

Neural Network을 응용한 연삭가공 트러블 인식·처리에 관한 연구

A Study on the Grinding Trouble-Shooting Utilizing the Neural Network

하만경, 김건희, 곽재섭*, 송지복, 이재경, 김희술
(부산공업대) (KIMM) (부산대·원) (부산대) (KIMM) (영남대)

ABSTRACT

Grinding operations is accomplished by rotating a grinding wheel with lots of random abrasive at high speed, and its object is generally obtained the fanal workpiece surface of high quality as well as the maximization of workpiece removal rate.

But, especially since grinding operations is related with a large amount of functional parameter, it is actually difficult to therapy that the grinding trouble occurs during the grinding process.

Therefore, we try to design grinding trouble-shooting system utilizing the back-propagation model of neural network. The conceptual method is produced by identifying the four parameters derived from the grinding power, and we are design the to the grinding trouble-shooting system on the basis of their data.

In this paper, cognition and therapy method to the grinding trouble which utilizes neural network based four identified models are suggested, and implementation results of computer simulation with respect to the grinding burn and chatter vibration is presented.

Key Words : Grinding Power, Grinding Trouble Shooting, Back-propagation Model, Neural Network.

1. 서 론

연삭가공은 불규칙적인 절인을 갖는 연삭숫돌을 고속회전시켜 정밀한 다듬질된 면을 얻는 가공법의 일종이다. 그러나, 연삭가공은 다른 가공과는 달리 동일한 가공조건에서도 재현성을 얻기가 힘들고, 또 트러블 발생시 다양한 파라메타들간의 직접적인 인과관계의 규명뿐만아니라, 그들 상호간의 정량화 또한 여러가지 어려움이 있다.

연삭가공에 발생하는 트러블 중, 특히 연삭 Burning과 Chatter Vibration의 문제를 매우 빈번히 발생하기 때문에 이들에 관한 연구^[1~7]가 주목을 받아왔다. 특히, 연삭가공중에 발생하는 Chatter Vibration은 다른 가공공정의 Chatter Vibration과는 재생효과등의 면에서 상당히 다른 것으로 알려져 있다^[2]. 이러한 연삭가공에서의 Chatter 안정성을 해석하기 위하여 연삭가공계의 특성방정식의 근으로 부터 Chatter Vibration의 발달속도를 시간영역에서 검토한 연구가 있다^[4]. 그러나 이들의 대부분이 Trouble 발생의 규명에

국한되어 왔기 때문에 실제 연삭가공에서 실용화하기가 곤란하므로 종래의 연구방식을 보완한 보다 지능화된 트러블 인식·처리시스템의 구축이 요구되고 있다.

본 연구에서는 연삭 동력계로부터 얻어진 Data를 4개의 모델로 동정(Identification)하고, 이것을 Neural Network^[9]에 적용하여 가공중에 발생하는 Burning과 Chatter Vibration의 인식·처리 시스템을 설계하였다.

2. 연삭가공의 트러블의 발생과 인식

2-1. 연삭동력의 적용

Chatter Vibration 발생의 검출을 위해서는 일반적으로 AE 센서를 이용하거나 가속도 센서를 이용하는 방법이 널리 사용되어 왔다. 특히 AE의 경우에는 Chatter 발생에 있었서는 우수한 민감도를 나타낸다^[11]. 그러나 본 연구와 같이 연삭 Burning과 Chatter

Vibration을 동시에 검출하는데는 어려움이 따른다.

가속도 센서는 공구나 공작물의 진동을 직접 측정하기 때문에 부착점을 정확히 결정하여야만 한다. 그러나 본 연구와같이 원통연삭에 있어서는 공작물과 연삭숫돌이 모두 회전하는 형태이므로 연삭숫돌과 공작물에 직접 부착할 수 없는 경우는 올바른 Data를 얻기가 어렵다.

이에 반하여 연삭동력계를 이용하면 설치하기도 쉽고, Burning과 Chatter Vibration의 발생을 검출하기가 용이하다. 또한 단일 센서에서 얻어진 Data가 왜곡되는 문제를 해결하기 위해서 4개의 파라메타를 이용하여 컴퓨터로 처리된 Data를 이용하여 신뢰성 있는 시스템을 구축하였다. 따라서 본 연구에서는 연삭동력계로 부터 얻어진 Data를 사용해서 Neural Network로 구성된 감시 시스템의 효율성을 검토하였다.

2-2. 연삭 Burning의 발생특성

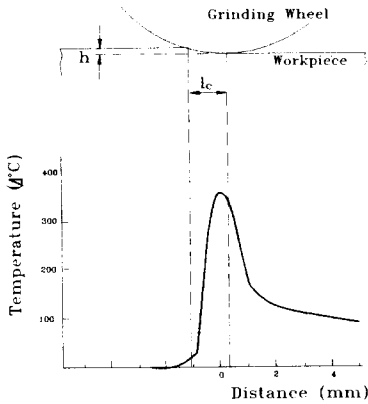


Fig.1 Conceptual Diagram for the Distribution of Grinding Temperature

Fig.1과 같이 연삭가공에서는 공작물과 연삭숫돌의 간섭영역 중, 절입방향으로 부터 $l_c/3$ 지점에서 최고 온도가 발생한다. 이러한 연삭열에 기인하여, 가공면이 고온에서 순간적으로 산화하여 산화막이 생기고, 막 두께에 따라서 반사광의 간섭상태가 변화하기 때문에 여러가지로 착색되어 보이는 현상을 연삭 Burning이라 하며 착색의 정도는 가열된 시간과 간섭영역의 최고온도에 따라서 다르다^[7,10].

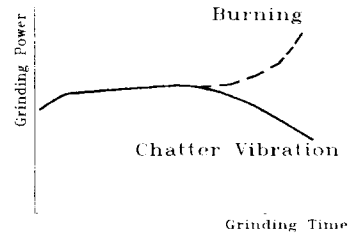


Fig.2 Characteristics of Grinding Power for the Chatter Vibration and Burning

한편 Fig.2와 같이, 연삭 Burning이 일어날 때는 연삭숫돌의 눈매용 현상이 현저해져서 연삭동력이 정상상태에서 보다 급격히 증가하는 것은 잘 알려진 사실이다^[10]. 그러므로 연삭동력의 변화를 관찰함으로써 연삭 Burning이 발생하는 시점을 감지할 수가 있다.

2-3. Chatter Vibration의 발생특성

Chatter Vibration은 연삭을 포함한 대부분의 가공에 있어서 동작기계의 동특성과 절삭공정간의 상호작용에 의해서 일어나는 동적 불안정이며, 이는 공구의 수명을 단축하며, 가공공정의 생산성을 저하시키고, 공작물의 가공표면을 악화시키는 요인이 된다.

Fig.2와 같이, 연삭가공 중에 Chatter Vibration의 발생시에는 연삭 Burning과는 반대로, 연삭동력이 정상상태보다 급격히 감소하고 동력의 요동량 (Fluctuation of Grinding Power)이 정상상태의 2~3 배에 이르기 때문에, 연삭동력의 변화로서 연삭 Chatter Vibration이 일어나는 시점을 알 수가 있다.

2-4. 실험장치의 구성 및 파라메타의 동정

본 연구를 수행하기 위해서 사용된 실험장치의 구성은 Fig.3과 같다. 즉, 트리블 테이타의 획득을 위하여 연삭동력의 측정에는 연삭숫돌에 Transducer를 설치하여 얻어진 출력은 A/D Converter를 이용하여 컴퓨터로 획득하였으며, Chatter Vibration의 검지를 위하여 Center에 가속도 Pick-up을 부착하여 발생하는 파형과 진폭변조 성분을 분석하였다. 이들 Data의 분석은 FFT Analyzer를 이용하였다.

Fig.4는 원통연삭에 대한 One Cycle의 동력변화의 형태를 나타낸 것으로 P_{min} 는 동력 요동량(Fluctuation

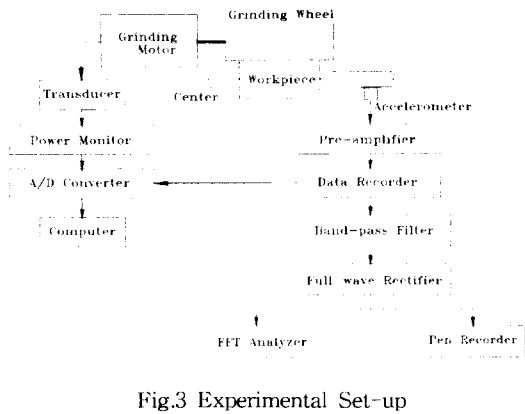


Fig.3 Experimental Set-up

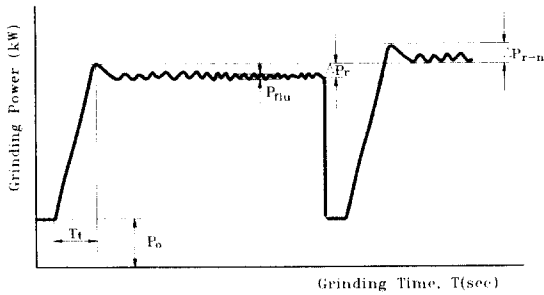


Fig.4 Conceptual Diagram for the Four Identification Parameters Adapted in This System

of Grinding Power)을 나타내며 연삭 Trouble에 민감하게 반응하므로 Chatter Vibration과 연삭 Burn을 감시하는데 가장 중요한 인자가 된다. 또 T_t 는 과도상태시간(Transient State Time)을 나타내는 것이며, 과도상태시간이 끝나는 때의 동력 즉, 안정동력과 동력 요구량의 평균값의 차이(ΔP_r)를 순간동력(Instant Power)이라 하고, 각 Cycle에서의 안정동력과 이전 Cycle에서의 안정동력과의 차이(ΔP_{r-n})를 안정동력 변화량이라고 정의하였다.

Fig.5는 연삭동력과 안정동력 변화량에 따른 가속도계 신호와 파워스펙트럼의 변화를 나타낸다.

(a)는 안정된 상태로, 가속도계 신호의 진폭과 파워스펙트럼이 매우 작게 나타낸다. (b)는 연삭시간 및 횟수의 증가에 따른 트러블 발생 직전의 상태이며, (a)에서 보다는 가속도계 신호의 진폭과 파워스펙트럼이 증가하였으나 공작물에 미치는 영향은 미소하다. (c)는 트러블 발생후를 나타내며, 이들의 신호가 현저하게 증가함을 보이고 있다. 이때에 연삭동력계로부터 얻어진 연삭동력과 안정동력 변화량 또한 급격히 증가하므로, 연삭 트러블의 인식을 위한 파라메

타로 적합함을 알 수가 있다.

Chatter Vibration이나 연삭 Burn이 발생하게 되면 연삭동력에 있어서 동력 요구량이 정상상태보다 훨씬 증가하고, 안정동력이 심하게 변하며, 정착동력변화량과 과도상태시간이 변하기 때문에 동력계로부터 4개의 파라메타를 얻어 이들의 조합을 Neural Network의 입력신호로 이용하면 가공중 연삭 트러블의 발생을 감지할 수가 있다.

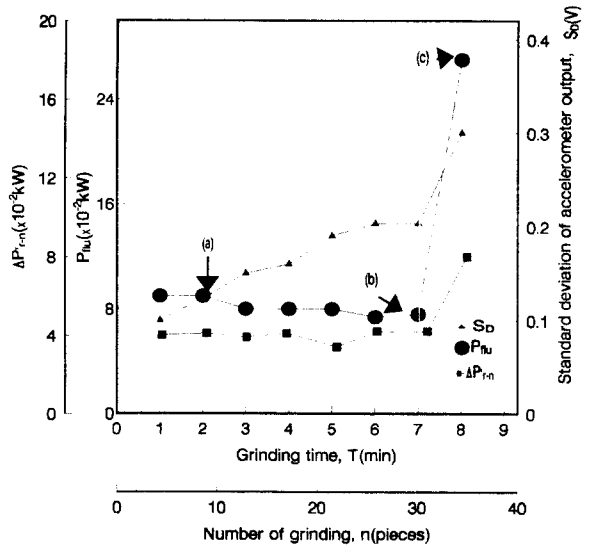


Fig.5 Diagram according to variance of accelerometer signal & power spectrum

3. Neural Network의 구성과 Computer Simulation

3-1. Model의 동정

연삭가공에 Neural Network를 응용하는 목적은 각 파라메타들 사이의 직접적인 인과관계가 뚜렷하지 않고 정량화가 어렵기 때문에 애매한 성질을 갖는 정보를 효과적으로 처리하기 위한 것으로, 지식이 규칙의 형태로 구성되어져 있는 알고리즘과는 달리, Neural Network는 사전 지식이거나 내부 시스템의 동작에 대한 지식이 거의 필요없고 주어진 Sample들로 부터의 학습경험에 바탕을 두고, 새로운 유사 입력패턴들이 주어질 경우에 그 출력패턴을 추정할 수 있도록 자기 조직화(Self-organization)하는 잇점이 있다.

이러한 장점을 이용하기 위해서 Table 1과 같이, 본 연구에서는 4개의 파라메타 T_t , ΔP_r , P_{mu} , ΔP_{r-n}

에 대해서 Small, Middle, Big로 구간을 나누고, 이들 구간값을 각각 1, 2, 3으로 정량화 하였다.

실험조건은 연삭숫돌은 WA60ImV, 공작물은 SUJ2, 연삭숫돌의 주속도(V_g)는 31.6m/s, 공작물의 주속도(V_w)는 0.37m/s, 절입량(h)은 $4\mu\text{m/rev}$ 이며, 초기 드레싱조건은 드레싱깊이(t_d)가 0.03mm, 드레싱시의 피이드(f_d)는 0.05mm/rev로 하였다.

Table 1. Parameter Quantization and Classification Model

	Small(1)	Middle(2)	Big(3)
T_t	16(sec) 이하	17~24(sec)	25(sec)
ΔP_r	-121(W)이하	-120~-10(W)	-9(W)이상
P_{nu}	119(W)이하	120~190(W)	191(W)이상
ΔP_{r-n}	-47(W)이하	-46~-10(W)	11(W)이상

3-2. Neural Network의 구성

본 연구를 위하여 사용한 Neural Network의 구성도는 Fig.6과 같이 입력층의 뉴런(Neuron)의 수는 연삭 동력계로부터 얻어진 Parameter들에 해당하는 4개이고, 5개의 뉴런을 갖는 2개의 중간층이 있고, 출력층에서는 세개의 유니트변수 즉, Normal, Chatter Vibration, Burning의 값을 구하여 이들을 비교하여 최대값을 출력하도록 IV-V-V-III의 형태를 갖는 Neural Network으로 구성하였다. 이들 뉴런을 상호 연결하는 연결강도를 결합하중(Connection Weight)라 하며, 원하는 출력에 근접할 수 있도록 연결강도를 조절하는 과정인 학습(Learning)은 출력층 내의 뉴런에서 하위층 뉴런의 연결강도를 조절하는데 필요한 오차항을 역전파하는 반복적 방법 즉, 역전파 알고리즘(Back-Propagation Algorithm)을 사용하였고, 뉴런

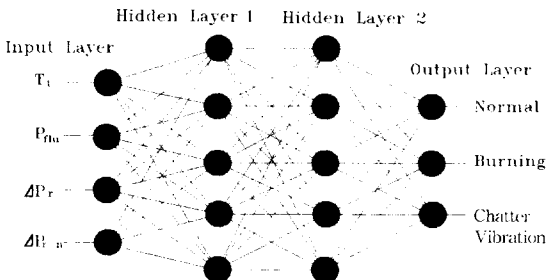


Fig.6 Schematic Diagram of Neural Network

으로 입력되는 연결강도를 조절하여 뉴런의 실제 출력값과 원하는 출력값과의 오차(Error)를 줄이기 위해서 오차의 제곱을 최소화하는 Delta Rule을 사용하였다. 또한 연결강도의 조정에 있어서 국소 최소치(Local Minimum)의 문제를 해결하기 위하여 모멘텀항을 추가 하였고, 각 뉴런을 활성화시키는 전달함수는 시그모이드 함수(Sigmoidal Function)를 선정하여 큰 입력값과 작은 입력값에 대해서도 적절히 반응할 수 있도록 구성하였다.

3-3. Trouble 인식처리를 위한 Data의 Clustering과 Learning

Table 2는 Table 1의 정량화에 기초를 두고, 연삭 동력계로부터 Data를 얻어서 이것을 Neural Network의 학습 데이터로 사용한 예이다.

Table 2. Learning Data of Neural Network

번호	Input Parameters				Desired Outputs		
	T_t	ΔP_r	P_{nu}	ΔP_{r-n}	Normal	Burning	Chatter
1	1	2	1	3	0	①	0
2	1	3	1	3	0	①	0
3	2	1	1	2	①	0	0
4	2	1	1	1	①	0	0
5	2	3	1	1	①	0	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

학습조건은 각 결합하중을 Random한 값으로 초기화하고, 각 뉴런의 오차값이 0.001이하이고, 전체 시스템의 오차가 0.01이하로 되도록 하면서 반복(Iteration)횟수는 5000번으로 제한하여 학습을 완료하였다. 예로써 Table 2의 번호1에서 입력 파라메타의 조합이 T_t 가 Small이고, ΔP_r 이 Middle, P_{nu} 가 Small, ΔP_{r-n} 이 Big인 경우는 Trouble이 생기지 않는 정상 상태이고, 번호7과 같은 경우에는 Burning이, 번호8과 같은 경우는 Chatter Vibration이 생기는 것을 나타내며, 그때의 해당 유니트변수는 ①의 값을 가지고 나머지 변수는 0의 값을 갖도록 구성하였다.

3-4. Computer Simulation

실제 연삭가공에서 일어날 수 있는 입력 파라메타의 조합은 Table 2에서 나타낸 것 보다는 다양하기 때문에 이들을 포함하면서 새로운 형태의 입력 파라메타의 조합(14~25)으로 구성된 Data를 사용하여 학습된 Neural Network을 Computer Simulation한 결과를 Table 3에 표시한다.

Table 3. Implementation Results for the Grinding Trouble-Shooting

번호	Input Parameters				Outputs of Neural Network			Result
	T _r	ΔP _r	P _{no}	ΔP _{r-n}	Normal	Burning	Chatter	
1	1	2	1	3	0.0000	0.9549	0.1723	Burning
2	1	3	1	3	0.0000	0.9186	0.0729	Burning
3	2	1	1	2	0.9572	0.0011	0.0017	Normal
4	2	1	1	1	1.0000	0.0000	0.0000	Normal
5	2	3	1	1	0.9712	0.0000	0.0987	Normal
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	1	2	2	1	0.0007	0.6086	0.0496	Burning
16	1	3	2	1	0.0000	0.1906	0.6594	Chatter
17	1	3	3	1	0.0000	0.9757	0.7737	Burning
18	2	2	2	2	0.0003	0.0025	0.9932	Chatter
19	2	1	3	1	0.7653	0.1683	0.2652	Normal
20	2	2	2	3	0.0000	0.0283	0.9999	Chatter
21	2	2	3	3	0.0000	0.6570	1.0000	Chatter
22	3	1	2	3	0.1748	0.0005	0.7112	Chatter
23	3	1	3	3	0.0014	0.0605	0.9386	Chatter
24	3	1	2	1	1.0000	0.0000	0.8988	Normal
25	3	3	3	3	0.0000	0.0000	1.0000	Chatter

Computer Simulation의 결과를 살펴보면 이미 잘 알려진 입력 파라메타의 조합에 대해서는 당연히 우수한 인식능력을 나타내고, 또 전혀 새로운 입력 패턴들에 대해서도 Neural Network의 장점인 강력한 적응성을 나타냄을 알 수가 있다.

4. 결론

본 연구는 연삭가공중에 발생하는 트러블을 인식·처리하기 위하여 Neural Network을 응용하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 연삭 가공중에 발생하는 연삭동력 변화를 관찰하여 연삭트러블인 Burning과 Chatter Vibration을 인식하는 것이 가능함을 제시하였다.
- (2) 연삭동력과 관련된 4개의 파라메타를 동정하여, (IV-V-V-III)의 Neural Network로 구성하여 실

행한 결과 인식률이 우수하고, 새로운 Pattern에 대해서도 강력한 Neural Network 시스템이 되었다.

- (3) Neural Network 감시 시스템을 이용한 연삭공정의 실시간제어 시스템의 가능성을 제안하였다.

< 참고 문헌 >

1. D. Dornfeld, and He Gao Cai, "An Investigation of Grinding and Wheel Loading Using Acoustic Emission," ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 106, Feb. 1984, p. 28
2. K. Srinivasan, "Application of the Regeneration Spectrum Method to Wheel Regenerative Chatter in Grinding," ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 104, Feb. 1982, p.46
3. F. Hasimoto, "Growing Mechanism of Chatter Vibration in Grinding Processes and Chatter Stabilization Index of Grinding Wheel," Annals of the CIRP, Vol. 33, 1984, p. 259
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, August, 1991, p. 297
5. T. Ei-Wardani, M. M. Sadek, and M. A. Younis, "Teoretical Analysis of Grinding Chatter", ASME Journal of Engineering for Industry, Vol. 109, November, 1987, p. 314
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, 1974, 6, p. 39
7. 河村末久, "研削焼けの基礎的研究", 日本精密工學會, 1981, 9, p. 106
8. 松原十三生, 水本洋, "フランチ研削の被削材再生びり振動に關する實驗的解析", 日本精密工學會, 1985, 12, p. 134
9. Richard P. Lippmann, "An Introduction to Computing with Neural Nets", IEEE ASSP Magazine, April, 1987, p. 4
10. 竹中規雄, "研削加工のトラフルと對策", 誠文堂新光社, 1972, 10, p. 107
11. 星鐵太郎, "機械加工ひびり現象", 工業調査會, 1977, 5, pp. 9