

본 연구는 96년도 교육부 학술연구조성비(기계공학분야)에 의한 연구비(과제번호 ME96-E-12) 지원하에 수행되었으며, 이에 감사 드립니다.

신경회로망을 이용한 연삭가공의 트러블 인식(III) - 최적 연삭가공 조건의 설정 -

곽재섭*, 송지복**

The Recognition of Grinding Troubles Utilizing the Neural Network(III) - Establishment of Optimal Grinding Conditions -

Jae-Seob Kwak*, Ji-Bok Song**

ABSTRACT

Lacking for the skilled grinding operator possessed of the experiential knowledges in machine shop, there is the just requirement which includes the establishment of the optimal grinding conditions. Accordingly, we attempt to develop the selection system of optimal grinding conditions such as workpiece velocity, depth of cut and wheel velocity and to add the trouble shooting system by means of the neural network. Those systems are robust to the each machine error and environmental unstable state. In addition, we produce the learning process that is progressed with additional data modified by skilled operators, and excluding is advanced to similarity of input data.

Key Words : Optimal grinding conditions(최적 연삭가공 조건), Neural network(신경회로망), Learning process(학습과정), Data similarity(데이터 유사도)

1. 서론

연삭가공에 의해 우수한 가공표면을 얻을수 있으나 과학적이고 정량적인 지식이 부족하여 대부분의 작업이 숙련공의 경험에 의존하고 있다. 이것은 연삭공정이 많은 가공변수와 연관되어 있고 그 각각의 변수 상호관계가 정량적으로 명확히 규명되어 있지 않아 올바른 연삭가공 조건을 설정하기란 쉽지않기 때문이다.

특히 근년에 이르러 최적의 연삭가공 조건을 설정하기 위한 연구가 활발히 이루어지고 있으며, 그 중에서도 지식 공학적 기법을 활용한 전문가 시스템(Expert System)이 주목을 받고 있다.^(1,2,3,4) 그러나 전문가 시스템은 많은 데이터를 가지고 있음에도 불구하고 기계의 상태나 환경적인 요인 등으로 원하는 결과를 얻지 못하는 경우가 많다.

따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 보완하기위해

* 부산대학교 정밀기계공학과 대학원
** 부산대학교 정밀기계공학과

초보자가 연삭가공을 할 때를 가정하여, 먼저 전문가의 정량적 지식과 숙련공의 정성적 지식 그리고 연삭숫돌 제작 메이카로부터 조사된 자료에 기초하여 기준 연삭가공 조건(Reference Grinding Conditions)을 구하고, 이것을 신경회로망의 출력값으로 보정을 하여 이차 연삭가공 조건을 설정하였다. 만일 이차 연삭가공 조건으로 원하는 결과를 얻지 못하였을 때 연삭가공 전문가에 의해서 가공 조건을 수정, 최적화를 기하였다. 수정된 최적 연삭가공 조건은 신경회로망의 학습 데이터 베이스에 저장된 자료와 유사도를 비교하여 추가하고, 새롭게 학습을 시킴으로써 최종적으로 신경회로망에 의해서 최적의 가공조건 선정과 트러블 슈팅(Trouble Shooting) 시스템 구축을 목표로 하였다.

2. 기준 연삭가공 조건의 선정

본 연구에서는 다음과 같은 입력조건에 대하여 기준 연삭가공 조건을 선정하는 시스템을 구축하였다.

- (1) 연삭방식 : 원통연삭, 내면연삭, 평면연삭
- (2) 공작물의 종류 : 연강, 담금질강, 합금강, 공구강, 스테인레스강, 주철
- (3) 연삭기의 추축회전수 : rpm
- (4) 표면거칠기(Ra) 범위 : 0.2~12.0 μ m

먼저 원하는 표면거칠기를 얻어질 수 있는 숫돌의 종류를 선정 한다. 평가항목으로는 연삭가공 전문가와 숫돌제작 메이카에서 앙케이트 조사한 데이터를 참고로 하였다.⁽¹⁾

Table 1 Relationship grain and workpiece material

Workpiece material	Grain			
	A	WA	C	GC
Mild steel	3	2	1	0
Hardened steel	2	3	1	0
Alloy steel	2	3	1	0
Tool steel	1	3	1	2
Stainless steel	2	3	2	2
Cast iron	1	2	3	0

Table 1은 공작물 재료와 숫돌입자의 종류에 대한 상

관계수이고 그 값이 클수록 숫돌입자가 올바르게 선정된 것을 의미한다. 또 Table 2는 가공면의 표면거칠기와 연삭입자의 크기 사이의 적합한 정도를 나타내는 상관계수이다.

본 시스템에서는 입력조건이 주어졌을 때 Table 1, 2로부터 얻어진 상관계수들의 합이 4이상인 연삭숫돌의 종류를 출력시켜, 작업현장에서 가지고 있는 숫돌의 종류

Table 2 Relationship between grain size and surface roughness

Surface roughness μ m	Grain size				
	Below 24	25~45	46~70	71~120	Over 121
0.2~ 0.8	0	1	3	3	2
0.8~ 1.5	0	2	3	3	2
1.5~ 3.0	1	2	3	2	1
3.0~ 6.0	1	3	3	2	1
6.0~12.0	2	3	3	1	1

와 직경으로부터 연삭가공 조건인 숫돌의 원주속도와 절입량 그리고 공작물의 속도를 선정하였다. 일반적으로 널리 쓰이고 있는 범용연삭기에서는 연삭기의 추축회전수는 고정되어 있기 때문에 원하는 입력조건을 만족하도록 하기 위해서, 연삭기의 원주속도에 대한 공작물의 속도비를 Table 3에 나타내었다. 여기서 원통연삭인 경우는 숫돌의 원주속도에 대한 공작물의 원주속도 비, 평면연삭인 경우는 테이블의 이송속도 비이다. 또한 Table 4는 각 재료의 거친연삭과 다듬질 연삭에 대한 절입량을 나타낸 것으로 평면연삭인 경우는 절입깊이(μ m), 원통연삭과 내면연삭에서는 절입속도(m/min)를 나타낸다.

주어진 입력조건과 Table 3, 4에 기초하여 공작물 속도와 절입량을 계산하여 기준 연삭가공 조건(Reference Grinding Conditions)을 선정한다. 그러나 이러한 기준 연삭가공 조건으로는 실제 가공에서 원하는 요구조건을 만족하지 못하는 경우가 대부분이므로 구해진 기준 연삭가공 조건을 신경회로망에서 얻어진 출력값으로 보정하도록 하였다.

3. 신경회로망의 적용

3.1 기본개요와 오차함수

Table 3 Workpiece velocity ratio with respect to wheel velocity

Workpiece material	Grinding method					
	External grinding		Internal grinding		Surface grinding	
	Rough	Finish	Rough	Finish	Rough	Finish
Mild steel	1/25-1/30	1/170-1/200	1/70-1/80	1/100	1/50-1/60	1/170-1/200
Hardened steel	1/50-1/60	1/170-1/200	1/100	1/170-1/200	1/50-1/60	1/450-1/500
Alloy steel	1/50-1/60	1/170-1/200	1/100	1/170-1/200	1/50-1/60	1/450-1/500
Tool steel	1/50-1/60	1/170-1/200	1/100	1/500	1/50	1/500
Stainless steel	1/50-1/60	1/170-1/200	1/100	1/300	1/50	1/300
Cast iron	1/50-1/60	1/100	1/70-1/80	1/100	1/50	1/100

본 연구에서 신경회로망의 구성은 입력층, 중간층, 출력층의 3층구조로 각각 4-12-3의 뉴런(Neuron)을 갖게 하였다. 입력층에서의 입력변수는 연삭방식, 공작물 종류, 사용할 연삭기의 주축회전수, 그리고 요구하는 표면거칠기(Ra)로 구성되어 있고, 출력층에서는 스피들의 주 속도, 공작물의 속도, 절입량을 차례로 출력 하도록 하였다.

Table 4 Depth of cut and infeed ratio with respect to surface roughness

Workpiece material	Grinding method					
	External grinding		Internal grinding		Surface grinding	
	Rough	Finish	Rough	Finish	Rough	Finish
Mild steel	20	5	30	5	15	7
Hardened steel	40	7	30	7	10	5
Alloy steel	40	10	20	10	15	5
Tool steel	20	5	15	5	20	10
Stainless steel	20	5	15	4	20	10
Cast iron	30	10	20	10	20	10

학습시에 사용된 오차 역전파법의 연결강도(Weight) 변화식⁽⁶⁾은 식(1), (2), (3)과 같다. 여기서 $W_{ji}(t)$ 는 중간층 i 번째 뉴런에서 출력층의 j 번째

$$W_{ji}(t+1) = W_{ji}(t) + \Delta W_{ji}(t+1) \quad (1)$$

$$\Delta W_{ji}(t+1) = \eta \cdot \delta_j \cdot o_i + \alpha \cdot \Delta W_{ji}(t) \quad (2)$$

$$\delta_j = (d_j - o_j) \cdot f_j' \left(\sum_i W_{ji} \cdot o_i \right) \quad (3)$$

뉴런으로의 연결강도, $\Delta W_{ji}(t)$ 는 그 연결강도의 변화량, t 는 학습회수이다. o_i 와 o_j 는 중간층 i 번째 뉴런의 출력값과 출력층의 j 번째 뉴런의 출력값, d_j 는 출력층의 j 번째 뉴런의 교시(감독) 데이터(Supervised Data), $f_j'(\)$ 는 중간층 j 번째 뉴런의 시그모이드 전달함수의 미분치, η 와 α 는 각각 학습계수와 모멘트계수이다. 신경회로망의 학습에서 학습데이터의 신뢰도 뿐만아니라, 학습 데이터의 양과 모멘트계수, 학습 계수, 그리고 중간층의 개수에 따라서 오차의 수렴특성이 달라지므로 본 시스템에서는 학습 데이터의 개수는 20개, 모멘트 계수는 0.9로, 학습계수와 중간층 뉴런의 개수는 시행오차법에 의해 결정 하였다. 또 학습의 평가방법은 식(4)에 나타난 것처럼 델타법에 의한 오차(Error)를 이용하여 평가하였다.

$$Error_j = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^n (d_{pj} - o_{pj})^2}{n}} \quad (4)$$

여기서 n 은 학습 데이터의 개수를 나타낸다.

3.2 학습계수와 중간층 뉴런

신경회로망의 학습에 있어서 학습계수는 연결강도의 변화에 직접적인 영향을 미칠 뿐만아니라 학습계수를 잘못

신정하면 오차가 국소 최소치(Local Minima)에 빠져서 오차가 줄어들지 않는 경우가 생길수 있다.^(6,7,8) 따라서 중간층의 개수와 각 층에서의 뉴런의 수가 신경회로망의 오차에 어떠한 영향을 미치는지 연삭가공 조건의 선정 시스템을 통하여 확인할 필요가 있으며 Fig. 1과 Fig. 2는 그 결과를 도시한 것이다.

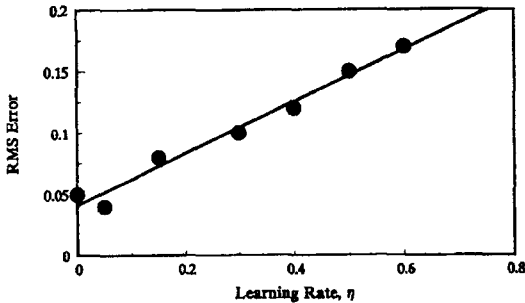


Fig. 1 Learning results in accordance with learning rate

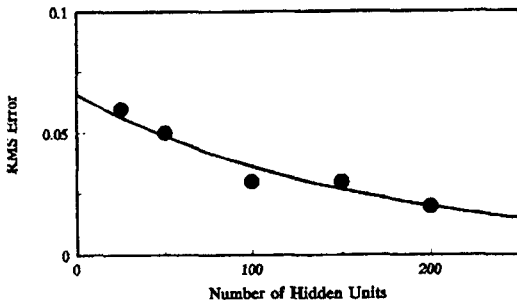


Fig. 2 Relationship between RMS errors and number of hidden units

그림에서 학습계수(η)가 증가함에 따라서 출력층에서의 오차가 커지기 때문에 (Fig. 1), 이를 감소시키기 위해서는 중간층 뉴런의 개수를 증가시켜야 한다 (Fig. 2). 그러나 중간층 뉴런의 개수를 너무 많이 하게되면 학습을 하는데 소요되는 시간이 많아지므로 본 시스템에서는 학습계수는 0.4, 중간층 뉴런의 개수는 12개로 하였다. 또 입력변수로는 연삭방식, 공작물 재료의 종류, 연삭기 주축의 rpm, 그리고 연고자하는 표면 거칠기(Ra)를 차례로 입력하고 원하는 출력값은 스톨의 속도와 절입량 그리고 공작물의 속도를 정량화된 값으로 정의하여 학습 데이터 파일을 완성하였으며 학습에서 학습 데이터는 연삭가공 데이터 복의 자료를 참고로 하여 20개로 하였다. 이렇게 구축한 신경회로망에 의한 최적 연삭가공 조건 선정

시스템의 반복회수에 따른 출력층에서 학습오차의 변화를 Fig. 3에 나타내었다. 반복회수가 증가함에 따라서 학습오차가 급격히 감소하여 학습이 잘 수행되었음을 알 수 있다.

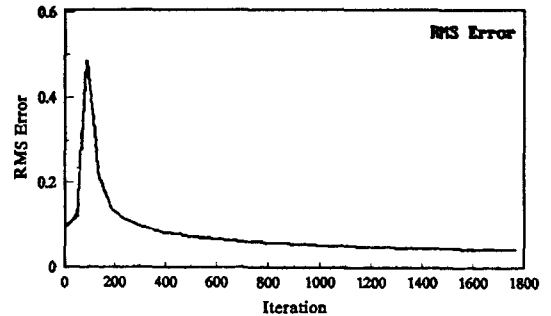


Fig. 3 Error convergence process with accordance to iterations

3.3 학습 데이터의 삭제와 추가

학습된 신경회로망에서 구한 가공조건은 환경과 각 기계마다의 차이는 고려하지 않고 구해진 것이며, 사용자가 요구하는 모든 구속조건에 대하여 학습을 할 수가 없기 때문에 작업현장에서 최적의 연삭가공 조건이라고 할수 없다. 따라서 환경의 변화와 기계적인 요인을 고려하여 실제 작업현장의 상황에 맞게 수정해 줄 필요가 있다. 수정된 가공조건은 다음에 동일한 구속조건이나 비슷한 구속조건이 주어졌을 때에는 올바른 가공조건을 제시할수 있도록 신경회로망의 데이터 베이스에 추가 되어야 한다. 본 시스템에서는 구속조건에 대하여 각 작업현장에서 새롭게 수정된 가공조건을 채용할수 있도록 하였다.

그러나 컴퓨터 상의 한정된 메모리 때문에 수정된 가공조건 모두를 신경회로망의 데이터 베이스에 추가하는 것은 곤란하다. 따라서 수정된 가공조건을 추가하기 위해서는 기존의 데이터를 삭제해야만 한다.

삭제할 데이터를 선정함에 있어서 입력되는 변수들간의 유사도(Similarity)를 확인하여 가장 비슷한 데이터를 삭제하도록 하였다. 이때 유사도(S_p)는 식(5)와 같이 입력 벡터(Vector) 간의 거리로 정의하였다. 추가된 데이터를 이용하여 신경회로망을 다시 학습시킨다.

$$S_p = \left\| I_p^{old} - I_p^{new} \right\| \quad (5)$$

이러한 과정을 나타낸 것이 Fig. 4이다.

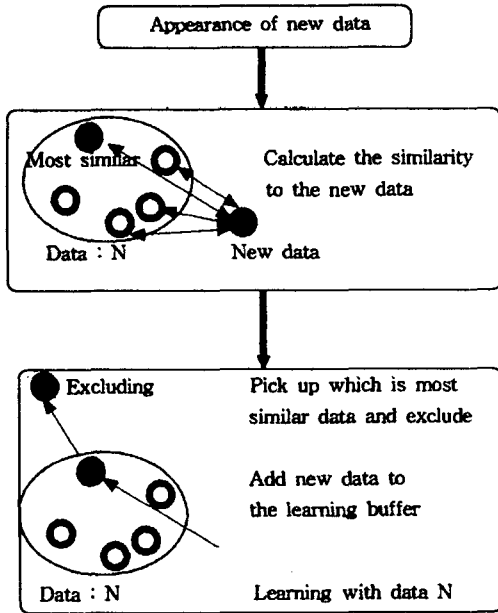


Fig. 4 Schematic diagram of learning procedure by appearance of new data

3.4 연삭 트러블과 그 대책

연삭가공 중에 발생하는 트러블에는 다양한 것이 있으나, 본 연구에서 구축한 시스템에는 3종류의 트러블과 그 대책을 출력하는 프로그램을 추가 하였다. 대책을 출력할 때 우선 순위는 숙련공이 일반적으로 실시하는 순서를 따랐으며 그 내용은 다음과 같다.

- (1) 눈매움과 연삭버닝(Burning)
 - 대책 : 공작물 주속도를 높인다.
 - 숫들의 절입량을 줄인다.
 - 드레싱을 하되 드레사의 이송을 빠르게 한다.
- (2) 눈빠짐(Breaking)
 - 대책 : 공작물 주속도를 낮춘다.
 - 숫들의 절입량을 크게한다.
 - 드레싱을 하되 드레사의 이송을 느리게 한다.
- (3) 채터진동(Chatter Vibration)
 - 대책 : 공작물 주속도를 약간 높이거나 낮춘다.
 - 드레싱을 하되 드레사의 이송을 느리게 한다.

4. 최적 연삭조건 설정을 위한 알고리즘

위와 같은 일련의 과정을 거쳐 구축한 연삭조건 설정을 위한 알고리즘(Algorithm)의 흐름도는 Fig. 5와 같다.

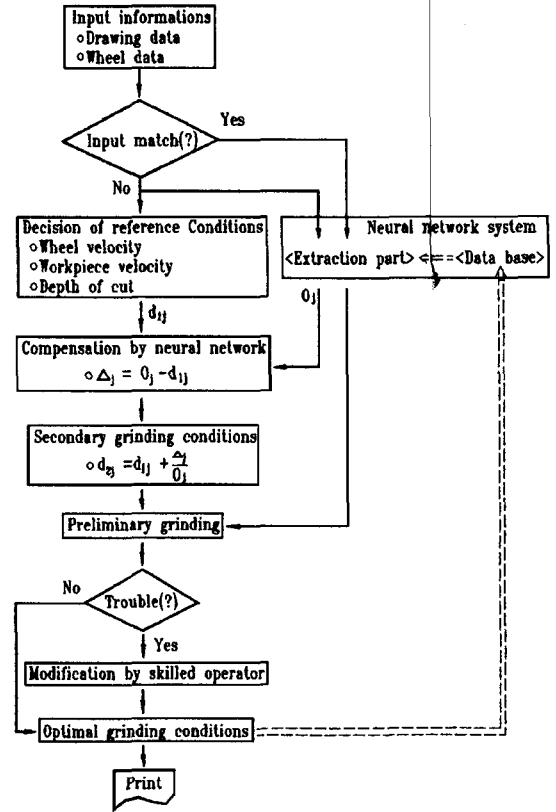


Fig. 5 Selection procedure of grinding conditions by the neural network.

5. 시스템의 평가

구축된 시스템의 신뢰성을 평가하기 위해 실제 작업현장에서 가공되는 제품을 선정, 최적의 연삭가공 조건을 추출한 결과는 다음과 같다.

(과제 I)

SM45C인 공작물을 평면연삭 가공하여 표면거칠기 값이 0.2 μ m인 제품을 얻고자 할 때 최적의 연삭가공 조건을 설정하는 과제로 작업환경은 기존의 평면연삭기로 보 관중인 숫들을 활용하도록 하였다.

▶) 입력 조건

1. 연삭방식 : 평면연삭
2. 공작물 재질 : SM45C (Mild Steel)
3. 주축 rpm : 1790

4. 원하는 표면거칠기 : Ra 0.2 μ m

▶> 슷들의 선정

1. 슷들의 선정 : A46 이상, WA46~120
2. 사용할 슷들 종류 : WA100K7V, 직경 220mm

▶> 기준 가공조건(Oj) 설정

- a. 슷들의 주속도 : 1237m/min
- b. 공작물 속도 : 6.2m/min
- c. 절입량 : 7.0 μ m

▶> 신경회로망에 의한 가공조건(dj)

- a. 슷들의 주속도 : 1237m/min
- b. 공작물 속도 : 4.8m/min
- c. 절입량 : 5.4 μ m

▶> 보정치(Oj-dj)

- a. 슷들의 주속도 보정치 : 0
- b. 공작물 속도 보정치 : 1.4m/min
- c. 절입량 보정치 : 2.6 μ m

▶> 이차 연삭가공 조건(dj+(Oj-dj)/Oj)

- a. 슷들의 주속도 : 1237m/min
- b. 공작물 속도 : 5.0m/min
- c. 절입량 : 5.8 μ m

▶> 결과 및 평가

구해진 연삭가공 조건으로 가공된 공작물의 표면거칠기를 나타낸 것이 Fig. 6이며, 선정된 연삭가공 조건으로 요구하는 표면거칠기 값 Ra 0.2 μ m 이하를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

(과제 II)

동일한 방법으로 담금질 강을 평면연삭 가공하여 표면거칠기 값이 0.5 μ m인 가공품을 얻고자 할 때 최적 연삭가공 조건을 선정하였다.

▶> 입력 조건

1. 연삭방식 : 평면연삭
2. 공작물 재질 : Hardened Steel
3. 주축 rpm : 1790
4. 원하는 표면거칠기 : Ra 0.5 μ m

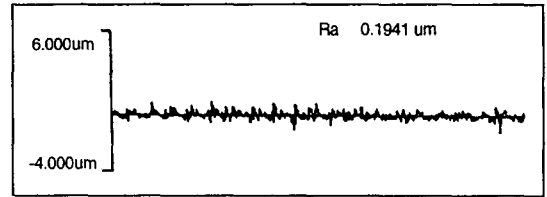


Fig. 6 Surface roughness of workpiece (Good)

▶> 슷들의 선정

1. 슷들의 선정 : A46~120, WA46 이상
2. 사용할 슷들 종류 : WA60K7V, 직경 200mm

▶> 기준 가공조건 설정

- a. 슷들의 주속도 : 1125m/min
- b. 공작물 속도 : 2.3m/min
- c. 절입량 : 5.0 μ m

▶> 신경회로망에 의한 가공조건

- a. 슷들의 주속도 : 1125m/min
- b. 공작물 속도 : 4.2m/min
- c. 절입량 : 7.4 μ m

▶> 보정치

- a. 슷들의 주속도 보정치 : 0
- b. 공작물 속도 보정치 : -1.9m/min
- c. 절입량 보정치 : -2.4 μ m

▶> 이차 연삭가공 조건

- a. 슷들의 주속도 : 1125m/min
- b. 공작물 속도 : 3.6m/min
- c. 절입량 : 6.9 μ m

▶> 결과 및 평가

구해진 연삭가공 조건으로 가공된 공작물의 표면거칠기를 나타낸 것이 Fig. 7이다.

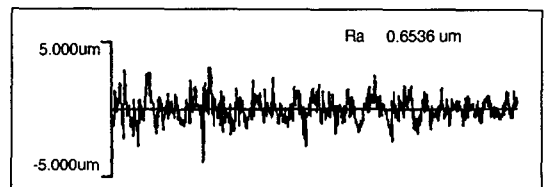


Fig. 7 Surface roughness of workpiece (Fail)

측정된 표면거칠기는 0.653 μm 로 나타났다. 따라서 이러한 조건으로는 원하는 표면거칠기 0.5 μm 를 얻을 수 없기 때문에 신경회로망에서 선정된 연삭가공 조건은 현장의 숙련공에 의해서 수정이 필요하다.

▶ 수정된 가공조건

연삭가공 전문가의 도움으로 수정된 가공조건은 다음과 같다.

1. 슷들의 주속도 : 1125m/min
2. 공작물 속도 : 2.4m/min
3. 절입량 : 3.8 μm

▶ 실행결과

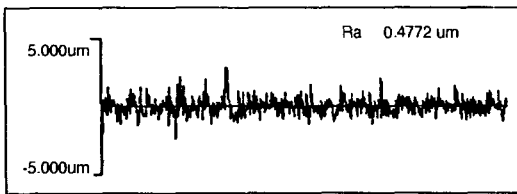


Fig. 8 Surface roughness of workpiece (Good)

수정된 가공조건으로 가공을 한 결과는 Fig. 8과 같으며 표면거칠기 값이 0.477 μm 이므로 원하는 조건을 만족함을 알 수가 있다.

▶ 연삭 트러블의 발생

최적인 연삭가공 조건이 선정되어도 연삭가공이 진행됨에 따라서 초기의 설정값과는 상관없이 연삭트러블이 발생한다. 이때에는 연삭 트러블의 종류를 입력하면 트러블 슈팅 시스템에 의해 그 대책이 출력된다. 본 연구에서는 수정된 연삭가공 조건으로 반복가공을 행한 결과 32번째의 공작물을 가공할 때부터 채터 진동(Chatter vibration)이 나타났고 표면거칠기가 급격히 나빠졌다. Fig. 9 그때의 표면상태이고 Fig. 10은 표면거칠기를 나타낸 것이다.

▶ 트러블 슈팅

본 시스템에 첨가된 트러블 슈팅 시스템에 트러블의 종류를 채터 진동으로 입력하면 공작물의 이송속도와 드레싱 방법이 출력되며 이때 이송속도를 80%로 낮춘 1.9m/min으로 수정 가공한 표면 거칠기는 Fig. 11과 같으며 원하는 표면거칠기 Ra 0.5 μm 를 만족한다.

Grinding direction →

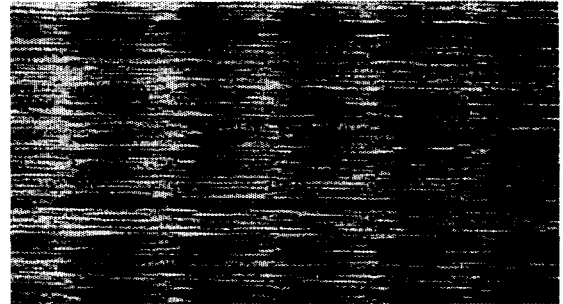


Fig. 9 Chatter vibration of workpiece surface

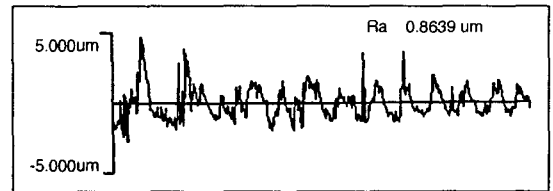


Fig. 10 Surface roughness of workpiece (Fail)

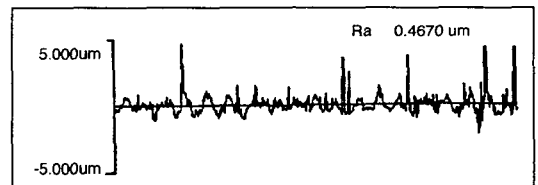


Fig. 11 Surface roughness of workpiece (Good)

6. 결 론

본 연구에서는 신경회로망을 이용하여 최적 연삭가공 조건을 선정하고 트러블 대책을 사용자에게 알려주는 시스템을 구축하였다.

(1) 구축된 신경회로망에서 구해진 연삭가공 조건으로 제품가공을 행한 결과 그 적응성이 유효함을 확인할 수 있었다.

(2) 기계적 오차나 환경적인 요인에 의해 선정된 연삭가공 조건이 원하는 결과를 얻지 못할 때 현장 숙련공에 의해 수정, 학습시킴으로서 차후의 연삭가공 조건을 선정할 때 적절한 활용이 가능하였다.

(3) 가공중에 이상이 발생하면 첨가된 트러블 슈팅시스템에 의해 가공조건을 수정하여 그 실효성을 입증하였다.

참 고 문 헌

1. Kazunori Nagasaka, Yoshihiro Kita, and Akihiro Tanibayashi, "The Construction of Expert System for Grinding Process", Journal of JSPE, Vol. 57. No. 7, pp. 141~146, 1991.
2. Gunhoi Kim and Inasaki, "Establishment of Optimun Grinding Conditions Utilizing the Fuzzy Regression Model", Journal of JSME, Vol. 59. No. 566, pp. 280~286, 1992.
3. Gunhoi Kim and Inasaki, "Development of Expert System for Grinding Operations", The international Conference on manufacturing Systems and Environment, japan, 1990.
4. Yoneda and Kakazu, "On Learning Method When Lacking a Portion of Learning Data and Heterogeneous Data", Journal of JSPE, Vol. 58. No. 7, pp. 129~134, 1992.
5. Yoneda, Yamanaka and Kakazu, "Optimization of Grinding Conditions Using Neural Networks", JSPE, Vol.58. No.10, pp.85~90, 1992.
6. Matumori, Yoshizawa and Sugiyama, "Decision on Five Factors of Wheel Using Fuzzy Rule Based Technology", Journal of JSPE, Vol. 59. No. 8, pp. 53~58, 1993.
7. Nakajima, Tsukamoto, Murakami and Yasuda, "Neuro & Fuzzy In-process Control Grinding Techniques", Journal of JSPE, Vol. 59. No. 8, pp. 103~108, 1993.
8. Tetsuya Suto, J.K. Lee and E.S. Lee, "A Simulation System for the Establishment of Grinding Operation Standards", Journal of JSPE, Vol. 54. No. 12, pp. 81~86, 1988.