

# 신경망을 이용한 유연성 디스크 연삭가공공정 인자 예측에 관한 연구

유송민\*

(논문접수일 2008. 9. 18, 심사완료일 2008. 10. 4)

## A Study on the Flexible Disk Grinding Process Parameter Prediction Using Neural Network

Song Min Yoo\*

### Abstract

In order to clarify detailed mechanism of the flexible disk grinding system, workpiece length was introduced and its performance was evaluated. Flat zone ratio increased as the workpiece length increased. Increasing wheel speed and depth of cut also enhanced process performance by producing larger flat zone ratio. Neural network system was successfully applied to predict minimum depth of engagement and flat zone ratio. An additional input parameter as workpiece length to the neural network system enhanced the prediction performance by reducing error rate. By rearranging the input combinations to the network, the workpiece length was precisely predicted with the prediction error rate lower than 2.8% depending on the network structure.

**Key Words** : Flexible disk grinding(유연성디스크연삭가공), Process parameter(공정인자), Neural network(신경망)

## 1. 서론

산업기술의 발달과 함께 제품의 품질을 개선하기 위한 공정인 디버링(Deburring)에 대한 다양한 수요제기는 공구기술의 다양화를 초래하였다. 이러한 공구 중 현재 한국산업표준규격 KS L 6498에 나타난 연마디스크를 사용하여 작업하는 유연성디스크 연삭가공은 자동차, 조선 및 철강산업 부

문에서 중간다듬질 및 마무리 가공용으로 다양하게 적용되고 있으나 이를 사용하는 가공공정에 대한 이해는 부족한 실정이다. MIT를 중심으로 시작되고 CSDL(Charles Stark Draper Laboratory)에서 가공용 로봇에 장착된 연마기를 개발하였고 이후 다양한 모델을 통한 해석을 시도하였다<sup>(1)</sup>. 연삭숫돌 모델<sup>(2-4)</sup>을 기반으로 하는 일반 연삭가공기와 달리 연삭입자가 부착된 유연성디스크와 공작물사이에 상호작용으로 인한

\* 경희대학교 테크노공학대학 기계공학과 (smyoo@khu.ac.kr)  
주소: 449-701 경기도 용인시 기흥구 서천동 1

변형을 동력학적으로 해석하는 모델이 개발되었다<sup>(5-8)</sup>. 이러한 모델에 추가적인 디스크의 변형중심이 적용되어 실가공 결과에 근접한 제품품질구현이 가능하게 되었다. 가공물과 공구간의 기하학적인 구도에 따른 가공공정의 구분단계가 정의로 비평면 가공물에 대한 해석이 가능하였다. 또한 비평면 가공현상에 대한 개선책으로 가공공정의 변화에 따른 평면에 가까운 가공물 형상이 구현되었다. 평면구간에 대한 구체적인 해석을 위하여 절삭속도, 이송속도 및 절삭깊이의 가공조건이 평면구간길이와 공작물길이의 비율, 최저절입값과 절삭깊이비 등 무차원변수 및 특징인자에 미치는 영향을 분석하였으나 가공면의 품질과 가공조건과의 연계관계를 파악하기 위한 구체적인 시도가 결여되었다<sup>(9)</sup>. 이러한 문제에 대한 해결책으로 비선형모델링분야에 적합한 신경망시스템을 적용하고자 한다. 가공분야에 사용된 사례로서, 역방향모델링을 이용한 기하학적인 해석법을 병렬기구에 적용하여 바람직하지 않은 출력이 매니퓰레이터에 미치는 영향을 최소화시키도록 한 것과 칩브레이크분석을 통한 가공공정분석을 한 것들이 있다<sup>(10,11)</sup>.

본 연구에서는 기존에 개발된 모델 및 신경망시스템 기법을 기반으로 유연성 디스크 연삭작업 공정의 정확한 이해를 위하여 가공물의 결과를 판정하는 추가적인 인자를 파악하고 이들의 특성을 분석하며 신경망 시스템을 활용하여 가공물의 정확한 품질을 예측할 수 있는 인자들과의 관계를 규명하고자 한다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 모델링

공구와 공작물사이의 기하학적인 구도의 변화에 따라 진행되는 유연성디스크 연삭가공의 모델은 용접비드와 가공잔

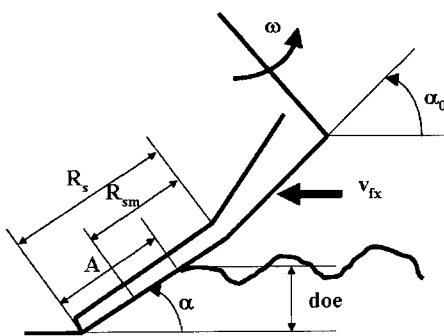


Fig. 1 Process schematics

류물인 버어와 같이 피질사부의 폭이 작은 경우에 대하여 충분이 해석이 가능한 2차원 모델로 제시되었다. 공정핵심 변수인 디스크경사각의 변화율과 공정인자간에 비선형적인 모델로 다음과 같이 정의된다(Fig. 1)<sup>(7)</sup>.

$$\dot{\alpha} = -\frac{v_{fx} \sin \alpha}{R_{sm}} + \frac{1}{area R_{sm}} [k_1 \omega \mu K_s (\alpha_0 - \alpha) \frac{R_s}{R_{sm}} - k_2] \quad (1)$$

식 (1)에서 *area*는 (접촉길이×공작물폭)  $A \times b$ 이며  $R_{sm}$ 과 같이 기하학적인 가공 단계에 따라 다르게 정의된다. 가공공정 중 주요변수들로서 디스크면에 작용하는 속도성분인 공작물의 이송속도( $v_{fx}$ ), 디스크와 공작물의 상호작용에 의한 디스크 각속도( $\dot{\alpha}$ ) 및 절삭속도  $w$ 가 있으며 이에 따라 초기절삭깊이( $doe_0$ )에 대응하는 가공중에 나타나는 절입깊이( $doe$ )의 변화로 공작물의 최종형상이 비평면형상으로 결정된다. 가공공정 상수로  $K_s$ ,  $k_1$  및  $k_2$ 가 사용된다<sup>(7)</sup>.

상기공정의 가공단계는 세가지의 연속적인 단계로 정의된다. 즉 디스크와 공작물의 상대적인 위치에 따라 가공작업은 가공면생성 전에 가공작업이 진행되는 초기, 가공작업이 안정적으로 진행되기 시작하는 중기 및 작업종료단계인 말기의 세단계로 구분된다<sup>(7)</sup>.

중기단계에서 정의되는 평면구간은 가공면의 최종형상 중 가장 활용도가 높은 부분으로서 디스크와 공작물간에 상호작용 및 디스크의 변화가 안정화되어 절입깊이의 변화가 없으며 생성되는 면의 형상이 일정하므로 가공물의 품질향상을 위하여 이 구간의 최대한 확보가 중요하다. Fig. 2는 절삭가공면 전구간 형상이다<sup>(9)</sup>.

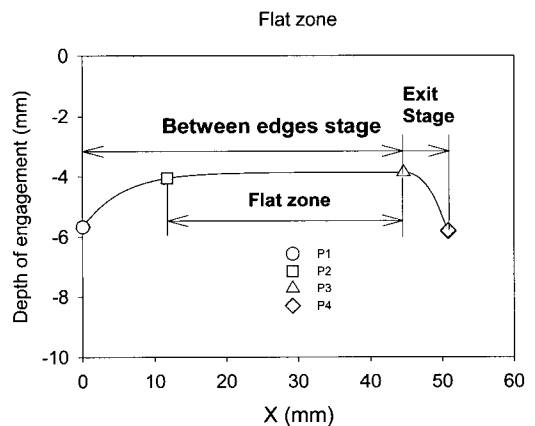


Fig. 2 Flat zone

평면가공구간을 체계적으로 정의하고 가공품질향상에 활용하기 위하여 몇 개의 특징인자가 정의되었다(Fig. 2).  $P_1$ 는 특징점을 나타내고,  $P_{1x}$ 와  $P_{1y}$ 는 대응되는 특징점의 좌표 위치를 나타낸다<sup>(9)</sup>.

- $P_1(P_{1x}, P_{1y})$  : 가공면 시작점(중기단계 시작점)
- $P_2(P_{2x}, P_{2y})$  : 평면구간 진입지점
- $P_3(P_{3x}, P_{3y})$  : 평면구간 종료지점(중기단계 종료점)
- $P_4(P_{4x}, P_{4y})$  : 작업종료점
- $doe_{min}$  : 최소 절입깊이로  $P_3$  부근에 위치함

$P_1$ 은 공작물의 좌측면선상에 있으며 편의상 직사각형 공작물의 경우 좌측상부 모서리점을 xy 좌표축에서 원점으로 한다. Fig. 2에서와 같이 평면구간의 길이  $L_{fl}$ 는  $P_2$ 와  $P_3$ 사이의 거리로 나타내며 평면구간에서는 y축 성분의 변화가 없으므로 x축 성분의 차이값으로 대체할 수 있다. 평면구간으로 정의될 수 있는 구간에서 디스크는 공작물과 평행을 이루고 있으나 디스크각은 미세하게 변화하여 절입깊이변화를 초래하고 있으므로 평면구간의 시작점으로 정의되는  $P_2$ 는 최소절입깊이를 기준으로 주어진 공차  $\epsilon$  내에 절입깊이가 들어오기 시작하는 지점으로 정의되었다<sup>(9)</sup>. 즉

$$|P_{2y} - doe_{min}| \leq \epsilon \quad (2)$$

주요 특징인자에 대하여 다음과 같은 무차원 변수가 정의되었다.

$$R_{fl} = L_{fl} / W \approx (P_{3x} - P_{2x}) / L$$

$$R_{dm} = doe_{min} / doc_0 \quad \text{for } j = 1, 2, 3, 4 \quad (3)$$

단  $L$ 은 공작물의 길이이다.  $R_{fl}$ 은 평면구간길이와 공작물 길이의 비(평면구간비)이며,  $R_{dm}$ 은 가공결과 중 평면구간에서 관찰되는 최저절입값과 절삭깊이와의 비로서 가공성과 관련된 인자이다.

### 2.2 신경망

여러 분야에서 자료의 분류, 판별 및 예측에 활용되는 신경망시스템은 그 활용 분야를 넓혀가고 있다. 인간의 정보전달체계를 모방하여 구축한 신경망시스템 중 판별된 결과를 토대로 학습을 시키는 감독학습이 널리 활용되고 있으며 본 연구에서는 신경망시스템의 결과물과 제시된 결과와의 오차를 역방향으로 전파시켜 신경망 시스템 내부의 인자를 수정하는 오류역전파알고리즘을 채택하였다<sup>(12)</sup>.

신경망시스템 프로그램은 Matlab사의 신경망(Neural network) 모듈을 이용하였다.

## 3. 결과 및 고찰

### 3.1 가공특성

기존 연구에서는 가공조건 중 이송속도, 절삭깊이 및 절삭 속도에 대하여 가공특성을 분석하였으나 본 연구에서는 현장에서 가공작업에 영향을 미칠 수 있는 인자인 공작물의 제원 중 공작물길이  $L$ 을 선정하여 추가적으로 적용 분석하였다<sup>(9)</sup>. 특성분석에 사용된 가공인자와 범위, 조합수는 Table 1과 같으며 유연성디스크 연삭시스템 모델링을 위한 시스템 상수는 기존의 연구결과를 참조하였다<sup>(7)</sup>.

공작물길이변화에 대하여 평면구간비  $R_{fl}$ 의 성향이 분석되었다. 이송속도 증가에 따라 평면구간비는 꾸준히 증가하는 것으로 나타났으며 이는 절삭깊이변화의 경우에도 유사하게 나타났다(Figs. 3, 4). 절삭깊이 변화에 대한 평면구간비의 변화간격은 이송속도의 경우보다 일정하게 나타났다(Fig. 4).

Table 1 Process condition range

Parameter	$w$ (rpm)	$v_{fx}$ (mm/sec)	$doc_0$ (mm)	L (mm)
Range	Min	1000.0	2.0	50.0
	Max	3000.0	6.0	100.0
Increment	200.0	1.0	1.0	10.0
Variations	11	5	11	6

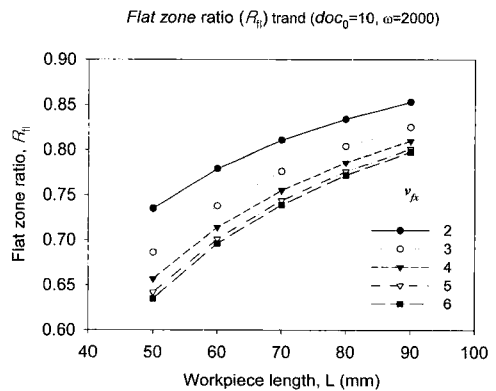


Fig. 3  $R_{fl}$  trend for various  $v_{fx}$

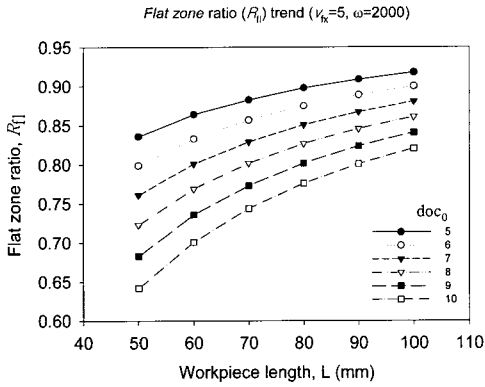


Fig. 4  $R_{fL}$  trend for various  $doc_0$

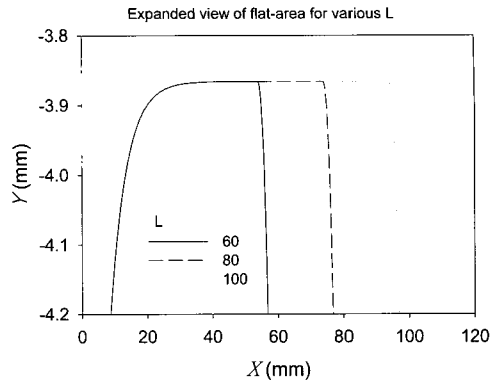


Fig. 7 Flat length trend for various  $L$

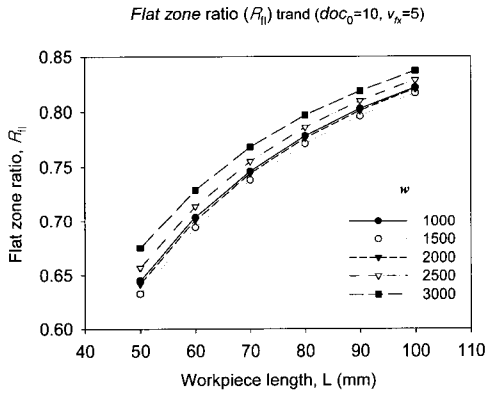


Fig. 5  $R_{fL}$  trend for various  $w$

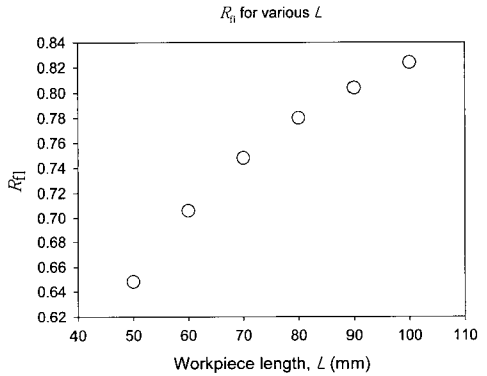


Fig. 8  $R_{fL}$  trend for various  $L$

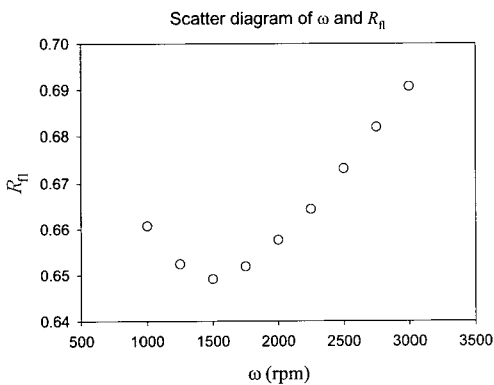


Fig. 6  $R_{fL}$  for various  $w$

절삭속도증가에 따른 평면구간비의 변화경향은 Fig. 5에서와 같이 감소 후 증가를 나타낸다. 이송속도 및 절삭깊이에 대한 변화경향과 다르게 나타나고 있는데 이는 Fig. 5에

서 공작물길이를 50mm로 고정시키고 절삭속도를 변화시켜 분석한 결과인 Fig. 6에서 확인할 수 있다. 즉 절삭속도가 1500rpm에서 평면구간비가 최소가 되는 것을 알 수 있다.

평면구간비를 나타내는 평면구간의 길이  $L_{fL}$ 은 가공물의 길이가 길어질수록 동일한 가공조건에 대하여 증가한다(Fig. 7). 평면구간내 최소절입깊이  $doe_{min}$ 의 변화가 작아서 주어진 공차  $\epsilon$ 에 대하여  $P_{2x}$  값의 변화가 없었으며 평면구간비  $R_{fL}$ 은 가공물 길이에 비례하여 증가하였다(Fig. 8).

### 3.2 가공 특성 예측

공작물의 가공특성을 예측하기 위하여 적용되는 신경망의 예측결과 성능에 대한 입력조건의 영향을 비교하기 위하여 신경망에 적용되는 입력인자로서 절삭속도, 이송속도 및 절삭깊이 3가지를 적용시키는 경우와 이 3가지에 공작물의 길이를 추가하여 4가지를 적용시킨 결과를 비교하였다. 가공물의 가공특성을 나타내는 신경망의 출력인자로는 최저절

입깊이  $doe_{min}$ 와 평면구간비  $R_{\beta}$ 이 사용되었다.

### 3.2.1 3가지 입력인자에 대한 예측

공작물 길이  $L$ 을 고려하지 않은 경우에 신경망의 입력인자는 3가지이며 이에 대한 출력인자는 최저절입깊이  $doe_{min}$ 와 평면구간비  $R_{\beta}$  각각 1가지를 예측하는 경우와 2가지 모두를 예측하는 경우로 구분하여 적용하였다. 신경망을 적용시키기 위한 가공인자의 조합은 Table 2와 같다. 절삭속도, 이송속도 및 절삭깊이를 각각 11, 5, 6가지로 조합하였으며 생성된 총 330개의 자료 중 300개는 신경망 학습에 사용하였으며 30개는 학습된 신경망을 사용하여 결과를 예측하기 위한 자료로 활용하였다. 신경망에 활용된 자료는 특정인자가 과도하게 영향을 미치는 경우를 배제하기 위하여 정규화과정(Normalization)을 거쳐 적용하였다. 단일인자를 예측하는 경우에 대한 신경망의 구조는 입력인자 3개, 출력인자 1개이며 1개의 은닉층에 대하여 노드(Node)의 수가  $N$ 일 경

우  $3 \times N \times 1$ 의 구조이다.  $N$ 을 10에서 20개까지 변화시켜 예측율의 평균을 기록하였으며 이에 따른 시험자료와 예측자료와의 평균예측오차율을 기록하였다(Table 3).

Table 3에서 최저절입깊이에 대한 오차율이 최저 5.4% 최대 9.7%로 평면구간비에 대한 오차율인 최저 2.0% 최대 2.9% 보다 높게 나타났다. 은닉층의 노드수에 대한 성향은 일반적으로 노드수가 많을수록 예측오차율이 낮게 나타났다. Fig. 9는 최저절입깊이 예측시 은닉층 노드수 20개에 대한 목표치와 예측치의 비교도이며 매우 잘 예측되는 것을 알 수 있다.

최저절입깊이와 평면구간비 모두를 동시에 예측하는 경우에는 대한 신경망의 구조는 입력인자 3개, 출력인자 2개이며 1개의 은닉층의 노드수  $N$ 일 경우  $3 \times N \times 2$ 의 구조이다. 동일한 300개의 자료로 학습시킨 후 나머지 30개에 대한 예측율을 확인하였다.  $N$ 을 10에서 20개까지 변화시켰으며 이에 따른 평균예측률과 시험자료의 목표값과 예측값 간

Table 2 Neural network process condition

Parameter		$w$ (rpm)	$v_{fz}$ (mm/sec)	$doe_0$ (mm)
Range	Min	1000.0	2.0	5.0
	Max	3000.0	6.0	15.0
Increment		200.0	1.0	2.0
Variations		11	5	6

Table 3 Error rate in predicting either  $doe_{min}$  or  $R_{\beta}$

Hidden layer nodes	Prediction error rate (%)	
	$doe_{min}$	$R_{\beta}$
10	6.8	2.7
11	6.3	2.9
12	8.2	2.6
13	9.7	2.6
14	7.4	2.4
15	7.1	2.5
16	6.2	2.0
17	6.6	2.4
18	6.7	2.5
19	7.5	2.1
20	5.4	2.0

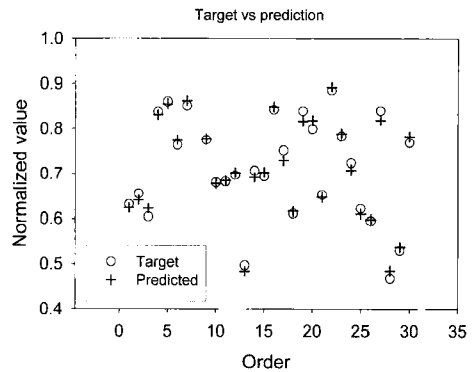


Fig. 9 Target vs prediction

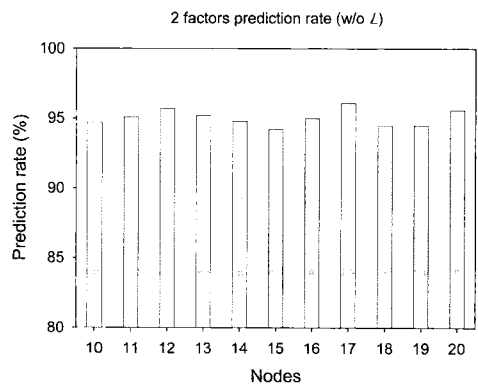


Fig. 10  $doe_{min}$  and  $R_{\beta}$  prediction rate

**Table 4 Error rate in predicting both  $doe_{min}$  and  $R_{fl}$**

Hidden layer nodes	Prediction error rate (%)
10	5.3
11	4.9
12	4.3
13	4.8
14	5.2
15	5.8
16	5.0
17	3.9
18	5.5
19	5.5
20	4.4

에 평균예측오차율을 나타내었다(Fig. 10, Table 4). 두 인자를 동시에 예측하는 것에 대한 오차율이 최저 4.3%에서 최대 5.8%로 나타났다.

### 3.2.2 4가지 입력인자에 대한 예측

공작물 길이  $L$ 을 고려하는 경우에 신경망의 입력인자는 4가지로서 이에 대한 출력인자는 3가지의 입력인자에서와 같이 최저절입깊이  $doe_{min}$ 와 평면구간비  $R_{\beta}$  각각 1가지를 예측하는 경우와 2가지 모두를 예측하는 경우로 구분하여 적용하였다. 신경망을 적용시키기 위한 가공인자의 조합은 Table 5와 같다. 절삭속도, 이송속도, 절삭깊이 및 공작물길이 이를 각각 5, 4, 4 및 6가지로 조합하여 자료를 생성하였다. 생성된 총 480개의 자료 중 450개는 신경망 학습에 사용하였으며 30개는 학습된 신경망을 사용하여 결과를 예측하기 위한 자료로 활용하였다. 단일인자를 예측하는 경우에 대한 신경망의 구조는 입력인자 4개, 출력인자 1개이며  $4 \times N \times 1$ 의 구조이며 은닉층 노드수  $N$ 을 마찬가지로 10에서 20개까지 변화시켜 예측율의 평균을 기록하였으며 이에 따른 시험자료와 예측자료와의 평균예측오차율을 기록하였다(Table 6). Table 6에 나타난 바와 같이 최저절입깊이에 대한 오차율이 최저 4.3%에서 최대 6.1%로 평면구간비에 대한 오차율인 최저 1.3%에서 최대 2.4% 보다 높게 나타났다.

최저절입깊이와 평면구간비 모두를 동시에 예측하는 경우에는 대한 신경망의 구조는 입력인자 4개, 출력인자 2개이며  $4 \times N \times 2$ 의 구조이다. 동일한 450개의 자료로 학습시킨 후 나머지 30개에 대한 예측율을 확인하였다.  $N$ 의 변화

**Table 5 Neural network process condition**

Parameter		$w$ (rpm)	$v_{fz}$ (mm/sec)	$doc_0$ (mm)	$L$ (mm)
Range	Min	1000.0	2.0	5.0	50.0
	Max	3000.0	8.0	8.0	100.0
Increment		500.0	2.0	1.0	10.0
Variations		5	4	4	6

**Table 6 Error rate in predicting either  $doe_{min}$  or  $R_{fl}$**

Hidden layer nodes	Prediction error rate (%)	
	$doe_{min}$	$R_{fl}$
10	6.1	2.4
11	4.3	1.5
12	6.0	1.6
13	5.9	1.6
14	5.8	1.5
15	5.4	1.5
16	5.0	1.4
17	5.0	1.6
18	4.8	1.3
19	5.9	1.6
20	5.7	1.8

**Table 7 Error rate in predicting both  $doe_{min}$  and  $R_{fl}$**

Hidden layer nodes	Prediction error rate (%)
10	4.0
11	3.2
12	3.2
13	3.1
14	3.2
15	3.4
16	3.3
17	3.0
18	3.1
19	2.2
20	2.9

에 따른 시험자료의 목표값과 예측값 간에 평균예측오차율을 나타내었다(Table 7). 두 인자를 동시에 예측하는 것에 대한 오차율이 최저 2.2%에서 최대 4.0%로 나타났다.

공작물 길이  $L$ 을 고려하는 경우와 고려하지 않은 경우에

대한 비교로서 최저절입깊이와 평면구간비를 각각 한 개씩 예측하는 경우와 두 개를 동시에 예측하는 경우를 수행한 결과  $L$ 을 고려하는 경우에 대한 예측률이 전반적으로 더 우

수하였다(Figs. 11-13). Fig. 13의 평균예측률과 오차율을 비교한 결과 두가지를 동시에 예측하는 경우에 대한 예측률은 Fig. 11에 나타난 최저절입깊이에 대한 값 보다 높았으나 Fig. 12에서의 평면구간비를 예측한 결과 보다는 낮은 것으로 나타났다.

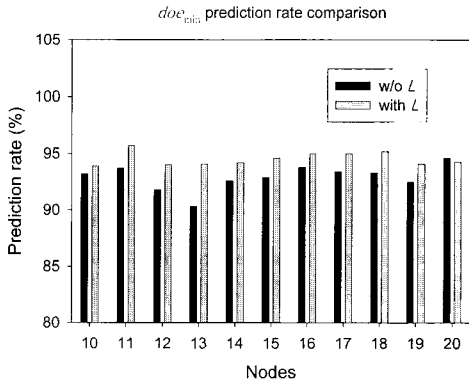


Fig. 11  $doe_{min}$  prediction rate comparison

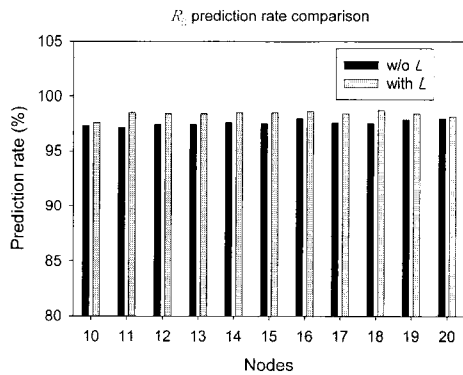


Fig. 12  $R_{f1}$  prediction rate comparison

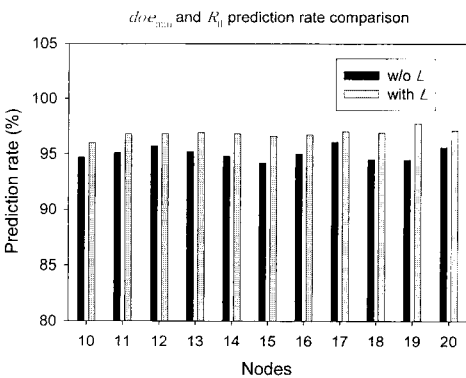


Fig. 13  $doe_{min}$  and  $R_{f1}$  prediction rate comparison

### 3.2.3 가공조건 예측

신경망은 일반적으로 시스템의 결과를 예측하는 데 사용되고 있으나 시스템인자 간에 인과관계가 형성된 경우에 임의의 조합을 통하여 입력과 출력관계를 재설정할 수 있다. 즉 가공조건 및 가공물 품질을 나타내는 인자들을 재조합하여 중요한 가공조건인 가공물의 길이  $L$ 을 예측하고자 한다. 적용되는 신경망의 입력인자는 5개로 절삭속도, 이송속도,

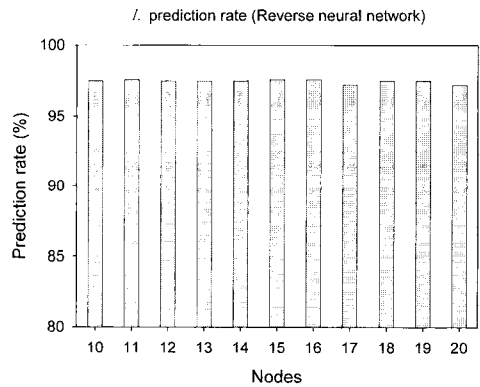


Fig. 14  $L$  prediction rate

Table 8 Error rate in predicting workpiece length

Hidden layer nodes	Prediction error rate (%)
10	2.6
11	2.5
12	2.5
13	2.5
14	2.5
15	2.4
16	2.4
17	2.8
18	2.5
19	2.5
20	2.8

절삭깊이, 최저절입깊이와 평면구간비이며 출력인자는 가공물의 길이이며 이러한 신경망의 구조는  $5 \times N \times 1$ 로 나타낼 수 있다. Fig. 14와 같이 우수한 평균예측률을 나타내고 있으며 평균오차율은 최소 2.4%에서 최대 2.8%로 나타나고 있다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 유연성디스크 연삭가공시스템에 새로운 가공인자인 가공물의 길이를 모델에 적용시켜 다음과 같은 결론에 얻었다.

- (1) 가공물길이, 이송속도 및 절삭깊이의 증가하는 경우에 대하여 평면구간비는 증가하는 것으로 나타났다. 최소 평면구간비를 갖는 절삭속도가 존재하므로 이를 고려하여 가공공정설계가 필요하다.
- (2) 예측하고자 하는 인자수에 따른 성능평가결과 평면구간비 한 가지를 예측하는 경우의 예측율이 가장 우수하였으며 최저절입깊이와 평면구간비 두 가지를 동시에 예측하는 경우가 최저절입깊이 한 가지를 예측하는 경우보다 우수한 것으로 나타났다. 공작물길이를 고려하여 네 가지의 입력인자를 사용한 경우에 대한 예측률의 결과가 공작물의 길이를 입력인자로 고려하지 않은 결과보다 우수하였다.
- (3) 가공인자와 출력인자를 재조합하여 공작물의 길이를 예측하는 경우 최대 97.6%의 우수한 예측률을 나타내고 있다.

신경망의 학습을 위하여 은닉층의 수를 증가시키는 경우에 예측결과가 개선되지 않거나 일부 학습이 불가능한 것으로 나타났다. 본 연구에서 도출된 공작물길이에 대한 특성분석 및 신경망을 통한 가공조건예측방법은 가공공정조건 선정시 유용하게 활용될 수 있다.

#### 참고 문헌

- (1) Kurfess, T.R., 1988, "Verification of Dynamic Grinding Model," *Trans. ASME, J. of Dynmic Sys and Control*, Vol. 110, No. 4, pp. 403~409.
- (2) Lim, H.S, Ryu, B.H., Gong, J.H. and Kim, H.W., 2004, "Determication of Diamond Wheel Life in Ceramic Grinding," *Transaction of KSMTE*, Vol. 13, No. 1, pp. 16~21.
- (3) Chi, L. Z., Kwak, J.S. and Ha, M.K., 2004, "Geometric Error Prediction of Ground Surface by Using Grinding Force," *Transaction of KSMTE*, Vol. 13, No. 2, pp. 9~16.
- (4) Kwak, J.S. and Ha, M.K., 2004, "Effects of Traverse Speed on Dimensional Error in Abrasive Water-Jet," *Transaction of KSMTE*, Vol. 13, No. 3, pp. 1~7.
- (5) Yoo, S.M., Choi, M.J. and Kim Y.J., 2000, "Model Development of Flexible Disk Grinding Process," *KSMTE international J.*, Vol. 14, No. 10, pp. 1114~1121.
- (6) Yoo, S.M. and Shin, G.S., 2000, "A Study of the Flexible Disk Grinding Process with Variable Control Stages," *Transaction of KSMTE*, Vol. 9, No. 1, pp. 81~87.
- (7) Yoo, S.M., 1996, "A Study on the Flat Surface Generation Using Flexible Disk Grinding," *J. of the KSPE*, Vol. 13, No. 7, pp158~166.
- (8) Yoo, S.M., 2003, "Disk Grinding Process with Linear Motor system," *Proc. of KSMTE Fall Conf.*, pp. 374~378.
- (9) Yoo, S.M., 2003, A Study on the Flat Surface Zone of the Flexible Disk Grinding System, *Transaction of KSMTE*, Vol. Vol. 16, No. 6, pp. 125~132.
- (10) Lee, J.S. and Ko, J.B., 2008, "Analysis on Kinematic Characteristics of a Machine Tool Parallel Manipulator Using Neural Network," *Transaction of KSMTE*, Vol. Vol. 17, No. 3, pp. 1~7.
- (11) Kim, H.G. and Sim, J.H., 2007, "Performance Evaluation of Chip Breaker Utilizing Neural Network," *Transaction of KSMTE*, Vol. Vol. 16, No. 3, pp. 54~74.
- (12) Fausett, L., 1994, *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice-Hall, Inc.