

# 조합 유전 알고리듬을 이용한 증기 터빈 회전체-베어링 시스템의 최적설계

Optimal Design for Steam-turbine Rotor-bearing System Using Combined Genetic Algorithm

김 영 찬\* · 최 성 필\* · 양 보석†

Young-Chan Kim, Seong-Pil Choi and Bo-Suk Yang

(2002년 3월 4일 접수 : 2002년 4월 1일 심사완료)

**Key Words :** Optimum Design(최적설계), Genetic Algorithm(유전 알고리듬), Simplex Method (심플렉스법), Steam Turbine Rotor(증기 터빈 회전체), Journal Bearing(저널 베어링)

## ABSTRACT

This paper describes the optimum design for low-pressure steam turbine rotor of 1,000 MW nuclear power plant by using a combined genetic algorithm, which uses both a genetic algorithm and a local concentrate search algorithm (e.g. simplex method). This algorithm is not only faster than the standard genetic algorithm but also supplies a more accurate solution. In addition, this algorithm can find the global and local optimum solutions. The objective is to minimize the resonance response (Q factor) and total weight of the shaft, and to separate the critical speeds as far from the operating speed as possible. These factors play very important roles in designing a rotor-bearing system under the dynamic behavior constraint. In the present work, the shaft diameter, the bearing length, and clearance are used as the design variables. The results show that the proposed algorithm can improve the Q factor and reduce the weight of the shaft and the 1st critical speed.

## 1. 서 론

회전기계의 성능 향상과 진동·소음의 발생은 서로가 상반된 관계를 가지고 있다. 즉, 기계의 에너지 효율을 향상시키기 위해서는 소형화, 경량화, 고속화, 고압화 및 고온화를 통하여 유량과 압력을 최대화하고, 에너지 손실을 최소화하지 않으면 안 되고, 이는 기계 구조의 강도 개선뿐만 아니라, 진동 및 소음을 발생시키는 요인으로 되는 경우가 많다. 따라서 설비들의 최적화가 매우 중요한 문제로 대두되고 있다. 이들 설비의 최적화는 경량화, 저비용 및 고성능을

위해 다수의 설계변수들에 대한 최적값을 찾는데 그 목적이 있으며, 또한 시스템에 포함된 각종 성능 및 형상 파라미터 등을 변수로 하는 다변수 문제의 최소 또는 최대 값을 찾는 것이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 탐색 방법들이 개발되어 왔다.<sup>(1~3)</sup> 그러나 전통적인 최적화 기법들은 설계변수의 기울기 정보를 필요로 하거나, 탐색 시작점에 따라서 전역 최적해를 찾지 못하고 국부 최적해에 수렴하는 경우가 발생하며, 해 공간 내에 존재하는 모든 전역 최적해를 찾지 못한다는 단점을 가지고 있다.

이러한 단점을 극복하면서 전역 최적해를 탐색할 수 있는 알고리듬이 최근 개발되어 왔다. 이중에서 널리 사용되고 있는 것이 유전 알고리듬(genetic algorithm: GA)이다.<sup>(4~8)</sup> 유전 알고리듬이란, 자연환경에 적응하여 가는 생명체의 진화이론을 함수최적화에 적용한 이론으로 어떠한 수치적인 조작이나 설계

\* 책임저자, 정희원, 부경대학교 기계공학부

E-mail : bsyang@pknu.ac.kr

Tel : (051) 620-1604

\* 정희원, 부경대학교 대학원

원수에 대한 사전정보를 필요치 않으며, 또한 주어진 해공간 내에서 다점 탐색(multi-point search)을 동시에 수행하기 때문에 단일점 탐색(single-point search)을 이용하는 기존의 알고리듬에 비해 더욱 빠른 계산속도를 갖는 특징이 있다.<sup>(9)</sup>

저자들은 전역탐색과 국부탐색을 이원화 하여 탐색정도와 시간을 향상시키며 동시에 전역 최적해 뿐만 아니라 필요에 따라서는 국부 최적해도 함께 탐색이 가능하도록 향상된 유전 알고리듬(enhanced genetic algorithm: EGA)을 이용한 최적화기법을 제안하였다.<sup>(10,11)</sup>

본 연구에서는 이 제안된 기법을 이용하여 기동 시에 과도한 진동의 발생을 경험하고 있는 실제 발전 플랜트용 저압 증기 터빈 회전체와 지지 베어링의 저 진동화를 위한 최적설계를 수행하고 그 결과를 나타내었다.

통상 발전 플랜트용 대형 증기 터빈 회전체는 1차와 2차 위험속도 사이 또는 2차 위험속도 이상에서 운전되고 있다. 그러므로 원활한 운전을 위해서는 위험속도 뿐만 아니라 정격속도에서의 진동해석 결과가 설계에 고려되어야만 한다. 실제 설계에서 공진배율인 Q factor는 위험속도에서 진동진폭을 예측하기 위해 사용된다. 회전체·베어링시스템에서 진동진폭이 너무 높다면, 이러한 높은 진동은 과도한 불평형, 정렬불량 및 접촉(rubbing) 등의 문제에 기인하여 발생될 수 있다.

회전축계의 최적설계는 실제 설계상의 제약조건 하에 진동해석을 통한 축계의 위험속도를 특정 영역으로 이동시켜 공진을 회피하거나, 진동응답을 최소화시키는 등을 목적으로 설계변수를 결정하는 것으로, 본 논문에서는 위험속도(critical speed)와 공진배율의 최소화 및 저 중량 설계를 목적으로 한다. 또한 다양핚 설계변수에 대한 감도해석을 통하여 회전축계의

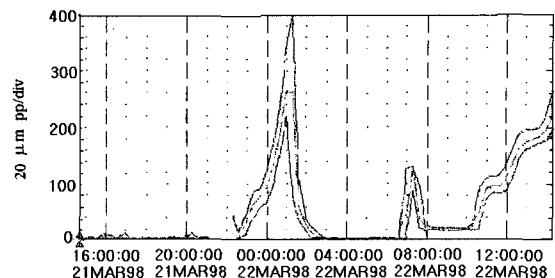


Fig. 2 Vibration trend plot during start-up for low-pressure turbine of 1,000 MW nuclear power plant

진동특성에 미치는 영향의 정도를 파악하여 우선 순위를 결정함으로써 계산시간을 감소시키도록 하였다.

## 2. 저압 증기터빈의 최적설계

Fig. 1은 고압 터빈(HP), 2대의 저압 터빈(LPA, LPB), 발전기(generator) 및 여자기(exciter)로 구성된 1,000 MW급의 원자력 발전 플랜트용 터빈·발전기의 개략도를 나타낸다. Fig. 2는 Fig. 1의 저압 터빈에서 기동 중 래비린스 실의 접촉에 기인하여 발생한 높은 진동을 나타내는 측정 네이터의 일 예이다. 이 그림에서와 같이 높은 공진배율을 가지는 저압 터빈 회전체에서는 기동과 정지 중에 위험속도를 통과하는 동안 높은 진동을 야기할 수 있다.

### 2.1 증기터빈 축계의 진동특성

본 연구에서 최적설계의 대상으로 하는 저압 증기터빈(LP steam turbine)의 축계 모델을 Fig. 3에, 그리고 Table 1에 주요 사양을 나타내었다.

저압터빈은 14개의 블레이드 단에 정격운전속도 1,800 rpm으로 운전되며, 좌, 우측에 2원호 베어링(2 lobe bearing)으로 지지되어 있다.

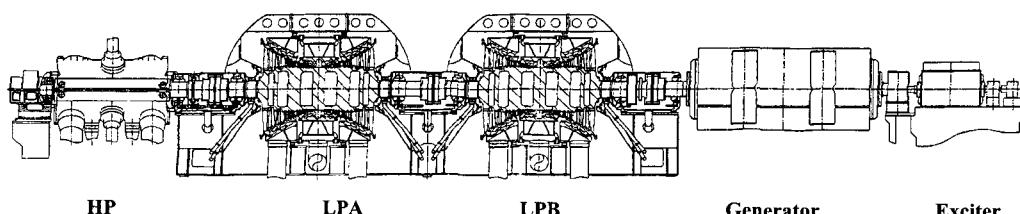


Fig. 1 Schematic view of turbine and generator

Table 1 Configuration data of LP turbine

Power rating	1,000 MW
Rotor weight	1,428 kN
Rated speed	1,800 rpm
No. of stages	14 SF
2 lobe bearing	L = 609.6 mm (left side) 584 mm (right side) D = 762 mm C = 0.0338 mm Preload = 0.5

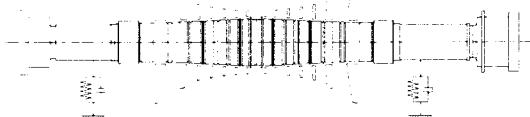


Fig. 3 Shaft model of 1000 MW LP turbine

Fig. 3의 회전축계를 유한요소법을 이용하여 고유진동수를 계산한 결과를 Fig. 4에 나타낸다.

베어링의 강성 및 감쇠계수는 databook<sup>(12)</sup>에 주어진 자료를 보간하여 계산하였다. 정격운전속도 이내에 1차(803, 894 cpm) 및 2차(1438, 1802 cpm)의 후향 및 전향 위험속도를 가지고 있다. 2차 전향 위험속도(2F)가 운전속도(1,800 rpm)와 거의 일치하지만, Table 2와 같이 2차 전향모드(2F)의 감쇠비가 0.0358로 비교적 크고, 후향모드(2B)는 거의 피크를 감지할 수 없을 정도로 매우 낮다. 그러나 1차 전향모드(1F)의 감쇠비는 0.0089로 매우 낮아 공진배율이 56.14로 매우 크고 기동과 정지시의 위험속도 통과 시에 과도한 진동을 경험하고 있다.

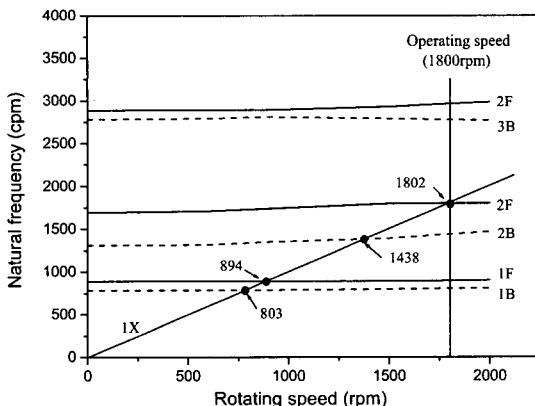


Fig. 4 Campbell diagram of LP turbine rotor

Table 2 Natural frequency, damping ratio and Q factor of LP turbine rotor

Mode	Natural frequency(cpm)	Damping ratio	Q factor
1B	803	0.0340	14.71
1F	894	0.0089	56.14
2B	1,438	0.1246	4.01
2F	1,802	0.0358	13.97

## 2.2 최적설계를 위한 정식화

따라서 최적설계를 위한 목적함수로서 1차 위험속도에서의 공진배율을 낮추는 것을 주 목적으로 하며, 아울러 축의 전체 중량을 줄이고 1차 위험속도를 가능한 낮은 쪽으로 이동시키는 것으로 설정하였다. 즉, 목적함수로는 다음과 같이 정식화된다.

$$f(x) = \alpha \frac{Q_{1F}(x)}{Q_0} + \beta \frac{\omega_{1F}(x)}{\omega_0} + \gamma \frac{W(x)}{W_0}$$

→Minimize (1)

여기서  $W(x)$ ,  $\omega_{1F}(x)$ 와  $Q_{1F}(x)$ 는 회전체의 축 중량, 1차 전향위험속도 및 1차 전향모드의 Q factor를 나타내며, 아래 첨자 0은 초기 설계시의 대응하는 값을 나타낸다. 그리고  $\alpha$ ,  $\beta$  및  $\gamma$ 는 각각의 목적함수에 대한 가중치로써,  $\alpha = 2$ ,  $\beta = 1$ ,  $\gamma = 1$ 로 설정하였다. 주어진 목적함수는 각각 단위와 크기가 서로 다르기 때문에 초기 설계 시의 대응하는 값으로 나누어 무차원화 하였다.

현재 최적설계의 대상이 되는 저압터빈은 실제로 1000 MW급 원자력발전소에서 가동 중에 있으며, 제작사에 의해 설계단계에서 이미 최적설계가 이루어져 있는 상태이다. 따라서 본 연구에서는 2.1절의 문제점을 해결하기 위해 retrofit의 단계에서, 저압터빈 케이싱과 전체 layout에 대한 설계는 변경하지 않고, 터빈 축 직경과 베어링 폭과 직경만을 변경하여 1차 전향 모드의 Q factor를 저감하는 것을 주 목적으로 하고 있다. 물론 축 뿐만 아니라 케이싱, 실 등 모든 설계파라미터를 변경할 수도 있으나, 그렇게 하면 설계비용이 많게 되고 또한 터빈 retrofit 단계에서 케이싱 뿐만 아니라 거의 모든 부품을 새로 제작해야 함으로 retrofit 비용이 너무 많게 된다. 이러한 측면에서 베어링의 span을 변경하게 되면, 케이싱의 구조 변경에 의해 케이싱을 새로 제작해야 하기 때문이다. 물론 베어링 지지대(pedestal)는 터빈 케이싱과 일체로 제

약되어 있다. 또한, 베어링의 span을 줄이기 위해서는 블레이드의 단수를 줄이거나 또는 양 단의 패킹 실(packing seal)의 폭을 줄여야 하며, 이는 전체적인 성능이나, 실의 누설 등의 부수적인 문제가 발생할 수 있기 때문에 베어링의 span을 줄이는 것은 대단히 어렵다.

실제 베어링 설계에서 베어링의 틈새는  $C_p/D$ 로 무차원화 하여 사용(예로, GE사에서는 2.66/1000)하고, 베어링 틈새는 저널 직경의 변경에 따라 자동적으로 변경되므로, 베어링 틈새는 설계변수로 고려하지 않았다.

또한, 블레이드가 설치되는 wheel 부분은 성능에 영향을 크게 미치게 되므로, 이를 변경하게 되면 블레이드 뿐만 아니라 케이싱, diaphragm 등 관련 부분 모두 변경해야 하므로 이 또한 많은 설계 비용이 들게 된다. 따라서, 성능에 영향을 미치지 않으며 변경하여도 설계 비용이 작게 소요되는 부분, 즉 저널 직경과 중앙의 증기 입구부에 대한 축 요소만 변경하도록 하였다. 그리고 축 요소의 변경 폭을 너무 크게 하면 기존의 베어링 케이싱 또는 diaphragm을 사용할 수 없고 새로 제작하여야 하거나 또는 적용할 수 없기 때문에 직경의 5% 정도로 구속하였다.

이상과 같이 전체 성능과 효율 그리고 로터 개선비용을 감안하여 터빈 케이싱과 전체 layout에 대한 설계는 변경하지 않는 것으로 하여 설계변수와 이에 대한 구속조건을 다음과 같이 설정하였다.

최적설계에 이용된 설계변수(design variables)로는 터빈 축의 일부 요소 직경 및 지지 베어링의 폭과 직경이다.

$$X = \{d_i, B_{l1}, B_{l2}, B_{d1}, B_{d2}\}^T \quad (2)$$

여기서  $d_i$ 는  $i$ 번째 터빈 축 요소의 외경,  $B_{l1}$ ,  $B_{l2}$  및  $B_{d1}$ ,  $B_{d2}$ 는 각각 좌측과 우측 베어링의 폭과 직경을 나타낸다.

$$0.95 d_{io} \leq d_i \leq 1.05 d_{io},$$

$$d_6 < d_7 < d_8 < d_9,$$

$$d_{31} > d_{32} > d_{57} > d_{58} > d_{59} > d_{60} > d_{61},$$

$$d_1 - d_5, d_{10} - d_{30}, d_{33} - d_{56}, d_{62} - d_{67} = \text{constant},$$

$$540 \leq B_{l1}, B_{l2} \leq 640 \text{ (mm)},$$

$$723 \leq B_{d1}, B_{d2} \leq 800 \text{ (mm)} \quad (3)$$

여기서  $d_{io}$ 는 초기 설계시의 축 요소 외경이다.

### 2.3 설계변수의 감도해석

복잡한 회전축계의 정확한 해석을 수행하기 위해 가장 많이 적용되고 있는 유한요소모델을 적용하였다. 계의 운동방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$M\ddot{\mathbf{p}} + C\dot{\mathbf{p}} + K\mathbf{p} = \mathbf{Q}'' \quad (4)$$

여기서  $M (= M_T + M_R)$ ,  $C (= -\Omega G + C_b)$  및  $K (= K_b + K_s)$ 는 계의 질량행렬, 감쇠행렬과 강성행렬을 의미하며,  $\mathbf{p}$ 는 변위벡터,  $\mathbf{Q}''$ 는 외력 벡터이다.<sup>(9)</sup>

일반적으로 계의 고유치해석의 결과로 다음식과 같이 복소고유치가 얻어진다.

$$\lambda_i = \alpha_i + i\omega_i \quad (5)$$

계의 공진배율(quality factor)  $Q_i$ 는 복소고유치로부터 얻을 수 있으며, 다음과 같이 표현된다.

$$Q_i = \frac{1}{2\zeta_i} = -\frac{\sqrt{\alpha_i^2 + \omega_i^2}}{2\alpha_i} \quad (6)$$

일반적으로 시스템의 최적설계 과정에는 유한요소해석 등을 이용하여 많은 설계 변수 각각에 대하여 목적함수를 모두 평가하는 것은 상당한 계산시간과 비용이 필요하게 된다. 따라서 각 변수들이 시스템에 미치는 영향의 정도를 나타내는 감도(sensitivity) 식을 이용하면 보다 단순화된 식에 의해 빠른 탐색을 수행할 수 있다. 즉, 관심의 대상이 되는 각 설계변수가 계에 기여하는 정도인 설계변수의 감도해석을 수행함으로써 설계변수의 중요도를 평가할 수 있다.

$$(\lambda_i \mathbf{A} + \mathbf{B}) \phi_i = 0 \quad (7)$$

여기서  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} & \mathbf{M} \\ \mathbf{M} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{K} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{M} \end{bmatrix}$ ,  $\phi_i = \begin{bmatrix} \Phi_{l1} \\ \lambda_i \Phi_{l1} \end{bmatrix}$ 이다.

식 (7)을 각각의 설계변수에 대하여 1차감도의 식을 구하면 다음과 같다.

$$\left( \frac{\partial \lambda_i}{\partial d_j} \mathbf{A} + \lambda_i \frac{\partial \mathbf{A}}{\partial d_j} + \frac{\partial \mathbf{B}}{\partial d_j} \right) \phi_i + (\lambda_i \mathbf{A} + \mathbf{B}) \frac{\partial \phi_i}{\partial d_j} = 0 \quad (8)$$

식 (8)의 좌측에 각각  $\phi_i^T$ 를 곱하면

$$\begin{aligned} \frac{\partial \lambda_i}{\partial d_j} & \phi_i^T A \phi_i + \lambda \phi_i^T \frac{\partial A}{\partial d_j} \phi_i + \phi_i^T \frac{\partial B}{\partial d_j} \phi_i \\ & + \phi_i^T (\lambda_i A + B) \frac{\partial \phi_i}{\partial d_j} = 0 \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)를 정리하면, 아래와 같은 고유치에 대한 설계변수의 감도식을 구할 수 있다.

$$\frac{\partial \lambda_i}{\partial d_j} = -\frac{\lambda_i \bar{p}_i' + \bar{q}_i'}{\bar{p}_i} \quad (10)$$

여기서

$$\begin{aligned} \bar{p}_i &= \phi_i^T A \phi_i = \phi_{1i}^T C \phi_{1i} + 2\lambda_i \phi_{1i}^T M \phi_{1i} \\ \bar{p}_i' &= \phi_i^T \frac{\partial A}{\partial d_j} \phi_i = \phi_{1i}^T \frac{\partial C}{\partial d_j} \phi_{1i} + \lambda_i^2 \phi_{1i}^T \frac{\partial M}{\partial d_j} \phi_{1i} \\ \bar{q}_i' &= \phi_i^T \frac{\partial B}{\partial d_j} \phi_i = \phi_{1i}^T \frac{\partial K}{\partial d_j} \phi_{1i} + \lambda_i^2 \phi_{1i}^T \frac{\partial M}{\partial d_j} \phi_{1i} \end{aligned}$$

식 (6)을 이용하여 Q factor에 대한 설계변수의 감도식을 구하면

$$\frac{\partial}{\partial d_j} Q_i = \frac{\alpha_{ij}}{2\alpha_i^2} \sqrt{\alpha_i^2 + \omega_i^2} - \frac{\alpha_i \alpha_{ij} + \omega_i \omega_{ij}}{2\alpha_i \sqrt{\alpha_i^2 + \omega_i^2}} \quad (11)$$

여기서

$$\alpha_{ij} = \frac{\partial \alpha_i}{\partial d_j} = \operatorname{Re}\left(\frac{\partial \lambda_i}{\partial d_j}\right), \quad \omega_{ij} = \frac{\partial \omega_i}{\partial d_j} = \operatorname{Im}\left(\frac{\partial \lambda_i}{\partial d_j}\right)$$

축 요소의 전체 중량은

$$W = \sum_{k=1}^{N_e} \rho l_k \pi \frac{(d_{ok} - d_{ik})^2}{4} \quad (12)$$

여기서  $l_k$ ,  $d_{ok}$ ,  $d_{ik}$ 는  $k$ 번쨰 축의 길이, 외경 및 내경을 나타내며,  $\rho$ 는 재료 밀도,  $N_e$ 는 분할된 요소의 수를 각각 나타낸다. 본 논문에서는 설계대상이 되는 변수로써 축의 외경을 선택하고 있으므로 다음 식과 같은 감도식을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial W}{\partial d_j} = \frac{\rho l_j \pi}{2} (d_{oj} - d_{ij}) \quad (13)$$

목적함수 각각에 대한 설계변수의 감도를 나타내는 식 (10), (11) 및 (13)을 고려하여 전체 목적함수식 (1)의 우변항을 다시 표현하면 다음과 같다.

$$W = W_o + \frac{\partial W}{\partial d_j} \Delta d_j, \quad Q = Q_o \frac{\partial Q}{\partial d_j} \Delta d_j$$

$$\lambda = \lambda_o + \frac{\partial \lambda}{\partial d_j} \Delta d_j \quad (14)$$

여기서 아래첨자  $o$ 는 초기값을 의미하며,  $\Delta d_j$ 는 설계변수의 변화량을 의미한다. 식 (14)를 이용하여 설계변수의 변경된 양을 이용하여 식 (1)의 값을 직접적으로 구한다.

### 3. 유전 알고리듬

본 논문에서는 향상된 유전 알고리듬(enhanced genetic algorithm: EGA)<sup>(10,11)</sup>을 이용하여 최적설계를 수행하였다.

EGA은 기존의 함수탐색 알고리듬과는 달리 설계자가 요구하는 일정 수준 값 이상의 다수의 최적해를 탐색하며, 이원화된 탐색기법을 적용하여 전역 최적해(global optimum solution)뿐만 아니라 국소 최적해(local optimum solution)도 탐색이 가능한 장점이 있다.

Fig. 5는 본 연구에 적용된 최적해 탐색 알고리듬(EGA)의 흐름도를 나타낸다. 본 알고리듬은 크게 전역탐색과 국부탐색으로 구분되며, 다음과 같은 유전전략이 새로이 적용되었다.

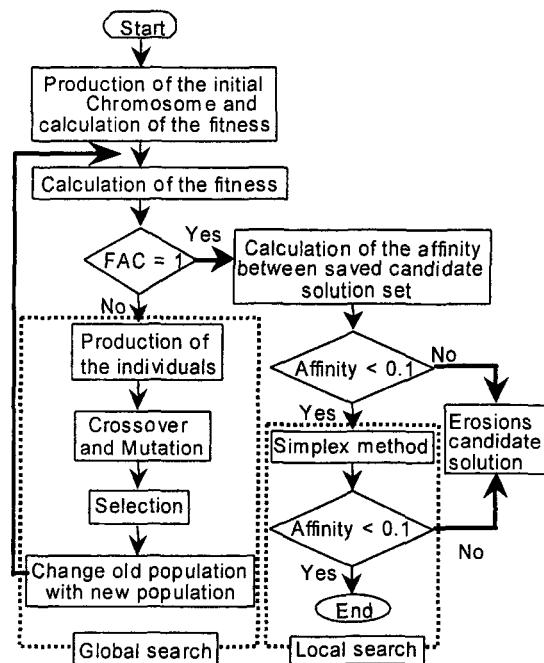


Fig. 5 The flow chart of EGA

### 3.1 변동 돌연변이

전체 해공간 내에 개체를 폭넓게 분포 시킴으로써 초기 전역탐색(global search: GS)의 효율을 높이기 위하여 유전자 규일분포법<sup>(13)</sup>을 적용하였다. 돌연변이율은 식 (15)와 같이 세대가 증가할수록 그 값이 지수적으로 감소하며, 동시에 현 세대에 생성된 개체 수에 따라서 다음 세대의 개체 수가 증가 또는 감소하는 변동 돌연변이함수를 다음 식과 같이 설정하였다.

$$M_i = \exp \left( -\frac{D}{5(d_i+1) - \frac{4g_i}{G}} \right) \quad (15)$$

여기서  $g_i$ 는  $i$ 번째 세대 수,  $G$ 는 총 세대 수,  $D$ 는 전체 개체 수,  $d_i$ 는 한 세대의 총 개체 수에서 구속 조건을 만족한 개체 수이다.

### 3.2 전역탐색 인정기준

초기 후보해 집단의 수는 설계자가 필요로 하는 대상 최적해의 수를 고려하여 선택되며, 초기 전역탐색의 수렴 성능은 식 (16)의 함수인정기준(function assurance criterion: FAC)<sup>(14)</sup>에 의해 결정된다.

$$FAC = \frac{|f_{i-1}^T f_i|^2}{(f_{i-1}^T f_{i-1})(f_i^T f_i)} \quad (16)$$

여기서  $i$ 는 세대 수를 나타내며,  $f$ 는 집단의 함수값,  $f^T$ 는  $f$ 의 전치를 나타낸다. 식 (16)에서 구해지는 값은 이론적으로 0과 1사이의 값을 가진다. FAC의 값은 설계자가 임의로 설정하는 값으로 1인 경우가 완전히 수렴된 상태이다.

### 3.3 후보해 집단의 유사도 평가

3.2절에 의해 동일 최적해의 유사영역에 속한 해들이 얻어진다. 이를 해의 집단간의 유사성을 계산하여 유사집단 중 가장 적응도가 우수한 집단만을 선택하고 나머지는 제거함으로써 전체 탐색회수와 시간을 감소시킨다. 전역탐색에 의해 선택된 초기 후보해들에 대한 집단 상호간의 유사도 평가함수(affinity evaluation function: AEF)는 다음 식과 같이 정의된다.

$$AEF_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N (x_i - x_j)}{Norm(x)} \quad (17)$$

$$ac_{i,j} = \begin{cases} 1 : AEF_{i,j} \leq T_a \text{ or } i \geq j \\ 0 : \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

여기서  $x$ 는 구성된 전체 후보해 집단을 나타내며, 아래 첨자  $i$ 와  $j$ 는 비교집단과 비교대상집단의 위치를 나타낸다.  $T_a$ 는 0에서 1사이의 값을 가지며 유사도의 한계를 나타내고,  $ac_{ij}$ 는 후보해의 유사도를 나타내는 인자이다. 본 연구에서는  $T_a$ 를 0.1로 설정하였다.  $N$ 은 초기 전체 후보해 집단의 수를 나타내며, 후보해 집단의 수는 찾고자 하는 모든 최적해를 탐색하기 위하여 충분히 크게 설정해야만 하며, 본 연구에서 제안된 식은 다음과 같다.

$$N \geq \frac{3N_i}{FAC} + \frac{1-FAC}{0.1 \times FAC} \quad (19)$$

식 (19)에서  $N_i$ 는 설계자에 의해 결정되는 최적해의 수를 의미한다.

### 3.4 탐색범위의 재설정

최종 선택된 전역 후보해 집단은 식 (20)에 의해 다음과 같은 후보해 인정벡터에 의해 재탐색에 적용될 후보해 집단을 선택한다.

$$at_i = \sum_{j=1}^N \left\{ \sum_{i=1}^N \frac{ac_{i,j}}{N} \right\} \quad (20)$$

$$X = \begin{cases} x_i : at_i = 1 \\ del. : otherwise \end{cases} \quad (21)$$

여기서  $at_i$ 는  $i$ 번째 집단의 인정벡터로 0에서 1사이 값을 갖으며, 1인 경우에 국부 집중탐색에 적용될 최종 후보해로 설정되며 1보다 작은 값을 갖는 경우는 후보해에서 제외(del.)된다.

$$S_i = \alpha \times |X_i - X_j|_{min}, \quad j = 1 \sim N, \quad j \neq i \quad (22)$$

식 (22)은 각 후보집단들의 재설정 영역의 범위를 결정하는 식이고,  $X$ 는 각각의 후보해 집단,  $\alpha$ 는 안전율을 의미한다.

### 3.5 수정된 Simplex 법

Simplex 법은 현재의 주어진 정보를 이용하여 새로운 위치의 정보를 탐색하는 기하학적 방향성을 가지는 탐색 이론이다. Nelder와 Mead<sup>(2)</sup>는 새로운 점의 평가결과에 따라서 탐색단계를 결정하는 수정 이

론을 제안하였다. 이 이론은 모두 3가지 형태의 진행 과정을 가진다. 첫번째로 투영된 새로운 점이 기존의 후보점들과 비교하여 가장 높은 함수 값을 갖는 경우, 이 방향으로의 탐색진행은 타당하며 계속적인 진행이 이루어지는 확장투영이며, 둘째로 투영된 점이 기존에 점들과 비교하여 좋지 못한 함수 값을 갖는 경우, 마지막으로 반사된 점이 기존의 점들과 비교하여 두 번째로 좋은 함수 값을 갖는 축소 투영이다.

이 이론은 국부적인 최적해를 탐색하는 과정을 기하학적으로 진행해나가는 이론이다. 그러나 현실적인 함수 최적화에서는 여러 가지 구속조건과 설계 파라미터의 수정범위가 주어진다. 이것은 비록 해공간 내의 전역 최적해가 탐색되었다 할지라도 구속조건을 만족하지 못한다면 해로서 선택할 수 없다는 것을 의미한다. 따라서 파라미터에 대한 수정범위의 상한 값을  $X_{max}$ , 하한 값을  $X_{min}$  그리고 축소 또는 확장 투영된 결과를  $X_r$ 이라고 정의한다면, 본 연구에서는 다음과 같은 항을 추가적으로 적용하여 이를 해결하였다.

(1) 만약  $X_{max} \leq X_r$ , 또는  $X_{min} \geq X_r$ 인 경우,  $X_r$ 를  $X_{min}$  또는  $X_{max}$ 로 대체한다. 이는 변수범위에 대한 구속을 보장한다.

(2) 만약  $X_r$ 이 구속조건을 만족하지 못하는 경우,  $X_r$ 을 투영전의 점들 중에서 두 번째로 적응도가 낮은 점으로 대체한다. 이는 조건함수에 대한 구속을 보장한다.

#### 4. 최적설계 결과 및 고찰

Table 3은 최적설계를 수행하기 전과 수행한 후에 얻어진 설계변수 즉, 11개의 축 요소의 직경과 좌, 우측의 지지베어링의 길이 및 직경의 값을 비교하여 나타낸다. Fig. 6은 최적설계 수행 전인 초기모델과 최적설계 후의 축 모델을 비교하여 나타낸 그림이다.

Table 4는 최적설계를 수행하였을 때, 얻어진 각 목적함수의 값을 원래의 초기 모델에 대해 얻어진 값을 비교하여 나타내었다. 초기 모델에 비해 총 축 중량과 1차 위험속도의 값은 그다지 감소하지 않았으나, 1차 모드의 공진배율은 56.14에서 48.71로 약 15% 정도 감소한 것을 알 수 있다.

Fig. 7은 터빈 중앙부 (절점 32)에 불평형 2079



(a) Original shaft model



(b) Optimum shaft model

Fig. 6 Shaft shape before and after optimization

Table 3 Shaft diameter, bearing length and clearance for original and optimum designs

Element No.	Diameter $d_i$ (m)		
	Original design	Optimum design	
6	0.7620	0.74142	
7	0.7620	0.75031	
8	0.7620	0.75518	
9	0.7981	0.78686	
31	1.0986	1.10855	
32	0.9779	0.98473	
57	0.7620	0.77682	
58	0.7620	0.77540	
59	0.7620	0.74413	
60	0.7620	0.73870	
61	0.7255	0.71422	
Bearing element		$B_L, B_d$	
Bearing length (m)	$B_L$	0.610	0.632
	$B_d$	0.584	0.596
Bearing diameter (m)	$B_{dL}$	0.762	0.739
	$B_{dd}$	0.762	0.766

Table 4 Total shaft weight, Q factor and the 1<sup>st</sup> critical speed for original and optimum designs

Objective function	Original design	Optimum design
Total weight, $W(x)$	1427.88 kN	1425.84 kN
Q factor, $Q_{IF}(x)$	56.14	48.71
1 <sup>st</sup> natural frequency, $\omega_{IF}(x)$	894 cpm	893 cpm

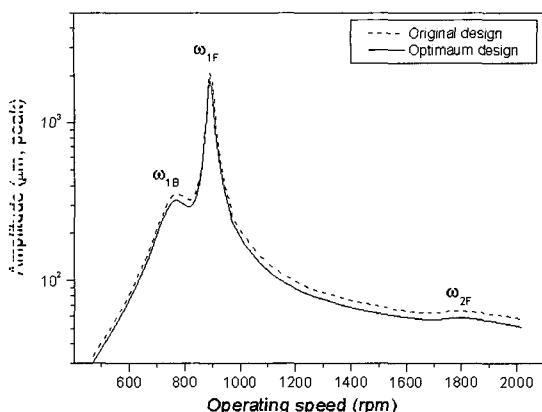


Fig. 7 Unbalance response

Table 5 Displacement before and after optimization

	Original design	Optimum design	Remarks
Operating speed	64.70 μm	57.82 μm	10.60 %
Critical speed, 1F	2,216.36 μm	1,907.67 μm	13.93 %
Critical speed, 1B	351.07 μm	317.90 μm	9.45 %

$kg(mm(2,888oz \cdot in))$ 를 부착하였을 때의 동일 지점에서의 최적설계 전, 후의 불평형 응답을 나타낸다. Table 5는 불평형 응답 중에서 변위진폭이 큰 중요 부분에 대한 최적설계 전과 후의 진폭을 비교한 것이다. 특히 1차 전향 위험속도( $\omega_{1F}$ )에서 약 14 % 그리고 운전속도(1,800 rpm)에서 10.6 %의 진폭이 감소하는 것을 알 수 있다.

$\omega_{1F}$ 에서의 공진배율( $Q_{1F}$ )만을 최소화하기 위한 단일 목적함수 문제를 검토하기 위해 식 (1)에서  $r=\beta=0$ ,  $\alpha=1$ 로 하였을 때, 최적설계 결과로는  $Q_{1F}$ 는 56.14에서 47.60으로 약 15.2 % 감소하고,  $\omega_{1F}$ 와  $W$ 는 역으로 약간 증가하는 결과를 얻었다. 이는 대상모델의 초기설계 자료가 이미 장기간의 설계 및 운전경험을 토대로 어느 정도 양호한 설계가 이루어져 있기 때문이다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 1000 MW급의 원자력발전 플랜트용

저압터빈에서 발생하고 있는 과도한 진동문제를 retrofit 단계에서 해결하기 위한 최적설계를 수행하였다. 최적설계 기법으로는 저자들이 제안한 폭넓은 전역탐색과 국부 집중탐색이라는 2단계의 탐색 알고리듬(전역탐색, 국부집중탐색)을 적용한 향상된 유전 알고리듬을 이용하였다. 주 설계목표로 1차 전향 위험속도에서의 공진배율을 최소화하며, 동시에 이 위험 속도와 축 중량을 낮추는 것으로 설정하였고, 설계변수로는 현실적으로 변경 가능한 축 요소의 직경과 좌우 베어링의 폭과 직경을 이용하였다. 아울러 경제적 및 구조적으로 설계변수의 조정이 가능한 범위로 형상 구속조건을 설정하였다. 또한 유한요소법을 이용한 목적함수의 계산시간과 비용을 줄이기 위해, 설계변수에 대한 감도식을 이용하여 보다 중요한 설계변수를 선정함으로써 보다 정확하고 빠른 계산 결과를 얻을 수 있도록 하였다. 최적설계 결과, 매우 제한된 설계조건 하에서도 1차 위험속도와 운전속도에서 최대진폭을 각각 13.9 %, 10.6 % 저감할 수 있음을 확인하였다.

## 참 고 문 헌

- (1) Rao, S. S., 1996, "Engineering Optimization", John Wiley & Sons, Inc.
- (2) Nelder, J. A. and Mead, R., 1965, "A Simplex Method for Function Minimization", Computer Journal, Vol. 7, pp. 308~313.
- (3) Box, M. J., 1965, "A New Method of Constrained Optimization and a Comparison with Other Methods," Computer Journal, Vol. 8, No. 1, pp. 42~52.
- (4) Goldberg, D. E., 1989, "Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning", Addison-Wesley Publishing Company, pp. 1~146.
- (5) Davis, L., 1991, "Handbook of Genetic Algorithms," Van Nostrand Reinhold, pp. 3~23.
- (6) 최병근, 양보석, 1996, "유전 알고리즘을 이용한 회전축계의 진동 최적설계," 한국소음진동공학회지 제 7 권 제 3 호, pp. 467~475.
- (7) 최병근, 양보석, 2002, "유전 알고리즘을 이용한 회전체의 진동 저감," 한국소음진동공학회지 제 10 권 제 2 호, pp. 199~206.
- (8) Choi, B. G. and Yang, B. S., 2000,

- "Optimum Shape Design of Shaft Using Genetic Algorithm", Journal of Vibration and Control, Vol. 6, No. 1, pp. 207~222.
- (9) Choi, B.G. and Yang, B. S., 2001, "Optimal Design of Rotor-Bearing Systems Using Immune-genetic Algorithm", Trans. ASME, Journal of Vibration and Acoustics, Vol. 123, No. 3, pp. 398~401.
- (10) Kim, Y. C. and Yang, B. S., 2001, "Enhanced Genetic Algorithm for Fast and Accurate Global and Local Optimization Search", Proceedings of 8th International Congress on Sound and Vibration, July 2-6, Hong Kong, pp. 2143~2150.
- (11) 김영찬, 양보석, 2001, "다봉성 함수의 최적화를 위한 향상된 유전 알고리듬의 제안," 페지 및 지능시스템학회 논문지, Vol. 11, No. 5, pp. 373~378.
- (12) Someya, T., 1988, "Journal-bearing Data-book," Springer-Verlag.
- (13) 류근배, 최영준, 1994, "유성생식 유전 알고리듬: 다중선택과 이배성이 탐색성능에 미치는 영향", 대한전기학회 하계학술대회논문집, pp. 165~167.
- (14) Friswell, M. I. and Mottershead, J. E., 1996, "Finite Element Model Updating in Structural Dynamics", Kluwer Academic Publishers, Vol. 38, pp. 56~59.