.

그림 5는 원통 연삭가공에서 Cycle의 동력변화를 나타낸 것이다. 여기서  $P_{nu}$ 는 연삭시 발생하는 動的動力(Dynamic Power)을 나타내며, 연삭 버닝과 채터 진동에 민감하게 반응하므로 연삭 트러블을 감지하는데 가장 중요한 인자가 된다. 또  $T_s$ 는 時定數(Transient Time)를 나타내며, 시정수에서의 동력값과 동적동력의 평균값과의 차이( $\Delta P_r$ )를 瞬間動力(Instant Power)이라 하고, 각 Cycle에서의 시정수에서의 동력값 차이( $\Delta P_{r-n}$ )를 定着動力(Settling Power) 변화량으로 정의하였다. 4개의 파라메타  $P_{nu}$ ,  $T_s$ ,  $\Delta P_r$ ,  $\Delta P_{r-n}$ 을 神經回路網의 入力信號로 이용하기 위해서는 각 파라메타의 선정조건과 컴퓨터에서의 인식방법을 정해야 한다.

이들에 대한 내용은 그림 6과 같다. 時定數의 시작점(Starting Point)은 100 msec의 샘플링 시간(Sampling Time)에서 n번째 데이터를 기준으로하여 n-4, n-

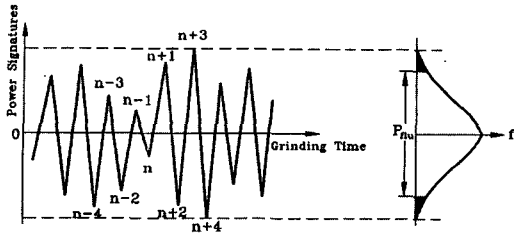


Fig. 6 Detail Description for Definition of Parameters

3.  $n-2$ ,  $n-1$ ,  $n$ 번째의 데이터 값을 산술평균하여 얻은 값과  $n$ ,  $n+1$ ,  $n+2$ ,  $n+3$ ,  $n+4$ 번째 데이터의 算術平均 값의 一次導函數의 기울기(S)를 비교하여 기울기가  $S > 0.3$  이면  $n$ 번째 시간이 가공의 시작점이 되며, 만약 기울기가  $S \leq 0$  이면  $T_s$ 의 종료점(Ending Point)으로 인식하도록 하였다. 여기서 약간의 시간지연(Time Delay)은 무시할 수 있다. 동적동력  $P_{nu}$ 는 시정수 이후에 있어서 각 100개의 데이터에 대하여 95%의 信賴區間을 고려한 正規分布 曲線의 폭 중에서 최대값으로 하였다. 이것은 100개의 데이터 중에 Noise 등으로 인한 갑작스런 동력변화가 발생하여 전체 데이터의 歪曲을 일으키는 것을 보완할 수 있다.  $\Delta P_n$ 은 定着時間에서의 동력값과  $P_{nu}$ 이 정의되는 100개의 데이터의 산술평균 값의 차이이다.

그림 7은 연삭시간 및 공작물 가공갯수에 따른 연삭동력계에서 얻어진 동적동력, 정착동력 변화량과 가속도계에서 얻어진 가속도 신호의 標準偏差를 나타낸다. 또한 (a), (b), (c)에 가속도 신호의 진폭과 파워 스펙트럼을 나타낸다.

(a)는 안정된 상태로, 가속도계 신호의 진폭과 파워 스펙트럼이 매우 작게 나타난다. (b)는 연삭시간 및 횡수의 증가로 트러블 발생 직전의 상태이며, (a)부근 보다는 가속도계 신호의 진폭과 파워 스펙트럼이 약간 증가하였으나 공작물에 미치는 영향은 미소하다. (c)는 트러블 발생 후를 나타내며, 이들의 신호가 현저하게 증가함을 보이고 있다. 이때에 연삭동력계에서 얻어진 동적동력과 정착동력 변화량 또한 급격히 증가하므로, 연삭 트러블의 인식을 위한 파라메타로 적합함을 알 수가 있다. 또한 그림 7은 각점 (a), (b), (c)에 대한 공작물의 表面粗度와 殘留應力 상태 및 가속도계로부터 얻어진 동력신호와 振幅變調 현상을 나타낸다. 그림 7과 같이 본 시스템에서 동정한 파라메타  $\Delta P_{nu}$ 와  $\Delta P_{rn}$ 과 잘 일치됨을 알 수 있다.

채터 진동이나 연삭 버닝이 발생하게 되면 연삭동력에 있어서 동적동력이 정상상태보다 훨씬 증가하고, 순간동

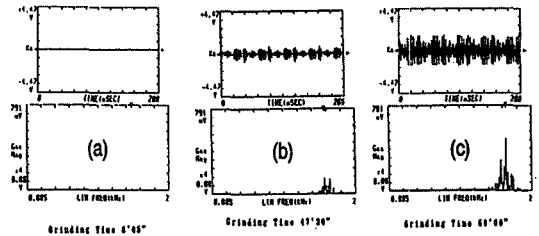
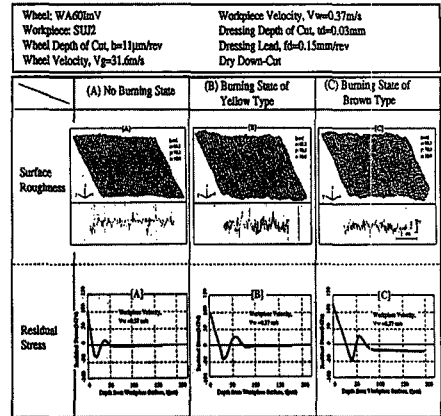


Fig. 7 Comparison between the Surface Roughness & Residual Stress and the Power Spectrum & Amplitude of Vibration

력과 정착시간이 변하며 각 Cycle에서 정착동력이 심하게 변하기 때문에 연삭동력계로부터 4개의 파라메타 값을 얻어 이들의 조합을 신경회로망의 입력 패턴으로 이용하면 연삭가공 중에 발생하는 트러블을 감지할 수가 있다.

### 3. 神經回路網의 構成과 컴퓨터 시뮬레이션

#### 3-1. Model의 同定

연삭가공에 신경회로망을 응용하는 목적은 각 파라메타들 사이의 직접적인 因果關係가 뚜렷하지 않고 정량화가 어렵기 때문에 애매한 성질을 갖는 정보를 효과적으로 처리하기 위한 것으로, 지식이 규칙의 형태로 구성되어 있는 알고리즘과는 달리, 신경회로망은 事前知識이나 내부 시스템의 동작에 대한 지식이 거의 필요없고 주어진 샘플 패턴(Sample Pattern)들로 부터의 學習經驗에 바탕을 두고, 새로운 유사 입력패턴들이 주어질 경우에 그 출력패턴을 추정할 수 있도록 自己組織化(Self Organization)하는 잇점이 있다.

이러한 장점을 이용하기 위해서 본 연구에서는 Table

Table 1. Parameter Quantization and Classification Model

	Small(1)	Middle(2)	Big(3)
$T_s$	10(sec) and below	11~16(sec)	17(sec) and over
$\Delta P_r$	-121(W) and below	-120~-10(W)	-9(W) and over
$P_{flu}$	119(W) and below	120~190(W)	191(W) and over
$\Delta P_{r-n}$	-47(W) and below	-46~-10(W)	11(W) and over

Table 2. Data of Grinding Power Signatures by A/D Converter

t	Vf(t)	Vr(t)	P(t)
0.0	0.00000	0.00000	2.04800
0.1	-0.00125	0.00000	0.04600
0.2	0.29750	-0.00125	0.05300
0.3	0.61750	0.00125	0.05600
0.4	0.45750	0.00250	0.05100
0.5	0.14625	0.00125	0.05700
0.6	0.01125	0.00250	0.06000
0.7	0.01125	0.00000	0.06300
0.8	0.00125	0.01875	0.06600
0.9	0.00875	0.00125	0.06500
1.0	0.01875	-0.02000	0.04800
1.1	0.00875	-0.00250	0.05900
1.2	0.01125	-0.00250	0.07200
1.3	0.00875	0.00000	0.06000
1.4	0.01125	0.00125	0.06100
1.5	0.01125	0.00250	0.06000
1.6	0.01500	0.00375	0.06500
1.7	0.01750	0.00250	0.05500
1.8	0.01000	0.00000	0.05300
1.9	0.01000	-0.01125	0.05800
2.0	0.01000	-0.00375	0.05400
2.1	0.00625	0.00750	0.07000
2.2	0.01000	0.00375	0.05900
2.3	0.01750	0.00375	0.05500
2.4	0.01125	-0.00250	0.05900
2.5	0.00625	-0.00750	0.04800
2.6	0.01000	-0.00125	0.06500
2.7	0.01375	0.01125	0.06100
2.8	0.01375	0.00375	0.06200
2.9	0.00075	0.00875	0.05900
3.0	0.00075	-0.00125	0.05300

1과 같이, 4개의 파라메타  $T_s$ ,  $\Delta P_r$ ,  $P_{flu}$ ,  $\Delta P_{r-n}$ 를 Small, Middle, Big로 구간을 나누고, 그 구간값을 각각 ①, ②, ③으로 정량화 하였다.

또한 Table 2는 4개의 파라메타를 동정하기위해 A/D 변환기를 이용하여 컴퓨터로 출력한 연삭동력신호의 값들이다.

### 3-2. Neural Network의 구성

본 연구에서 사용한 신경회로망의 구성도는 그림 8과

같다. 入力層(Input Layer)의 뉴런(Neuron)은 연삭동력계에서 얻어진 파라메타들에 해당하는  $T_s$ ,  $P_{flu}$ ,  $\Delta P_r$ ,  $\Delta P_{r-n}$  4개이고, 각각 5개의 뉴런을 갖는 2개의 中間層(Hidden Layer)이 있고, 出力層(Output Layer)은 세 개의 유니트변수 즉, Normal, Chatter Vibration, Burning의 값을 구하고 이들을 비교하여 최대값을 출력하도록 4-(5-5)-3의 형태를 갖는 신경회로망으로 구성하였다.

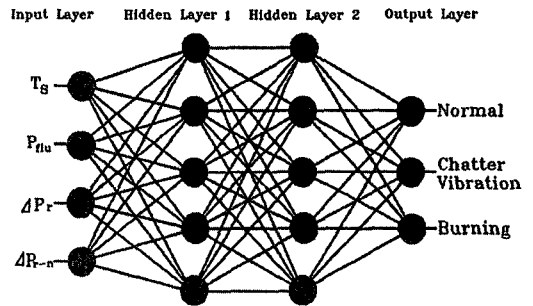


Fig. 8 Schematic Diagram of Neural Networks

신경회로망의 학습(Learning)은 뉴런들을 연결하는 結合荷重(Connection Weight)을 조절하여 이루어진다. 실험을 통하여 얻어진 입력 패턴들에 대한 원하는 출력값을 교사 데이터(Supervised Data)로 하여, 신경회로망의 출력층에서 얻어진 최종출력과 교사 데이터의 차이를 오차( $\epsilon$ )로 정의하고, 誤差의 제곱( $\epsilon^2$ )을 최소화하는 Delta Rule을 사용하였다. 結合하중의 조절에 있어서는 출력층의 뉴런으로의 結合하중을 먼저 조절하고 차례로 하위층 뉴런으로의 結合하중을 조절하는 역전파 알고리즘(Back Propagation Algorithm)을 사용하였다. 또한 연결강도의 조절에 있어서 局所 最小值(Local Minimum)의 문제를 해결하기 위하여 모멘텀항을 추가하였고, 각 뉴런을 활성화시키는 傳達函數는 시그모이드 함수(Sigmoidal Function)를 선정하여 큰 입력값과 작은 입력값에 대해서도 적절히 반응할 수 있도록 하였다. 학습 조건은 각 結合하중을 랜덤한 값으로 초기화하고, 각 뉴런의 오차값이 0.001이하이고, 전체 시스템의 오차가 0.01이하로 되도록 하면서 학습의 반복횟수는 5000번으로 제한하여 학습을 완료하였다.

Table 3은 Table 1의 정량화에 기초를 두고, 연삭동력계로부터 데이터를 얻어서 이것을 신경회로망의 학습 데이터로 사용한 예이다. 예로써 Table 3의 번호1에서

입력 파라메타의 패턴이  $T_s$ 가 Middle,  $\Delta P_r$ 이 Small,  $P_{in}$ 가 Small,  $\Delta P_{r-n}$ 이 Middle인 경우는 트러블이 생기지 않는 정상상태이고, 번호7과 같은 경우에는 연삭 버닝이, 번호8과 같은 경우는 채터 진동이 생기는 것을 인식시키기 위해서, 그때의 해당 유니트변수는 1의 값을 가지고 나머지 변수는 0의 값을 갖도록 하였다.

여기서 연삭 버닝과 채터 진동이 동시에 일어나는 경우를 교사 데이터로 선정하지 않은 이유는 채터 진동이 계속되면서 연삭 버닝으로 이어지는 경우가 일반적이며, 또한 동시에 일어나는 현상을 교사 데이터로 선정함에 따른 인식의 오류를 방지하기 위해서이다.

Table 3. Learning Data of Neural Networks

번호	Input Parameters				Desired Outputs		
	$T_s$	$\Delta P_r$	$P_{in}$	$\Delta P_{r-n}$	Normal	Burning	Chatter
1	2	1	1	2	1	0	0
2	2	1	1	1	1	0	0
3	2	3	1	1	1	0	0
4	1	2	1	3	0	1	0
5	1	3	1	3	0	1	0
6	1	1	2	1	0	1	0
7	1	1	3	1	0	1	0
8	1	2	1	2	0	0	1
9	2	2	1	2	0	0	1
10	3	2	1	3	0	0	1
11	2	1	1	3	0	0	1
12	2	3	1	3	0	0	1
13	3	2	3	3	0	0	1

### 3-3. 컴퓨터 시뮬레이션

실제 연삭가공에서 일어날 수 있는 입력 파라메타의 패턴은 Table 3에서 신경회로망의 학습을 위해서 사용된 것 보다는 다양하기 때문에 이들을 포함하면서 학습하지 않은 새로운 형태의 입력 파라메타의 패턴(14~25)들로 구성된 데이터를 사용하여 학습된 신경회로망으로 컴퓨터 시뮬레이션하여 얻어진 결과를 Table 4에 나타낸다.

컴퓨터 시뮬레이션의 결과를 살펴보면 이미 학습된 파라메타의 패턴에 대해서는 출력층에서의 해당 유니트 변수의 값이 크게 나타나서 우수한 認識能力이 있고, 또한 학습하지 않은 전혀 새로운 입력 패턴들에 대해서도 신경회로망의 장점인 비선형 패턴 분리로 강력한 적응성을 나타낸다. 따라서 신경회로망을 이용하여 연삭가공에서의 트러블인 연삭버닝과 채터 진동을 공정중에 효과적으로 인식할 수 있다.

Table 4. Implementation Results by Backpropagation Neural Networks

번호	Input Parameters				Outputs of Neural Network			Result
	$T_s$	$\Delta P_r$	$P_{in}$	$\Delta P_{r-n}$	Normal	Burning	Chatter	
1	2	1	1	2	0.9572	0.0011	0.0017	Normal
2	2	1	1	1	1.0000	0.0000	0.0000	Normal
3	2	3	1	1	0.9712	0.0000	0.0987	Normal
4	1	2	1	3	0.0000	0.9549	0.1723	Burning
5	1	3	1	3	0.0000	0.9186	0.0729	Burning
6	1	1	2	1	0.0391	0.9551	0.0005	Burning
7	1	1	3	1	0.0002	0.9994	0.0196	Burning
8	1	2	1	2	0.0000	0.1161	0.8692	Chatter
9	2	2	1	2	0.0281	0.0000	0.9929	Chatter
10	3	2	1	3	0.0189	0.0000	0.9999	Chatter
11	2	1	1	3	0.0003	0.0031	0.9854	Chatter
12	2	3	1	3	0.0000	0.0002	0.9975	Chatter
13	3	2	3	3	0.0000	0.0009	1.0000	Chatter
14	1	1	1	1	0.8774	0.1754	0.0000	Normal
15	2	1	3	1	0.7653	0.1683	0.2652	Normal
16	3	1	2	1	1.0000	0.0000	0.3988	Normal
17	1	2	2	1	0.0007	0.7086	0.0496	Burning
18	1	3	3	1	0.0000	0.9757	0.3737	Burning
19	2	2	2	2	0.0003	0.0025	0.9932	Chatter
20	1	3	2	1	0.0000	0.1906	0.6594	Chatter
21	2	2	2	3	0.0000	0.0283	0.9999	Chatter
22	2	2	3	3	0.0000	0.3570	1.0000	Chatter
23	3	1	2	3	0.1748	0.0005	0.7112	Chatter
24	3	1	3	3	0.0014	0.0605	0.9386	Chatter
25	3	3	3	3	0.0000	0.0000	1.0000	Chatter

### 4. 結 論

본 연구는 연삭가공 중에 발생하는 트러블인 연삭 버닝과 채터 진동을 인식하기 위하여 신경회로망을 응용하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 연삭가공 중에 발생하는 연삭 버닝과 채터 진동을 연삭동력 변화를 관찰하여 효과적으로 감시할 수 있었다.
- (2) 연삭동력과 관련된 4개의 파라메타를 동정하여, (4-(5-5)-3)의 신경회로망으로 구성하여 컴퓨터 시뮬레이션한 결과, 인식이 우수하고 새로운 패턴에 대해서도 강력한 적응성을 갖는 신경회로망 시스템이 되었다.
- (3) 신경회로망 감시 시스템을 이용한 연삭공정의 실시간 제어 시스템의 가능성을 제안하였다.

참 고 문 헌

1. D. Dornfeld, and He Gao Cai, "An Investigation Grinding and Wheel Loading Using Acoustic Emission," ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 106, p. 28, Feb. 1984.
2. K. Srinivasan, "Application of the Regeneration Spectrum Method to Wheel Regenerative Chatter in Grinding," ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 104, p.46 Feb, 1982.
3. F. Hasimoto, "Growing Mechanism of Chatter Vibration in Grinding Processes and Chatter Stabilization Index of Grinding Wheel," Annals of the CIRP, Vol. 33, p. 259,1984.
4. Y. S. Liao, and L. C. Shiang, "Computer Simulation of Self-Excited and Forced Vibrations in the External Cylindrical Plunge Grinding Process", ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 113, p. 297, August,1991.
5. T. Ei-Wardani, M. M. Sadek, and M. A. Younis, "Teoretical Analysis of Grinding Chatter", ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 109, p. 314, November,1987.
6. 小野浩二, "研削 ヤケ, ワレの發生原因と對策", 日本精密工學會. p. 39, 6月, 1974.
7. 河村末久, "研削焼けの基礎的研究", 日本精密工學會. p. 106, 9月, 1981.
8. 松原十三生, 水本洋, "フレンジ研削の被削材再生ひびり振動に関する實驗的解析", 日本精密工學會. p. 134, 12月, 1985.
9. Richard P. Lippmann, "An Introduction to Computing with Neural Nets", IEEE ASSP Magazine, p. 4, April,1987.
10. 竹中規雄, "研削加工のトラブルと對策", 誠文堂新光社, p. 107, 10月, 1972.
11. 星鐵太郎, "機械加工ひびり現象", 工業調査會. pp. 9, 5月,1977.