

〈 논문 〉

Optical Flying Head 의 Air Bearing Surface 형상 최적 설계

김 지 원[†] · 이 종 수*

(2004년 8월 21일 접수, 2004년 12월 23일 심사완료)

Design Optimization of the Air Bearing Surface for the Optical Flying Head

Jiwon Kim and Jongsoo Lee

Key Words : Approximated Optimization(근사최적화), Back Propagation Neural Network(역전파신경회로망), Air Bearing Surface(공기부상베이링표면), Regression Analysis(회귀분석), Design of Experiments(실험계획법), Global Optimization(전역최적화)

Abstract

The systems with probe and SIL(Solid Immersion Lens) mechanisms have been researched as the technology to perform NFR(Near Field Recording). Most of them use the flying head mechanism to accomplish high recording density and fast data transfer rate. In this paper, ABS shape of flying head was optimized with the object of securing the maximum compliance ability of OFH. We suggest four different optimization processes to predict the static flying characteristics for the OFH. Two different approximation methods, regression analysis and back propagation neural network were used. And we compared the result of directly connected(between CAE and optimizer) method and two approximated optimization results. Design Optimization Tool(DOT) and μ GA were used as the optimizers.

기호설명

Id_OBJ_FH:내경에서 렌즈중심의 부상높이, nm

Od_OBJ_FH:외경에서 렌즈중심의 부상높이, nm

Id_Min_FH:내경에서의 최소 부상높이, nm

Od_Min_FH:외경에서의 최소 부상높이, nm

Id_Pitch:내경에서의 피칭각, μ rad

Od_Pitch:외경에서의 피칭각, μ rad

Id_Roll:내경에서의 롤링각, μ rad

Od_Roll:내경에서의 롤링각, μ rad

t_{ik} :가중치 행렬

1. 서 론

본 연구는 현재 실용화에 어려움을 겪고 있는 근접장 기술의 실현 가능성을 보여주는 연구로서 고밀도의 정보저장 기술인 근접장 기술(Near Field Recording)의 실현을 위해서 SIL(Solid Immersion Lens)를 탑재한 슬라이더의 공기부상 베이링 표면(Air-Bearing Surface)에 대한 최적설계와 제작을 통한 광부상 헤드의 동특성 파악을 목적으로 한다.

틸트 여유가 작은 내부 기록용 SIL을 탑재한 슬라이더의 동특성을 결정하는 ABS 형상에 대한 최적설계를 수행하고, 이에 대한 제작과 실험을 통해 그 특성을 향상시켜 실용화의 기틀을 잡는 것을 연구의 목적으로 한다. 큰 NA(Numerical Aperture)를 사용하는 근접장 기술은 구동기의 포커싱 방향의 여유와 틸트에 대한 허용도가 극히 작은 값을 가지기 때문에 더욱 정밀한 구동 메커니즘이 필요하게 된다. 이러한 근접장 기록을 위해서는 SIL과 디스크의 표면 사이의 갭을 약 100nm 이하로 유지하는 것이 중요하다.⁽¹⁾ 이 거리를 벗어나게 되면 근접장의 효과인 Evanescent 파의 효과가 급속히 없어지기 때문이다. 따라서 근접장 기록을 위한 렌즈들은 틸트값에 크게 민감한 특성을 가지고 있기 때문에 이러한 점들을 만족하는 구동기의 개발이 필요하다. 이런 문제점을

* 책임저자, 회원, 연세대학교 대학원 기계공학과
E-mail : jiwon_kim@yonsei.ac.kr

TEL : (02)2123-4474 FAX : (02)362-2736

연세대학교 기계공학부

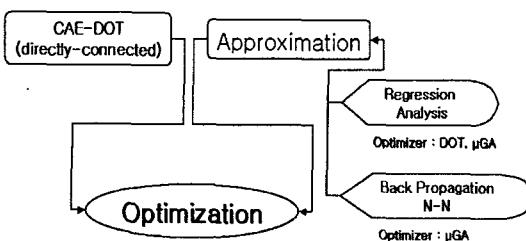


Fig. 1 The methods of optimization

보완하기 위해서 슬라이더의 정적 상태에서의 부상 높이나 피칭, 롤링각에 대한 특성파악이 중요하게 되었고, 동적 상태에서의 부상 높이 변화량 등에 대한 자세한 연구가 필요하게 되었다. 따라서 공기 유동의 영향을 고려한 ABS의 형상 최적화 설계가 중요하게 되었다.^(2,3)

본 연구의 모델인 OFH(Optical Flying Head)의 공기부상베어링 표면은 대부분의 수치적 최적화 문제와 마찬가지로 해석프로그램을 수행하는 과정에서 계산량이 방대하게 요구된다. 따라서 설계해를 신속하게 탐색하기 위해 함수 근사화 기법이 필요하며 전역최적화기법 하에서는 다항식 또는 신경회로망(Neural Network)기반 반응 표면 기법이 사용되고 있다.^(4,5)

본 논문에서는 파라미터 분석기반 최적화기법을 이용하여 회귀분석과 신경회로망을 통해 근사화 모델을 만들고 이를 이용하여 상용 최적화 도구인 DOT(design Optimization Tool)와 전역 최적화를 이루기 위해 고안된 μGA를 optimizer로 사용하였다.^(6,7) 또한 근사최적화 값의 타당성을 살펴보기 위해 해석프로그램과 optimizer(DOT)를 직접 연결하는 최적화도 수행하였다.

위에서 설명한 최적화 방법들을 Fig. 1에 제시하였다.

제시 된 네 가지의 최적화 방법은 각각 모델의 근사화에 따른 세 가지의 방법과 해석프로그램과 optimizer를 직접 연결하는 방식으로 구성된다.

모델의 근사화 방법은 다시 2 차 회귀분석을 통한 근사화 방법과 역전파신경회로망(BPN)을 이용한 근사화 방법으로 나뉜다.

2 차 회귀분석 근사화 모델의 최적화에는 DOT와 μGA의 두 가지 optimizer로서 최적화를 수행하였으며, 역전파신경회로망을 통한 근사화 모델에는 전역 최적화를 이를 수 있도록 고안 된 μGA를 optimizer로 사용하였다.

2. 문제의 구성

2.1 압력분포 해석

본 연구에 적용 된 공기부상베어링은 공기 유동에 의해 발생되는 압력을 이용하여 부상 특성

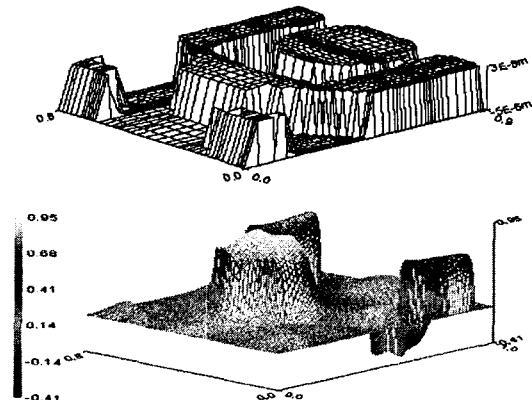


Fig. 2 The initial 3D-model and distribution of pressure

들을 제어 하도록 설계 되었다. 그것은 Recess 와 Base-Recess, 그리고 레일형상의 역할로 인하여 공기부상베어링표면에 음압과 양압이 발생되는 것을 의미한다. Fig. 2는 본 연구에 적용한 초기모델의 3 차원 형상과 공기부상베어링표면에서의 압력 분포를 나타낸다.

공기베어링의 지배방정식은, 윤활막에서의 압력 형성에 대한 지배 방정식인, 레이놀드 방정식이다. 레이놀드 방정식은 나비어-스톡스 방정식으로부터 유도된다. 여러 가지 가정을 통해서, 순수 미끄러짐이 있는 기체 윤활막에 대한 등온 레이놀드 방정식은 다음과 같다.

$$\frac{\partial}{\partial X} [PH^3 Q_p \frac{\partial p}{\partial X} - \Lambda_x PH] + \frac{\partial}{\partial Y} [PH^3 Q_p \frac{\partial p}{\partial Y} - \Lambda_y] = S \frac{\partial(PH)}{\partial T} \quad (1)$$

여기서 Q_p 는 미끄러짐에 대한 보정을 나타내는 유동 인자(flow factor)인데 이러한 유동인자를 나타내는 모델은 여러 가지가 있다.

$Q_p = 1$	연속모델
$Q_p = 1 + 6a \frac{Kn}{PH}$	1 차 슬립 모델
$Q_p = 1 + 6a \frac{Kn}{PH} + 6(\frac{Kn}{PH})^2$	2 차 슬립 모델
$Q_p = f(\frac{Kn}{PH})$	Fukui-Haneko 모델

Fukui-Haneko 모델에서 Kn 은 누센 수(knudsen number)로서,

$$Kn = \frac{\lambda}{h}$$

이며 λ 는 공기 분자의 평균 자유 거리이며 h 는 베어링과 디스크 사이의 간격이다. 따라서 헤드/디스크의 간격이 작아지면 Kn 값이 커지고 분자의

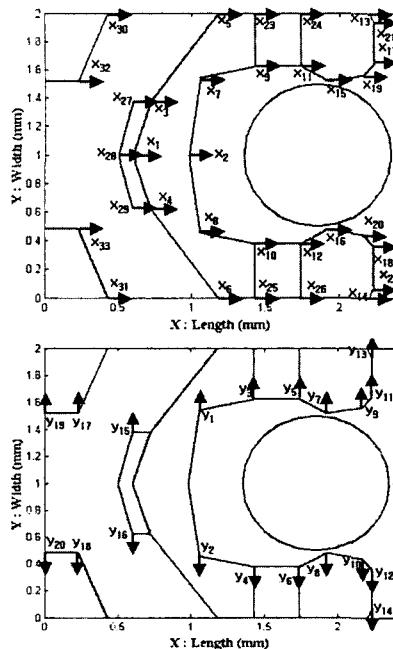


Fig. 3 The coordinated 53 design variables on the rail

Table 1 The parameters

Disk Rotation Speed	4500 rpm
Skew Angle	-2 ~ 15 (deg)
Radius(Inner-Outer Skew)	5.8 ~ 11 mm

자유 운동 거리의 영향도 커진다.⁽⁸⁾ 본 논문에서는 Miu 와 Bogy 의 레이놀즈 방정식에 Fukui-Haneko 모델을 사용하여 슬립효과를 고려한 해석을 사용하였다.

2.2 초기 모델의 구성

본 연구에서 사용된 초기 모델은 Fig. 3에서 보이는 53 개의 레일에 대한 좌표 설계변수와 5 개의 외부설계변수로 구성 되어있다.

좌표 설계 변수 이외의 변수로는 딥플에서 가해지는 (pre)Load 와 슬라이더의 Base_Recess, Recess, Crown, Camber 를 설계변수로 선정하였다.

Table 1 은 초기 모델의 파라미터 값을 나타내고 있다.

여기서 Skew Angle 서스펜션의 구동 되는 범위를 각도로 나타낸 것이며, Radius 는 Skew Angle 이내, 외주 양 끝 단에 위치할 때의 디스크 반경을 뜻한다.

2.3 최적화 문제의 구성

서론에서 설명한 바와 같이 근접장 기록을 위해서는 SIL 과 디스크의 표면 사이의 갭을 약 100nm

Table 2 The characteristics of initial model

Id_OBJ_FH	Id_Min_FH	Id_Pitch	Id_Roll
57.03nm	54.14nm	29.55μrad	-4.51μrad
Od_OBJ_FH	Od_Min_FH	Od_Pitch	Od_Roll
65.58nm	56.67nm	41.72μrad	-6.88μrad

이하로 유지하는 것이 중요하다. 또한 근접장 기록을 위한 렌즈들은 틸트값에 크게 민감한 특성을 가지고 있기 때문에 이러한 점들을 만족하는 구동기의 개발이 필요하므로, 슬라이더의 정적 상태에서의 부상 높이나 피칭, 롤링각에 대한 특성파악이 중요하게 되었다.

본 연구에서는 정적 상태에서 렌즈 중심과 디스크 사이의 간격을 내, 외주 동일하게 50nm 로 유지시키고[식 (2)], 피치각과 롤링각은 광의 맷 힘(spot)이 일정하게 유지되는 범위로 제한하였으며, 슬라이더의 최소 부상 높이를 40nm 로 제한하여 디스크와 접촉되는 것을 막는 구속조건을 부과하였다.

$$\text{Minimize } f(x)$$

$$f(x) = w_1(f_{\text{h_out}} - f_{\text{h_in}})^2 + w_2((f_{\text{h_out}} + f_{\text{h_in}})/2 - 50)^2 \quad (2)$$

Subject to:

$$25\mu\text{rad} \leq \text{Pitch_id}, \text{Pitch_od} \leq 40\mu\text{rad} \quad (3)$$

$$-5\mu\text{rad} \leq \text{Roll_id}, \text{Roll_od} \leq 5\mu\text{rad} \quad (4)$$

$$40\text{nm} \leq \text{Min_fh} \quad (5)$$

$f_{\text{h_out}}$, $f_{\text{h_in}}$ 은 각각 서스펜션이 외주와 내주의 위치에 있을 때 렌즈 중심에서의 부상 높이를 의미하며, 식 (3), (4), (5)는 각각 내, 외주에서의 피칭각, 롤링각, 최소부상높이에 대한 구속 조건을 뜻한다. 이러한 초기 모델의 부상 특성을 Table 2 에 나타내었다. 초기 모델의 렌즈 중심에서의 부상 높이가 내, 외주에서 각각 57.03nm 과 65.58nm 로 목표인 50nm 과 크게 차이가 나며, Od_Pitch 와 Od_Roll 은 구속조건을 위배한 상태이다.

3. 근사화 모델 및 최적 설계

3.1 설계변수의 선정

위에서 보인 바와 같이 이 문제의 경우 58 개의 설계변수를 가지는 복잡한 형태를 가지고 있다.

따라서 근사화 모델을 만들기 위해서 우선 58 개의 설계 변수 중 목적 함수와 제약 조건에 많은 영향을 미치는 변수들을 선정해야 한다.

이러한 영향도(effectiveness) 분석을 통하여

Table 3 The selected design variables

Id_OBJ_fh	load(18%), x2(12%), x3(8%)
Id_Min_fh	load(17%), x2(10%), x3(7%), y6(7%)
Id_Roll	y6(14%), y5(11%), y4(6%), y3(6%)
Id_Pitch	crown(11%), load(8%), x2(8%), x3(7%), base_recess(6%)
Od_OBJ_fh	load(16%), x2(13%), x3(12%)
Od_Min_fh	load(14%), x2(11%), x3(10%), base_recess(6%)
Od_Roll	y6(12%), y5(7%)
Od_Pitch	x3(12%), x2(10%), load(9%), crown(8%), base_recess(6%)

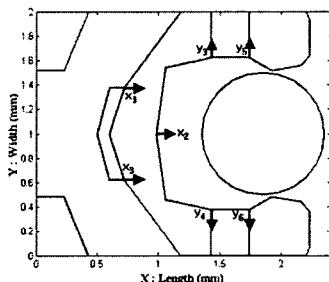


Fig. 4 Selected coordinated design variables

목적함수와 제약조건을 구성하는 8 개의 항에 대하여 각각 영향도가 높은 설계 변수들을 Table 3과 같이 찾을 수 있었다. 영향도 분석은 실험계획법의 하나인 중심합성법을 사용하여 평균분석을 통한 결과이다.

Table 3에 보이는 설계 변수는 목적함수와 제약조건을 구성하는 8 개의 항들에 대해 각각 6% 이상의 영향도를 미치는 변수들을 선정한 것이다.

Table 3에 포함된 설계 변수들은 10 개로서 좌표 변수 6 개와 4 개의 외부 변수로 구성된다. 좌표 변수로는 x2, x3, y3, y4, y5, y6이 있으며(Fig. 4) 외부 변수로는 load, base-recess, crown, camber로 구성되었다.

3.2 회귀분석을 이용한 근사화 모델링

증 회귀분석은 설계 요소들 사이의 관계에 대한 모델을 설계하는데 사용된다. 본 연구에서는 증 회귀분석을 통하여 앞서 선정된 10 개의 설계 변수들로서 목적함수와 제약조건을 구성하는 8 개의 항들과의 관계를 반응 표면식으로 표현하였다. 회귀분석에 사용한 데이터는 실험계획법 중 중심합성법을 사용하였으며, 설계 변수와 8 개의 항들 간의 관계는 Table 4과 같이 나타났다. 증 회귀분석 결과는 모두, Adj R-square 값이 95% 이상의 신뢰도를 가졌다.

Table 4 Effective analysis using DOE

	Id/Od_min	Id/Od_obj	Id/Od_pitch	Id/Od_roll
X2	20 / 20	24 / 24	15 / 18	4 / 3
X3	15 / 20	18 / 25	15 / 23	4 / 3
Y3	0 / 0	1 / 0	5 / 1	15 / 0
Y4	5 / 2	2 / 0	2 / 1	15 / 20
Y5	1 / 3	3 / 4	9 / 5	23 / 20
Y6	10 / 5	3 / 1	6 / 4	29 / 41
Load	26 / 21	28 / 24	11 / 13	4 / 6
B_recess	8 / 8	8 / 8	1 / 3	1 / 1
Recess	8 / 11	6 / 7	8 / 9	0 / 0
Crown	3 / 5	0 / 2	22 / 17	1 / 2

단위(%)

3.3 BPN을 이용한 근사화 모델링

본 논문에서는 여러 가지 신경망 중에서도 오류역전파 규칙을 사용한 역전파 신경 회로망을 사용하였다. 오류역전파규칙(Error back propagation)이란 먼저 초기의 연결 강도로 생성된 출력값과 목표값의 오차를 구한 후, 오차를 감소시키는 방향으로 연결 강도를 조절해 나가는 것을 말한다.

본 연구에서는 10 개의 설계 변수가 입력층(Input Layer)의 노드로 구성되어 10 개의 노드로 구성된 하나의 은닉층(Hidden Layer)과 연결 되고, 출력층(Output Layer)을 구성하는 목적함수와 제약 조건의 8 개의 항들이 은닉층과 연결되는 구조를 가진다. BPN을 통한 8 개의 근사화 모델의 평균 오차율은 3.12%로 근사화의 신뢰도가 높다는 것을 알 수 있었다. 앞서 회귀 분석 시 보았던 실험계획법을 이용한 영향도 분석과 같이 역전파 신경 회로망을 이용하여 입력과 출력 사이의 관계를 정량적으로 나타낼 수 있는데, 그것은 네트워크 사이의 인과관계(causality)를 정량적으로 분석함으로써 전역민감도(global sensitivity)에 대한 정보를 제공하는 가중치행렬을 통해 알 수 있다.

가중치해석방법을 전개하기 위해 은닉층이 하나만 있는 경우의 BPN을 고려한다. 여기서 w_{ij} 및 u_{jk} 는 각각, 입력-은닉층 및 은닉-출력층간의 상호 연결 가중치이다. 상호연결 가중치의 크기는 데이터정보의 흐름을 나타내기 위해 사용되는데, i번째 입력층 뉴론으로부터 j번째 은닉층 뉴론에 전달되는 신호인 f_{ij} 는 다음과 같다.

$$S_j = \sum_{i=1}^N |w_{ij}| \quad (6)$$

$$f_{ij} = \frac{|w_{ij}|}{S_j} \quad (7)$$

여기서, S_j 는 입력층의 모든 뉴론과 은닉층의

j-번째 뉴론 사이에 존재하는 가중치 크기의 합이다. 이를 이용하여 입력층의 i-번째 뉴론으로부터 전달된 신호의 결과는 다음과 같다.

$$\eta_{ik} = \sum_{j=1}^J \frac{|w_{ij}| \cdot |u_{jk}|}{S_j} \quad (8)$$

입력층의 전체 뉴론에 대한 신호의 합은 식(9)과 같고, 입력층의 i-번째 뉴론과 출력층의 k-번째 뉴론 사이의 관계인 가중치 행렬은 식(10)으로 나타낸다.

$$H_k = \sum_{i=1}^N \eta_{ik} \quad (9)$$

$$T_{ik} = \frac{\eta_{ik}}{H_k} \quad (10)$$

식(10)을 정규화(normalization)시키면 입력층의 i-번째 뉴론과 출력층의 k-번째 뉴론 사이의 정량적 인과관계를 나타내는 가중치행렬이 얻어지는 데, 그 결과는 식 (11)로 주어진다.

$$t_{ik} = \frac{T_{ik}}{\sum_{i=1}^N T_{ik}} \quad (11)$$

가중치 행렬의 결과를 Table 5에 나타내었다. 실현계획법을 이용한 영향도 분석과 가중치 행렬의 결과가 거의 유사함을 볼 수 있다. 이러한 결과는 회기 분석을 이용한 근사화 모델과 BPN을 이용하여 만든 근사화 모델 모두 신뢰할 수 있는 근사화 모델임을 나타내는 것이다.^(9,10)

3.4 비근사 최적화

최적화 방법 중 근사화 모델을 쓰지 않고 해석 프로그램과 optimizer를 직접 연결 하는 방식으로서 이 방법에서는 58개의 설계 변수를 모두 적용

Table 5 Weight analysis using BPN

	Id/Od_min	Id/Od_obj	Id/Od_pitch	Id/Od_roll
X2	24 / 23	27 / 27	16 / 20	5 / 4
X3	16 / 21	18 / 25	14 / 23	4 / 4
Y3	0 / 0	2 / 0	5 / 1	16 / 1
Y4	6 / 2	2 / 1	2 / 2	14 / 20
Y5	1 / 3	4 / 4	10 / 6	23 / 21
Y6	12 / 7	4 / 2	7 / 5	30 / 43
Load	19 / 17	23 / 20	9 / 10	4 / 5
B_recess	7 / 8	8 / 9	0 / 3	1 / 1
Recess	10 / 13	7 / 9	9 / 10	1 / 0
Crown	5 / 6	3 / 3	26 / 20	2 / 1

단위(%)

하는 최적화를 수행하였다. 최적화 수행에 쓰인 optimizer로는 상용 최적화 도구인 DOT를 사용하였으며, MMFD(Modified Method of Feasible Direction)로 해석하였다.

4. 결과 및 고찰

4.1 RSM-DOT, RSM- μ GA 최적 설계 결과

회귀분석을 이용한 근사화 모델을 DOT를 사용하여 (option : MFD) 최적 설계한 결과와 μ GA를 사용하여 최적 설계한 결과를 각각 Table 6, Table 7에 나타내었다. Table 6, 7의 'Approximation'에 해당하는 값은 중 회귀분석을 이용하여 만든 근사화 모델에 대하여 optimizer인 DOT와 μ GA로서 최적화 시킨 값이다. 이러한 방법으로 최적화 된 10개의 설계변수들을 다시 해석프로그램에 입력하여 해석 한 결과를 'Real value'로 나타내었다. 근사화 결과와 해석프로그램을 이용한 결과와의 오차를 내주/외주로 각각 나타내었는데 0.94/3.3%와 0.24/1.15%로서 근사화 모델이 실제의 값을 적절히 추종하고 있음을 알 수 있었다. Fig. 5, Fig. 6은 초기 모델과 최적 모델의 형상을 나타낸 것으로 두 가지 결과 모두 초기 모델보다 슬라이더의 중앙부분의 면적이 많이 감소한 것을 볼 수 있다. 이것은 슬라이더에 음압을 증가시켜 부상 높이를 줄여주는 역할을 하였으며, 해석 결과들을 통해 이를 증명할 수 있었다.

Table 6 Optimization result for RSM-DOT

	Id_OBJ_FH/Od_OBJ_FH
Real value	50.4 / 48.4nm
Approximation	50.0 / 50.0nm
Error	0.94 / 3.3%

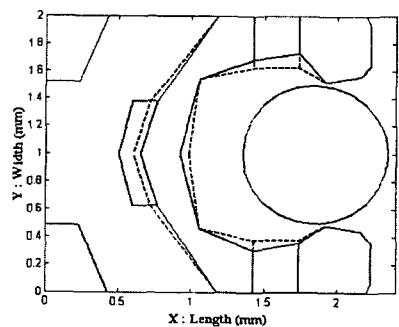


Fig. 5 The geometry change for RSM-DOT
(solid:optimal, dash:initial)

Table 7 Optimization result for RSM- μ GA

	Id_OBJ_FH/Od_OBJ_FH
Real value	50.1 / 49.4nm
Approximation	50.0 / 50.0nm
Error	0.24 / 1.15%

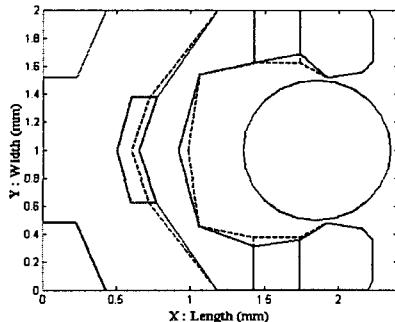
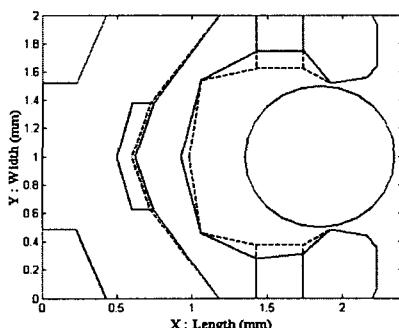
Fig. 6 The geometry change for RSM- μ GA (solid:optimal, dash:initial)

Table 8 The result of constraints

	Id_Min	Id_Pitch	Id_Roll
RSM-DOT	48.0nm	28.3 μ rad	4.9 μ rad
RSM- μ GA	48.5nm	26.6 μ rad	3.7 μ rad
	Od_Min	Od_Pitch	Od_Roll
RSM-DOT	43.5nm	35.5 μ rad	1.3 μ rad
RSM- μ GA	45.1nm	33.0 μ rad	-1.3 μ rad

Fig. 7 The geometry change for BPN- μ GA (solid:optimal, dash:initial)

또한, Table 8에 보이는 바와 같이 위의 두 최적화 결과는 6 가지의 구속조건을 모두 만족하는 것으로 나타났다.

4.2 BPN- μ GA 최적 설계 결과

앞서 설명 한 바와 같이 역전파 신경 회로망을 이용한 근사화 모델을 전역 최적화를 구현하기 위해 고안 된 μ GA로서 세 번째 근사 최적화를 수행하였다.

Table 9 Optimization result for BPN- μ GA

	Id_OBJ_FH/Od_OBJ_FH
Real value	50.4 / 49.6nm
Approximation	50.0 / 50.0nm
Error	0.86 / 0.83%

Table 10 The result of constraints

	Id_Min	Id_Pitch	Id_Roll
BPN- μ GA	47.6nm	28.7 μ rad	1 μ rad
	Od_Min	Od_Pitch	Od_Roll
BPN- μ GA	42.4nm	37.5 μ rad	-0.2 μ rad

Table 11 Optimization result for directly connected method

	Id_OBJ_FH/Od_OBJ_FH
Value	49.7 / 50.1nm

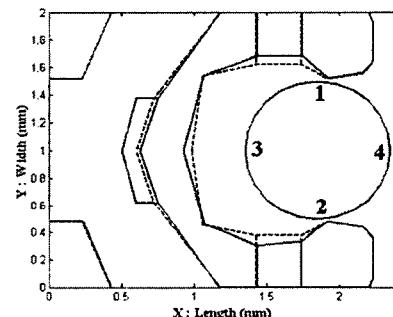


Fig. 8 The geometry change for directly connected method (solid:optimal, dash:initial)

Table 9에서 보이는 바와 같이 앞서 보인 두 가지 근사 최적화 방법과 비교해 볼 때, 오차율이 내, 외주에서 0.86 / 0.83 (%)로서 앞서 본 결과보다 낮은 값을 보였다. 한편, 공기부상베어링표면 형상을 살펴보면 회귀분석을 이용한 근사화 모델을 사용한 두 형상(Fig. 5, Fig. 6)은 유사한 형태를 보이며 BPN을 근사화 모델로 사용한 Fig. 7의 형상과는 차이가 있음을 알 수 있다.

Table 10는 BPN- μ GA 방법에서 6 가지의 구속 조건을 모두 만족 하였음을 나타내고 있다.

4.3 비근사 최적 설계 결과

앞서 설명한 바와 같이 근사 최적화 결과의 신뢰성을 살펴보기 위해 근사화를 통하지 않는 즉, 해석프로그램과 optimizer를 직접 연결하여 최적화를 수행해 보았다. Table 11, Fig. 8, Table 12에 최적화 결과를 나타내었다.

Table 12 The result of constraints

	Id_Min	Id_Pitch	Id_Roll
Dir-Con	47.93nm	27.96 μ rad	-0.59 μ rad
	Od_Min	Od_Pitch	Od_Roll
Dir-Con	44.35nm	36.49 μ rad	-1.97 μ rad

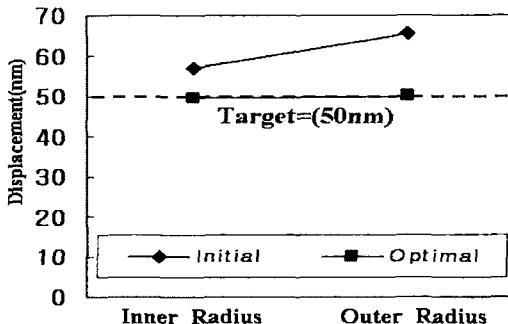


Fig. 9 The Variation of flying height on the interesting point(the center point of the lens)

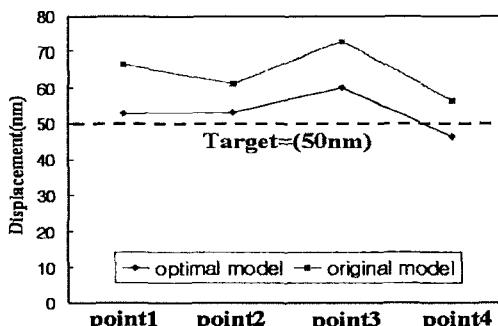


Fig. 10 The variation of flying height on the aperture

해석프로그램과 optimizer 를 직접 연결한 위의 방법의 해석 결과인 Fig. 8 는 53 개의 좌표 변수와 5 개의 외부 변수가 모두 설계 변수로서 작용 한 형상을 나타내는 그림이다. 그것은 앞서 근사 최적화 시 사용 되었던 6 개의 좌표 변수와 4 개의 외부변수(총 10 개) 보다 48 개의 변수가 더 포함 된 해석 결과임을 뜻한다. 비근사 최적화(directly connected)도 6 개의 구속 조건은 모두 만족 시켰음을 Table 12 를 통해 알 수 있다.

이러한 최적화 과정을 거친 후 슬라이더의 부상 특성을 초기 모델의 것과 비교한 결과를 Fig. 9 ~ Fig. 10 에 나타내었다.

Fig. 9 은 렌즈 중심에서의 부상 높이의 변화로서 최적화 과정을 거친 후 목표 부상 높이인 50nm 에 내, 외주의 결과가 거의 수렴 한 것을 볼 수 있다.

Fig. 10 은 Fig. 8 에 표시 되어 있는 1, 2, 3, 4 의 위치에서의 초기모델과 최적설계모델의 부상 높이

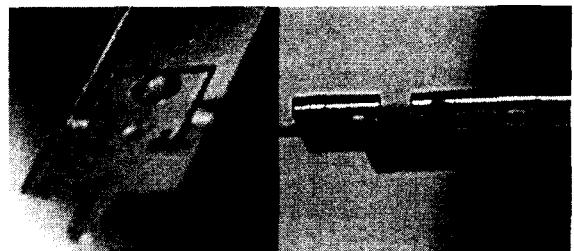


Fig. 11 Optimized and fabricated optical flying head system

변화를 나타내고 있다. 점 1, 2, 3, 4 는 각각 렌즈의 유효 구경에 위치한 점들로서, 네 점의 부상 높이의 평행도(flatness)가 높을수록 틸트가 낮아지게 된다. 네 점의 목표 부상 높이도 렌즈 중심의 목표 부상 높이와 같은 50nm 이다. Fig. 10 을 통해 최적화 과정 후 네 점의 부상 높이가 초기 모델에 비해 50nm 부근으로 크게 이동하였으며, 평행도 또한 초기모델 보다 향상 되었음을 볼 수 있다.

위에서 보인 초기모델과 최적 모델의 비교는 비근사 최적화(directly connected)에 의한 결과모델을 사용하였다. 하지만 앞서 보인 것처럼 근사 최적화를 통한 모델들도 위의 결과에 거의 근접한 결과를 얻을 수 있었다. 또한 비근사 최적화에 의한 최적화는 근사 최적화 방법에 비해 해석프로그램의 계산 시간이 방대하여 많은 계산 비용을 요구하는 단점이 있었다.

4.4 실험 방법 및 결과

앞서 수행 된 최적화 결과 중 비근사화 모델을 실 제작하여(Fig. 11) 다음과 같이 실험하였다.

먼저 OBJ_FH 를 측정 하고, 실제 구동 시 나타나는 부상높이와 피칭, 롤링각의 변동 범위(modulation)를 측정하였다.

실험에는 dual-beam LDV 을 사용하여 하나의 빔은 디스크에, 그리고 다른 하나의 빔은 슬라이더의 끝 단에 LDV 를 최대한 밀착시켜 포커싱 하도록 하였다. LDV 의 속도 대역과 변위의 감도는 각각 5mm/s/V, 2 μ m/V 로서 사용 되었으며, LDV 는 2nm 의 해상도를 가지고 있다. 오실로스코프에서의 샘플링률(sampling rate)은 2ms 이다. 실험에 사용 된 디스크는 유리(glass) 디스크로 디스크의 진동은 약 7 μ m 이며, 실험은 클린 부스의 방진 테이블 위에서 진행 되었으며, 슬라이더의 제작 오차는 약 1/100nm 이내이다.

실험 결과 최적화 된 공기부상베어링은 Fig. 12 에 나타난 것처럼 약 57nm 를 부상하는 것으로 측정 되었다. 그것은 시뮬레이션 결과와 약 7nm 정도 차이가 나지만, 디스크의 진동과 같은 실제 상황에서 발생되는 여러 가지 조건들을 고려할 때 적절한 결과를 보인 것으로 판단 된다.

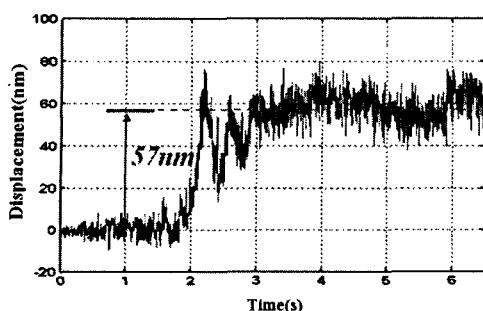


Fig. 12 Flying height of OFH
(at linear velocity, skew: 5.2m/s, 15deg)

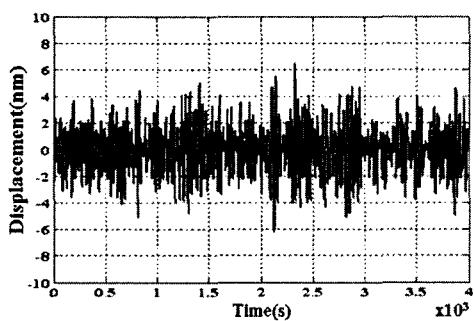


Fig. 13 Flying height modulation

Fig. 13 은 슬라이더의 모듈레이션을 나타내고 있으며, 최대 변위차(peak to peak)가 약 12nm로 측정 되었다. 퍼치와 률에 대한 모듈레이션 결과 최대 위상 차이는 두 결과 모두, 약 10 μ rad 으로 나타났다. 이러한 결과를 볼 때, 최대 변위차가 발생하여도 슬라이더의 부상이 100nm 이하로 유지 되는 것을 알 수 있었으며, 따라서 근접장의 효과인 Evanescent 파의 효과를 유지 시킬 수 있음을 알 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 고밀도의 정보저장 기술인 근접장 기술(Near Field Recording)의 실현을 위해서 SIL(Solid Immersion Lens)를 탑재한 슬라이더의 공기부상베어링표면(Air-Bearing Surface)에 대한 최적 설계를 수행하였다. 네 가지의 최적화 과정을 통하여 정적(Static) 상태에서 OFH 가 설계 구속 조건을 모두 만족하며, 렌즈 중심에서 내, 외주 각각 50nm를 유지하는 결과를 얻을 수 있었다.

특히 신경회로망과 회귀분석을 이용한 근사 최적화 방법은 작은 시간 비용에도 좋은 시뮬레이션 결과를 얻을 수 있었으며, 또한 해석프로그램과 optimizer 를 직접 연결하는 방법(비근사 최적화 방법)에서 오는 많은 문제점들을 해결 하는 장점도 가지고 있었다.

끝으로 실험을 통하여 실제 측정값이 시뮬레이션의 결과를 적절히 추종하는 것을 확인 했으며, 이를 통해 시뮬레이션을 이용한 최적화 결과를 검증할 수 있었다.

후기

이 연구는 한국과학재단 지정 한양대학교 최적설계신기술센터의 연구비지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

- Taesun Song, Hyunck-Dong Kwon, No-Cheol Park, Yuong-Pil Park, 2002, "Elliptic Solid Immersion Lens for NFR; Compensation for disk thickness variation and disk tilt," *Optical Memory and Optical Data Storage Topical Meeting, International Symposium on*, pp. 210~212
- Matthew A. O'Hara, Yong hu and David B. Bogy, 1996, "Effects of Slider Sensitivity Optimization," *IEEE TRANSACTIONS ON MAGNETICS*, Vol. 32, No. 5. pp. 3744~3746
- Cha, E. and Bogy, D. B., 1995, "A Numerical Scheme for Static and Dynamic Simulation of Subambient Pressure Shaped Rail Sliders," *ASME Journal of Tribology*, Vol. 117, pp. 36~46
- Jongsoo Lee, Seungjin Kim, 2001, "Applications of Soft Computing Techniques in Response Surface Based Approximate Optimization," *KSME International Journal*, Vol. 15 No. 8, pp. 1132~1142
- Giunta, A. A., Balabanov, V., Haim, D., Grossman, B., Mason, W. H., Watson, L. T. and Haftka, R. T., 1997, "Multidisciplinary Optimization of A Super-sonic Transport Using Design of Experiment Theory and Response Surface Modeling," *The Aeronautical Journal*, Vol. 101, No. 1008, pp. 347~365
- Krishnakumar, K., 1989, "Micro-Genetic Algorithms for stationary and non-stationary function optimization," *Intelligent Control and Adaptive Systems*, Vol. 1196, pp. 289~296.
- Coello, C. A. and Pulido, G. T., 2001, "Multi-objective Optimization Using a Micro-Genetic Algorithm," *GECCO 2001*, pp. 274~296
- Fu, T. C. and Suzuki, S., 1999, "Low Stiction/Low Glide Height Head-Disk Interface for High-Performance Disk Drives," *Journal of Applied Physics*, Vol. 85, No. 8, pp. 5600~5605.
- Kim, W. S., Lee, J. S., 1999, "System Decomposition Techniques in Multidisciplinary Design Optimization Problems Using Genetic Algorithms and Neural Networks," *COSE/K*, Vol. 12, No. 4, pp. 619~627.
- Carpenter, W. C. and Barthelemy, J. -F. M., 1993, "A Comparison of Polynomial Approximations and Artificial Neural Networks as Response Surface," *Structural Optimization*, Vol. 5, pp. 166~174