

# 유전 알고리즘을 이용한 소형 고속스핀들 시스템의 바-피더 지지부의 위치 최적선정

## Optimum Bar-feeder Support Positions of a Miniature High Speed Spindle System by Genetic Algorithm

이재훈<sup>1</sup>, 김무수<sup>1</sup>, 박성훈<sup>1</sup>, 강재근<sup>2</sup>, 이시복<sup>1,✉</sup>  
 Jae-Hoon Lee<sup>1</sup>, Musu Kim<sup>1</sup>, Seonghun Park<sup>1</sup>, Jae-Keun Kang<sup>2</sup> and Shibok Lee<sup>1,✉</sup>

<sup>1</sup> 부산대학교 기계공학부 (School of Mechanical Engineering, Pusan National Univ.)

<sup>2</sup> 한화테크엠 R&D (R&D, Hanwha TechM)

✉ Corresponding author: sblee@pusan.ac.kr, Tel: 051-510-2315

Manuscript received: 2009.2.18 / Revised: 2009.4.22 / Accepted: 2009.7.20

*Since a long work piece influences the natural frequency of the entire system with a miniature high speed spindle, a bar-feeder is used for a long work piece to improve the vibration characteristics of a spindle system. Therefore, it is very important to design optimally support positions between a bar-feeder and a long work piece for a miniature high speed spindle system. The goal of the current paper is to present an optimization method for the design of support positions between a bar-feeder and a long work piece. This optimization method is effectively composed of the method of design of experiment (DOE), the artificial neural network (ANN) and the genetic algorithm (GA). First, finite element models which include a high speed spindle, a long work piece and the support conditions of a bar-feeder were generated from the orthogonal array of the DOE method, and then the results of natural vibration analysis using FEM were provided for the learning inputs of the neural network. Finally, the design of bar-feeder support positions was optimized by the genetic algorithm method using the neural network approximations.*

Key Words: High Speed Machining Center (고속 머시닝 센터), Spindle System (스핀들 시스템), Long Work-piece (긴 소재), Bar-feeder Support Positions (바-피더 지지점), Design of Experiment (실험계획법), Artificial Neural Network (인공 신경회로망), Genetic Algorithm (유전 알고리즘), Optimal Design (최적 설계)

### 1. 서론

최근 정밀부품 가공에 있어서 생산성을 향상시키기 위하여 머시닝 센터(machining center)의 고속화가 이루어지고 있다. 따라서, 머시닝 센터의 고속 회전 수에 의하여 발생하는 회전축의 밸런싱(balancing)과 기어의 마찰 및 마모의 문제를 해결하기 위해서 내장형 모터(built-in motor) 방식이 고

속 머시닝 센터에 많이 사용된다.<sup>1</sup>

현재, 스핀들 자체만의 동특성<sup>2</sup> 또는 스핀들을 포함한 머시닝 센터의 밸런싱,<sup>3</sup> 동강성(dynamic stiffness), chatter( chatter), 베어링 설치 위치 최적화에 대하여 많은 연구가<sup>4-7</sup> 이루어져 있지만 스위스형 CNC 자동선반(swiss-type CNC lathe)과 같이 세장비가 큰 가공소재를 포함한 스핀들 시스템에 대한 연구는 거의 이루어지지 않고 있다. 또한 본 연구

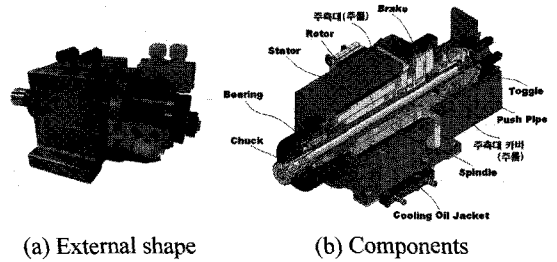
와 같이 긴 가공소재에 대해 소재의 지지위치를 최적화하기 위해 유전 알고리즘을 적용한 연구도 이루어진 적이 있지만,<sup>8</sup> 이는 연삭 작업 시 연삭력에 따른 소재의 처짐과 그에 기인하는 가공 후의 원통도 향상의 관점에서 최적의 방진구 위치를 선정하기 위한 것이었다. 그러므로 세장비가 큰 가공소재의 영향을 고려한 전체 스핀들 시스템의 고유진동특성에 대한 연구는 거의 이루어지고 있지 않은 실정이다.

공작기계 스핀들 시스템을 설계하는데 있어서 가공정밀도 향상을 위한 설계방향과 시스템 자체의 동적인 안정성 향상을 위한 설계가 있을 수 있다. 가공정밀도를 향상시키기 위해서는 선삭지점(tool tip)의 FRF 함수가 가장 중요한 관심영역이 될 수 있으며 이러한 연구들이 chatter( chatter) 진동 예측과 감소라는 이름으로 이루어지고 있다.<sup>5</sup> 본 연구에서는 우선적으로 스핀들 시스템의 1 차 고유진동수를 높이는 고강성 설계에 중점을 두었다. 이는 세장비가 큰 가공소재가 스핀들에 삽입되어 고속으로 회전하면서 가공이 이루어지는 스위스형 CNC 자동선반 스핀들 시스템의 경우, 세장비가 큰 가공소재가 가지는 저강성 특성에 의해 스핀들 시스템 전체의 고유진동수가 낮아질 수 있기 때문이다.

따라서, 스핀들 시스템 전체의 고강성 설계를 위해서는 가공소재를 지지하는 바-피더 지지부의 설계가 중요하며, 스위스형 자동선반의 특성상 가공공정에 따라 소재의 단락이 발생하므로 이로 인한 고유진동 특성의 변화도 바-피더 지지부 설계에 있어서 반드시 고려되어야 한다. 하지만, 바-피더의 가공소재 지지부 위치를 설계할 때, 다수의 설계변수(바피더 지지부 위치)와 가공소재 단락 조건들에 의하여, 많은 경우의 수들이 생긴다. 이로 인하여, 최적화를 위해 실시해야 하는 해석횟수도 많아지고, 많은 시간이 소요된다. 또한, 설계변수에 따른 고유진동수의 변화도 다차원 공간상에서 표현되므로 함수로 표현하는 것 또한 쉽지 않다.

따라서, 본 연구의 목표는 실험계획법(design of experiment, DOE), 인공 신경회로망(artificial neural network, ANN), 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)을 설계변수 최적화에 도입하여서, 최적화 과정의 효율성과 편의성을 높이고, 최적화 결과의 정확성을 향상시키는데 있다.

2. 고속 스핀들 시스템 및 특성



(a) External shape (b) Components  
Fig. 1 Spindle system with a built-in motor

2.1 스위스형 자동선반 스핀들 시스템

본 연구의 대상은 최대가공직경 7mm, 최대회전속도가 9000 RPM 인 스위스형 CNC 자동선반의 스핀들 시스템(Fig. 1)으로 가로 길이가 대략 300mm 인 소형이며 치과 및 정형외과용 임플란트 및 정밀 전자기판의 검사장비용 탐침(probe)과 같이 작고 정밀한 제품을 만드는 용도로 사용된다.<sup>9,10</sup>

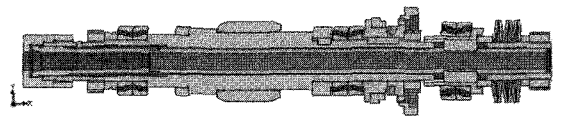


Fig. 2 Cross section of a spindle part

Fig. 2 는 해석 대상인 스핀들의 단면도를 나타내고, 스핀들의 중심축 부분에 중공이 존재하며 이곳으로 소재가 삽입된 상태에서 척(chuck)에 의해 가공소재가 체결된다. 따라서 가공 시에는 스핀들과 소재가 함께 회전하며 절삭 공정이 이루어진다. 소재는 주로 가늘고 긴 원형 단면의 봉재(bar) 형상으로 후위에서 바-피더(bar-feeder)를 통해 자동 공급되며, 소재의 전위 가공 완료 후 단락이 이루어지면 바-피더는 가공소재를 필요한 만큼 앞으로 밀어내어 공급해주고 다시 척에 의해 체결되어 가공하는 과정이 반복적으로 이루어진다. 긴 소재를 사용하는 이유는 목적하는 가공품의 길이가 항상 일정하지 않으므로 필요한 길이 만큼씩만 가공하고 잘라내는 것이 가공소재의 낭비를 막고 소재의 장/탈착 시간을 줄일 수 있어 생산성 향상 측면에서 유리하기 때문이다.

가공소재가 포함된 스핀들 시스템의 배치도를 살펴보면(Fig. 3), 직경이 작고 길이가 긴 소재가 스핀들 중심부의 중공을 가로질러 장착되어 있으며 이를 지지하기 위해 전위에 가이드 부쉬(guide bush), 후위에 바-피더가 각각 설치되어 있다. 가이드

드 부쉬는 절삭공구에 의한 소재의 휨을 방지하는 기능을 하며, 바-피더는 롤러 형태로 긴 소재를 지지하고 소재를 뒤쪽에서 앞쪽으로 공급하는 역할을 한다.

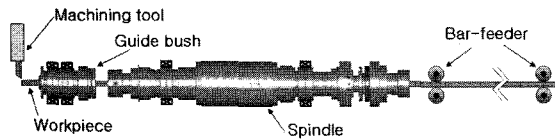


Fig. 3 Spindle system with a long work-piece

**2.2 가공소재 단락의 영향**

본 연구에 앞서서 Fig. 2의 스핀들 시스템에 대한 고유진동해석과 스핀들 시스템에 대한 실제 충격시험(impact test)으로 고유진동수를 측정하여 비교한 선행연구가 이루어졌다.<sup>11</sup> 이 때 해석과 실제 실험결과가 유사하게 일치함이 확인되었으며 스핀들 자체의 고유진동수는 1 차에서 401.16Hz 가 나타났다. 또한 실제 충격시험 결과와의 검증이 이루어진 이 유한요소 모델에 지름 7mm, 길이 600mm 의 소재를 삽입하여 고유진동해석을 실시하였다. 연구 대상물이 아직 개발단계이기 때문에 직접 다양한 실험들을 실시할 수 없으므로 이와 같은 방법을 이용하였다. 소재가 삽입된 스핀들 시스템의 유한요소해석을 실시한 결과 1 차 고유진동수에서 36.33Hz 가 나타났으며 모드형상에 의해 이것이 소재에 의해 지배적으로 나타난다는 것을 알 수 있었다. 즉 긴 소재가 삽입되는 경우 소재의 영향을 반드시 고려해야 한다는 것을 알려준다.

그리고 후속연구로 스핀들에 지름 7mm, 길이 1m 의 소재가 삽입된 경우에 바피더 지지점의 개수에 따라 고유진동특성이 변화하는 것을 관찰하였다.<sup>12</sup> 결과적으로 가늘고 긴 소재에 의해 낮은 고유진동수가 발생하게 되며, 이것을 고강성화 하기 위해서는 바-피더의 지지점의 개수와 배치가 중요하다는 것을 알 수 있었다.

가공중 소재의 단락에 따른 영향을 알아보기 위해 본 연구에서도 선행연구와 마찬가지로 지름 7mm, 길이 1m 의 소재가 사용되었고, Table 1 에 소재가 단락되기 전(condition 1)과 가공으로 인해서 소재가 단락되었을 때(condition 2~6)의 스핀들 시스템의 유한요소모델들을 나타내었다. 그림에서 소재의 지지점들은 ‘\*’로 표시되어 있으며, 가이드 부쉬부와 스핀들 후면에 각각 1 개의 지지점이 존재하고, 본 연구의 설계변수인 4 개의 바-피더 지지점들이 나타나 있다. ‘\*’에 표기된 값은 초기 소재 오른쪽 끝단에서 지지점까지의 거리이고, 소재가 단락 되어서 좌측으로 공급될 때 소재를 지지하지 못하는 바-피더 지지점들은 유한요소해석의 경계 조건에서 제외된다.

Table 2는 Table 1 의 6 가지 조건들에 따른 FEM 고유진동해석 결과를 보여주고, 4 차모드 이상에서 1 번 조건보다 2 번 조건에서 고유진동수가 증가하는 것은 소재가 단락 됨에 따라 오른쪽 끝의 자유단이 짧아지기 때문이다. 그러나 소재가 각각의 바-피더 지지점을 통과하는 3~6 번 조건에서의 해석 결과는 급격한 고유진동수 변화를 보여주기 때문에, 바-피더의 지지점을 소재가 통과하는 시점에서 1 차 고유진동수가 바-피더 지지점 설계에서

Table 1 Six conditions of changes in work-piece lengths (mm) resulting from cutting

Condition	Support positions (from the right end of a work-piece)	Cut length (mm)
1	Guide bush support * 500 * 350 * 200 * 75 Basic support	0
2	Guide bush support * 500 * 350 * 200 * 75 Basic support	50
3	Guide bush support * 500 * 350 * 200 Basic support	75
4	Guide bush support * 500 * 350 Basic support	200
5	Guide bush support * 500 Basic support	350
6	Guide bush support * Basic support	500

Table 2 Natural frequency (Hz) from modal analysis with 6 conditions of Table 1

Mode	Natural frequency (Hz)					
	1	2	3	4	5	6
1	369	369	207	153	159	176
2	410	410	207	153	159	177
3	458	458	369	370	370	379
4	489	613	410	410	412	440
5	489	735	458	458	459	483
6	613	736	613	613	613	618
7	764	893	771	831	1004	1005
8	765	954	772	832	1005	1026
9	842	955	920	1005	1011	1043

반드시 고려되어야 함을 알 수 있다.

따라서, 본 연구에서와 같이 4 개의 지지점들에서 바-피더가 소재를 지지하는 경우에는 소재가 지지점들을 통과하는 5 단계(Table 1의 1, 3, 4, 5, 6 번)에서 FEM 해석을 수행할 필요가 있다.

### 3. 최적화 알고리즘

본 연구에서는 실험계획법(design of experiment, DOE)을 사용하여서 유한요소해석 모델을 생성하고, 모델들의 해석 결과를 인공 신경회로망(artificial neural network, ANN)의 설계변수들에 대한 목적함수의 근사식을 생성하는데 이용하였다. 설계변수 최적화는 이 목적함수의 근사식으로부터 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)을 이용하였다(Fig. 4).

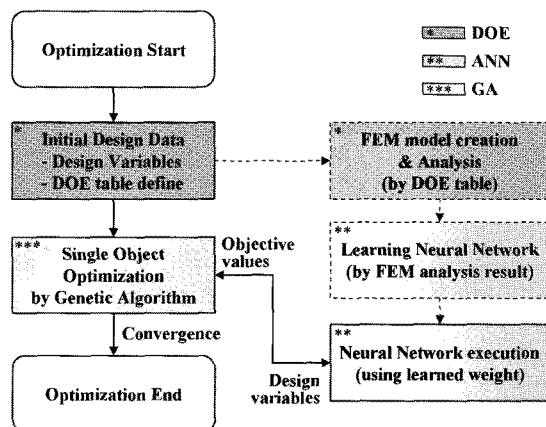


Fig. 4 Schematic of optimization processes

### 3.1 실험계획법

최적화를 위한 시간 낭비를 줄이기 위해 신경회로망을 이용하여 설계변수와 목적값에 대한 함수를 근사화 한다. 신경회로망의 학습 시에 가능한 많은 학습데이터를 사용하면 더 정확한 근사식을 도출할 수 있지만 FEM 모델의 준비 및 해석 시간뿐만 아니라 학습의 수렴에 많은 시간이 소요되는 단점이 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 실험계획법 중 직교배열표를 사용하여 신경회로망의 입력형태를 정의하여 비교적 정확한 결과를 도출할 수 있는 최소한의 학습데이터 세트(set)들을 선정하였다. 최적화를 위한 설계변수로 4 개의 바-피더 지지점 위치를 사용하였으며, 실험계획법에 따라 4 인자 3 수준의 직교배열표는 Table 3 과 같이 9 가지의 실험모델(case)로 정의될 수 있다.<sup>13</sup>

Table 3 Orthogonal array (L9(34)) of DOE

Case	Design parameter			
	#1	#2	#3	#4
1	0	0	0	0
2	0	1	1	1
3	0	2	2	2
4	1	0	1	2
5	1	1	2	0
6	1	2	0	1
7	2	0	2	1
8	2	1	0	2
9	2	2	1	0

### 3.2 신경회로망 학습 알고리즘

신경회로망은 두뇌의 정보처리 방식을 모방하여 뉴런(neuron)들로 이루어진 신경회로망 시스템에 어떤 업무를 수행할 수 있도록 훈련시키는 것이다.<sup>14</sup>

신경회로망의 기본적으로 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성되어 있으며, 각 층의 뉴런들은 다음 층의 뉴런들과 각각 가중치( $w$ : weight) 값으로 연결되어 있다(Fig. 5). 각 뉴런 단위의 처리기(processing element)에서 전달함수(transfer function)로 아래의 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였다(Fig. 6).<sup>15</sup>

본 연구에서 입력층에 4 개의 바-피더 지지점의 위치와 출력층에 최저차 고유진동수를 사용하였다.

신경망 학습 후에는 학습했던 데이터와 일치하지 않는 지지점 위치가 입력되었을 때도 적절하게 근사화된 고유진동수값을 계산해 낼 수 있게 되어서, 설계변수에 따른 목적값을 획득하기 위해 소요되는 많은 시간과 비용 소모의 문제를 줄일 수 있다.

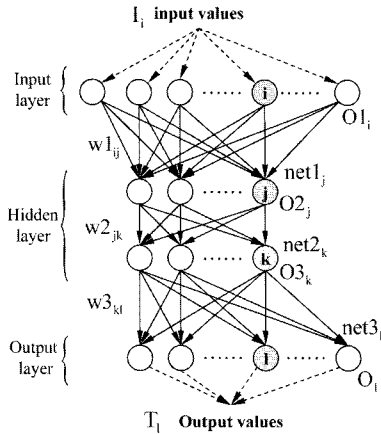


Fig. 5 Neural network model

다.<sup>16</sup> 이러한 기법은 목적함수의 미분이나 특별한 수학적 연산을 필요로 하지 않으며 병렬적인 탐색이라는 점에서 기존의 최적화 알고리즘과 다르다.<sup>17</sup> 이에 따라 탐색공간에 대한 제약으로부터 자유로우며 지역 최소점에 빠질 가능성이 적고 전역 최적화가 가능하기 때문에 본 연구에서처럼 다차원 공간에 표현되는 함수에 적용하는데 매우 적합하다고 판단되어 도입하게 되었다.

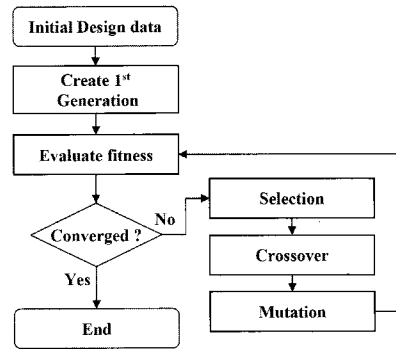


Fig. 7 Procedure of genetic algorithm

$$y = f(net) = \frac{1}{1 + e^{-(net)}} \quad (1)$$

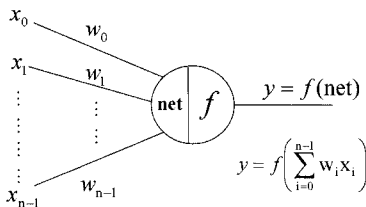


Fig. 6 Schematic of a processing element

3.3 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 자연 선택설을 배경으로 하고 있는 최적화 기법으로, Fig. 7 에 유전 알고리즘의 흐름도가 나타나 있다. 유전 알고리즘은 선택(selection), 교배(crossover), 돌연변이(mutation) 연산자와 적합도(fitness) 평가를 통해 최적해를 탐색한

4. 최적화 수행 및 결과

4.1 실험계획법을 이용한 유한요소해석

바-피더 지지위치의 최적화를 수행하기 위한 설계변수와 그 범위를 Fig. 8 에 나타내었다. 최적화 대상은 지름 7mm, 길이 1m 인 바가 삽입된 스피들 시스템으로 설계변수는 #1 ~ #4 까지 총 4 개의 바-피더 지지점의 위치이다. 각 지지점은 그림에서와 같이 150mm 간격 안에서 배치되도록 구속조건을 주었다.

직교배열표의 수준에서 0 은 구속조건 상에서 좌측 끝지점, 1 은 중간지점 그리고 2 는 오른쪽 끝지점으로 선정하였다. 예를 들어 설계변수 #4 의 경우 Fig. 8 에서 처럼 소재의 오른쪽 끝의 0~150mm 사이의 구속조건상에서 배치된다. 그러므로 수준 0, 1, 2 는 각각 150mm, 75mm, 0mm 지점이 지지점이 된다. 더하여 설계변수 #3 의 경우 좌측

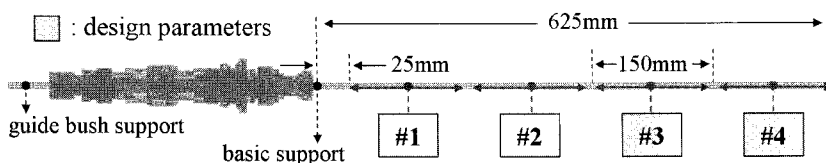


Fig. 8 Design parameters for optimization

Table 4 Finite element models and design parameters (support positions from the right end of a work piece) by DOE

Case	Design parameter (mm)				FEM model & support positions
	#1	#2	#3	#4	
1	600	450	300	150	
2	600	375	225	75	
3	600	300	150	0	
4	525	450	225	0	
5	525	375	150	150	
6	525	300	300	75	
7	450	450	150	75	
8	450	375	300	0	
9	450	300	225	150	

으로 부터에서 150~300mm 사이가 탐색 구간이므로, 수준 0, 1, 2는 각각 300mm, 225mm, 150mm가 된다. 이러한 방식으로 Table 3의 직교배열표에 따라 모델을 구성한 것이 Table 4에 나타나 있다. Table 1에서와 마찬가지로 Table 4에서 각 설계변수의 위치값은 소재의 오른쪽 끝단에서 부터의 거리이다.

각각의 바-피더의 강성은 동일하게 10<sup>3</sup> N/mm로 설정하였다. 또, 각 실험모델(case)마다 가공에 의하여 소재가 단락되기 전 1 단계와, 소재의 단락으로 소재가 바-피더 지지점들을 통과하는 4개의 단계들을 추가로 고려하여서 총 5가지 단계(step)들에 대하여 고유진동해석을 수행하였다. Table 5는 9개 실험모델들의 5가지 단계들로부터 발생하는 1차 고유진동수를 보여주고, 각 실험모델마다 가장 낮은 1차 고유진동수는 밀줄과 함께 굵게 표시하였으며, 두번째로 낮은 1차 고유진동수는 밀줄로 표시하였다.

#### 4.2 신경회로망 학습

앞에서 소개했던 최적화 기법을 실행하기 위한 FORTRAN 코드를 작성하였으며 이것을 학습부분의 프로그램과 최적화 프로그램으로 나누어 컴파일하여 사용하였다.

작성된 학습 프로그램으로 먼저 신경회로망의 학습을 실시하였으며 학습을 위한 데이터는 Table 5의 자료에서 각 실험모델마다 가장 낮은 1차 고유진동수와 두번째로 낮은 1차 고유진동수를 활용하였다. 즉 학습을 위한 입력값은 Table 4에서의 설계변수(design parameter)가 되고 목표출력값(target value)은 Table 5의 낮은 1차 고유진동수 2개씩이 된다.

Table 5 1<sup>st</sup> natural frequencies (Hz) from natural vibration analysis for the 5 steps of work piece lengths

Case	1 <sup>st</sup> natural frequency				
	Step 1	Step 2	Step 3	Step 4	Step 5
1	153.09	153.23	155.18	196.93	331.41
2	374.71	151.95	137.11	88.22	331.41
3	274.75	150.51	119.98	51.37	331.41
4	319.65	69.71	84.77	369.63	234.20
5	134.69	354.01	76.20	166.90	234.20
6	281.16	69.48	361.17	81.14	234.20
7	262.53	190.61	43.91	357.32	105.00
8	221.25	49.75	364.06	342.07	105.00
9	177.06	362.98	361.25	145.10	105.00

Table 6 Parameters for neural network

Parameter name	Value
number of input values	4
number of output values	2
number of data sets	9
delta	2.5
number of hidden layers	2
number of elements for each hidden layer	15
learning coefficient	0.01
convergence ratio	0.001

Table 7 Learning results of neural network

Case	Target value (frequency)		Learned value (frequency)		Error (%)	
	1	2	1	2	1	2
1	153.09	153.23	153.04	153.28	-0.033	0.035
2	88.22	137.11	88.48	136.98	0.295	-0.094
3	51.37	119.98	51.35	120.01	-0.044	0.024
4	69.71	84.77	69.26	84.89	-0.651	0.144
5	76.20	134.69	75.97	134.77	-0.308	0.061
6	69.48	81.14	69.72	81.00	0.341	-0.172
7	43.91	105.00	44.70	104.88	1.799	-0.111
8	49.75	105.00	49.68	105.05	-0.141	0.048
9	105.00	145.10	104.84	145.14	-0.157	0.025

신경회로망 학습을 위한 파라미터들은 Table 6 과 같이 설정하였으며 Table 7 에 신경회로망 학습을 위한 목표출력값(target value)과 학습에 의해 근사화된 출력값(learned value) 사이의 오차를 비교하였다. 오차가 대부분 1% 미만으로 학습이 잘 이루어졌음을 확인할 수 있다.

학습을 위해 소요된 시간은 Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU 2.4GHz 의 PC 환경에서 대략 25 분 정도가 소요되었다. 소요시간은 수렴비(convergence ratio)와 학습계수(learning coefficient) 등 신경회로망 파라미터들의 값에 따라 달라질 수 있다.

### 4.3 유전 알고리즘을 이용한 최적화

유전 알고리즘 구동을 위한 파라미터들은 다음의 Table 8 과 같이 설정하였다. 선택압(selective pressure)에 따라 우수한 개체가 선택되는 확률이

Table 8 Parameters for genetic algorithm

Parameter name	Value
number of design parameters	4
population	50
selective pressure	5
crossover ratio	0.4
mutation ratio	0.005
searching ranges of design parameters	
	<u>num</u> <u>range</u> <u>division</u>
#1	450 ~ 600mm      100
#2	300 ~ 450mm      100
#3	150 ~ 300mm      100
#4	0 ~ 150mm      100

달라지며 선택압을 크게 두었을 때는 빠르게 수렴되는 비율은 높아지지만 국소해에 수렴될 가능성이 있다. 그러므로 적절한 값을 선정하는 것이 중요하다. 설계변수의 탐색영역(searching range)은 설계변수의 구속조건 내에서 100 등분하여서 1.5mm (=150mm/100)단위로 설정하였다.

최적화 프로그램을 구동시키면 전체적인 유전 알고리즘의 절차 내에서 각 세대를 구성하는 개체들에 대한 적합도 평가를 위한 목적값은 신경회로망 프로그램을 구동하여 계산하게 된다. 유전 알고리즘과 신경회로망 프로그램이 복합적으로 최적화를 위해서 구동된다. Fig. 9 는 유전 알고리즘에 의해 최적화 되어가는 과정을 도시한 것으로, 수렴할 때까지 각 세대에서 가장 높은 1 차 고유진동수를 가지는 개체의 고유진동수 값을 나타낸 것이다. 세대가 거듭될수록 목적성능인 고유진동수의 값이 증가하는 방향으로 수렴되고 있다.

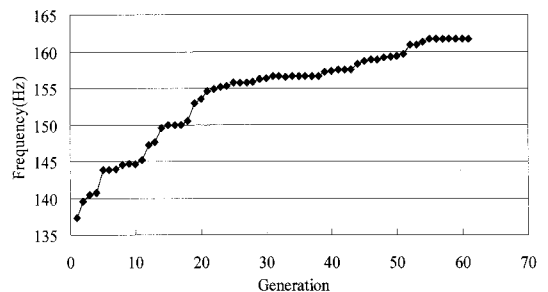


Fig. 9 Convergence result of genetic algorithm

유전 알고리즘에 의해서 최적화된 모델의 설계변수와 목적값인 1 차 고유진동수는 아래와 같이

나타났다.

- Best objective value : 161.68 Hz
- Design variables : 541.5, 450.0, 300.0, 150.0mm
- End generation : 61th generation

유전 알고리즘은 총 61 세대 만에 수렴하였으며, 최적값의 설계변수의 값이 제시되었으며 161.6 Hz 의 고유진동수가 나올 것이라 예측되었다. 이전에 FEM 해석을 위해 생성한 설계모델들보다 더 높은 고유진동수를 가지는 설계안이 있음을 의미한다.

최적화된 설계변수와 그 설계변수에 대한 목적값이 타당성을 가지는지 검증하기 위해 Fig. 11 과 같이 최적 설계안이 적용된 유한요소모델을 작성하였다.

guide bush support      bar support      541.5mm      450mm      300mm      150mm

Fig. 10 Optimum model of bar-feeder support positions

이 최적안을 기준으로 소재의 단락을 고려하여 추가로 4 개의 유한요소 모델을 생성하여 총 5 가지 단계에 대한 유한요소해석을 실시하였으며, 해석결과가 Table 9 에 나타나 있다. 여기서 1 단계 즉 소재가 단락되지 않았을 때의 1 차 고유진동수가 가장 낮은 값인 158.2 Hz 로 나타났으며, 소재가 단락되기 시작하는 2 단계 이후로는 1 단계보다 높은 고유진동수를 나타냈다. 유전 알고리즘에 의한 최

적값이 161.7 Hz 인 점과 비교하면 최적화 알고리즘에 의해 예측한 값이 실제 FEM 해석을 수행한 값보다 +2.15% 오차를 보인다. 이러한 오차는 충분히 수용할 수 있을 만한 값이며, 좀더 향상된 성능을 가지는 설계안을 도출할 수 있었다는 것에도 큰 의미가 있다.

유전 알고리즘에 의한 최적화는 신경회로망 학습과 마찬가지로 Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU 2.4GHz 의 PC 환경에서 수행되었으며 소요시간은 1 분 이내에서 종료되어 신경망 학습에 소요되는 시간보다 대단히 짧은 시간 안에 최적화를 이루어 낼 수 있음을 알 수 있다. 소요시간 및 해의 정확성은 유전 알고리즘의 파라미터 설정에 따라 좌우될 수 있다.

5. 결론

본 연구는 세장비가 큰 소재를 가공하는 스위스형 CNC 자동선반에서 소재를 지지하는 다수의 바-피더 지지부의 위치를 시스템의 고강성 설계의 관점에서 최적화하는 기법을 제시하였다.

이 기법에 의해 실험계획법으로 최소한의 유한요소모델을 생성할 수 있었고, 이를 신경회로망의 학습을 통해 근사식으로 구성하여 유전 알고리즘을 이용하여 전역적인 최적해를 구할 수 있었다.

이러한 기법은 소재의 단락을 고려할 때 많은 실험횟수가 필요한 바-피더 지지부의 위치를 시간과 비용적인 측면에서 대단히 효율적으로 최적화할 수 있었으며, 또한 다양한 문제에 대해 빠르게 적용시킬 수 있는 최적화 기법을 제시하였다는 것에 의미가 있다.

Table 9 Natural frequencies of the optimum model [Hz]

Mode	Natural frequency (Hz)				
	Step 1	Step 2	Step 3	Step 4	Step 5
1	158.2	159.4	171.6	368.2	275.0
2	158.2	159.4	172.6	388.8	276.5
3	373.3	373.3	373.3	404.2	396.7
4	423.4	423.4	423.5	441.2	529.2
5	470.4	470.4	470.5	478.7	580.0
6	617.3	617.3	617.3	618.1	644.5
7	767.7	866.7	1004.6	1004.6	1004.7
8	767.7	866.7	1026.4	1026.6	1029.2
9	842.2	1004.6	1043.5	1043.6	1045.0
10	1004.6	1013.9	1051.4	1051.4	1051.5

후 기

본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술재단의 지역혁신인력양성사업으로 수행된 연구결과임.

참고문헌

1. Cho, J. J., Kim, S. I. and Choi, D. B., "The dynamic analysis of spindle with a built-in motor," Proc. of KSPE Autumn Conference, pp. 91-95, 1993.
2. Park, K. B., Chung W. J. and Lee, C. M., "Model updating of high-speed spindle," Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers, Vol. 17,



- No. 2, pp. 7-12, 2007.
3. Moon, J. D., Kim, B. S., Lee, S. H., "Development of the active balancing device for high-speed spindle system using influence coefficient," *International Journal of Machine Tools & Manufacture* Vol. 46, No. 9, pp. 978-987, 2006.
  4. Altintas, Y. and Cao, Y., "Virtual design and optimization of machine tool spindles," *Annals of CIRP*, Vol. 54, No. 1, pp. 379-382, 2005.
  5. Altintas, Y. and Week, M., "Chatter stability of metal cutting and grinding," *Annals of CIRP*, Vol. 53, No. 2, pp. 619-642, 2004.
  6. Schulz, H., Würzb, T., "Balancing Requirements for Fast Rotating Tools and Spindle Systems," *Annals of CIRP*, Vol. 47, No. 1, pp. 321-324, 1998.
  7. Cao, Y., "Modeling of High-speed machine-tool spindle systems," *Mechanical Engineering*, Doctor of Philosophy, The University of British Columbia, 2006.
  8. Seo, J. R. and Lee, S. K., "Optimum positioning of rests considering compliance of grinding machine, workpiece and rests in cylindrical traverse grinding," *J. of KSPE*, Vol. 17, No. 4, pp. 173-180, 2000.
  9. Hanwha TechM, [www.hanwhatechm.co.kr](http://www.hanwhatechm.co.kr)
  10. Leeno Industrial inc., [www.leeno.co.kr](http://www.leeno.co.kr)
  11. Lee, J. H., Kim, M. S., Park, S. H. and Lee, S. B., "A study on natural vibration characteristics of small and high speed spindle system with a long work piece," *Proc. of the KSNVE Annual Autumn Conference*, pp. 184-185, 2008.
  12. Lee, J. H., Kim, M. S., Park, S. H. and Lee, S. B., "Natural vibration characteristics of the high speed spindle system with a long work piece due to supporting conditions of bar-feeders based on using FEM analysis," *Proc. of KSPE Autumn Conference*, pp. 585-586, 2008.
  13. Park, S. H., "Modern design of experiments," *Minyoung-Sa*, pp. 413-435, 2003.
  14. Simon, S., "Neural networks : a comprehensive foundation," *Macmillan*, pp. 1-105, 1994.
  15. Patterson, D. W., "Artificial neural networks : theory and applications," *Prentice Hall*, pp. 85-179, 1996.
  16. Davis, L. "Handbook of genetic algorithms," *Van Nostrand Reinhold*, pp. 1-71, 1991.
  17. Chambers, L., "Practical handbook of genetic algorithms : applications Volume 1," *CRC Press*, pp. 33-74, 1995.