

인공생명최적화알고리즘에 의한 저널베어링의 파레토 최적화 Pareto optimum design of journal bearings by artificial life algorithm

송진대† · 양보석*

Jin-Dae Song and Bo-Suk Yang

Key Words : 저널베어링(journal bearing), 파레토최적화(pareto optimum design), 인공생명알고리즘(artificial life algorithm)

ABSTRACT

This paper proposes the Pareto artificial life algorithm for a multi-objective function optimization problem. The artificial life algorithm for a single objective function optimization problem is improved through incorporating the new method to estimate the fitness value for a solution and the Pareto list to memorize and to improve the Pareto optimal set. The proposed algorithm is applied to the optimum design of a journal bearing which has two objective functions. The Pareto front and the optimal solution set for the application are reported to present the possible solutions to a decision maker or a designer.

1. 서론

많은 현실적 최적화 문제는 다수의 목적함수를 수반한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 다수의 목적함수를 선형조합의 형태 혹은 굽의 형태를 취하는 단일목적함수로 치환하는 방법을 사용하거나, 주요한 하나의 목적을 목적함수로 설정하고 다른 목적들은 구속조건으로 처리한다. 다른 방법으로는 문제를 목표계획법으로 변환하여 공식화하기도 한다. 이러한 방법들은 최적화과정에서 각 후보해들을 비교하는 단일한 기준을 확립하려는 방법론적인 원인과 하나의 최적해(혹은 근사 최적해)를 도출하고자 하는 목적이다.

그러나 Schaffer⁽¹⁾ 이후 다수의 목적을 동시에 고려하는 다목적최적화에 많은 연구가 이루어졌다. 이는 최종 의사결정자에게 가능한 해를 제공하려는 목적으로 단일목적함수로 변환하여 하나의 해를 얻게 됨으로써 존재하는 다른 가능성을 찾지 못하는 단점을 보완하고자 하는 것이다. 진화알고리즘(Evolutionary Algorithms)^(1,2,3,4) 타부탐색법^(5,6) 등 단일목적함수에 대한 여러 휴리스틱 전역최적화 방법들이 다목적최적화에 적용할 수 있도록 개발되어왔다. 그러나 인공생명알고리즘의 다목적함수에 대한 최적화는 시도되지 않았다. 본 연구에서 인공생명알고리즘을 다목적최적화에 적용가능하도록 개발하고 이를 저널베어링의 최적설계에 적용하였다.

2. 개념소개

다목적최적화문제는 여러 목적함수를 하나의 목적함수로 변환하여 통상의 단일목적함수 방법을 적용하여 푸는 방법과 2 개 이상의 목적함수를 동시에 고려하여 파레토해집합이라 불리는 최적해집합을 구하는 방법으로 대별된다. 2 개 이상의 목적함수가 존재하는 최소화문제의 경우 하나의 목적함수를 낮추는 변수의 변화는 다른 목적함수 값을 높이는 결과를 가져오는 경우가 일반적으로 나타날 수 있다. 따라서 모든 목적함수가 동시에 최소화되는 유일해는 존재하지 않는 경우가 대부분이다.

두 개의 목적함수를 가지는 최소화 문제를 고려하자. 두 개의 설계안 A 와 B 에 대해 A 의 모든 목적함수 값이 B 의 모든 목적함수 값 보다 같거나 작고 최소한 하나의 목적함수가 B 에 비해 낮을 경우 "B 는 A 에 의해 지배된다"고 말한다. 또, A 의 첫 번째 목적함수 값은 B 에 비해 작지만 두 번째 목적함수 값은 B 보다 클 경우 두 해 A 와 B 는 "비지배해"라고 한다.

결국 다목적함수의 최적화문제는 모든 비지배해들의 집합을 구하는 문제로 고려되며, 이러한 집합을 파레토해집합이라고 한다. 또한 파레토해집합에 의한 치역에서의 곡선 혹은 곡면을 파레토전면이라고 한다. 치역은 목적함수의 수와 동일한 차원을 가지며, 목적함수가 4 개 이상의 경우에는 기하학적으로 표현하기는 어렵다. 본 논문에서는 확인이 용이하도록 설계변수의 수가 2 개, 목적함수가 2 개인 문제만을 다루었다.

† 송진대 ; 부경대학교 대학원
E-mail : membrane@mail1.pknu.ac.kr
Tel : (051) 625-1604

* 부경대학교 공과대학

3. 파레토인공생명알고리즘

편의상 단일목적함수에 대한 인공생명알고리즘⁽⁷⁾은 “인공생명알고리즘”으로 그리고 파레토최적해를 찾는 알고리즘을 “파레토인공생명알고리즘”으로 하겠다. 인공생명알고리즘이 해를 찾아가는 과정은 자연현상의 생태학적 과정 중 하나인 군집형성을 모방한 것으로 최적해 근방에 군집형성을 하도록 유도하고 군집에서 집중탐색을 하는 것이 기본적인 발상이다. 여기에 파레토인공생명알고리즘은 인공생명알고리즘에서 적응도 평가방법을 다목적함수에 적합하도록 개선하였고, 파레토목록을 추가함으로써 다목적함수최적화 문제에 적용 가능하도록 개선하였다.

3.1 적응도의 평가

인공생명알고리즘에서는 목적함수 값에 근거한 적응도를 평가하여 설계변수공간내의 적응도가 우수한 영역에 인공개체들의 군집을 형성하도록 유도하였다. 다목적함수최적화문제의 경우는 설계변수의 변화가 하나의 목적함수 값을 감소시키면서 다른 목적함수 값을 증가시키는 결과를 가져오는 것이 일반적이다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 적응도를 평가하기 위한 새로운 방법이 모색되어야 한다.

(1) 적응도의 평가

파레토최적화문제를 위한 진화알고리즘에서 적응도평가를 위해 Horn 등⁽³⁾에 의해 제안된 배분적응도는 Ho 등⁽⁶⁾에 의해 타부탐색기법에 적용되도록 개선되었다. 파레토인공생명알고리즘에서는 이에 해의 밀도평가방법을 개선한 배분적응도를 적용하였다. 배분적응도는 식 (1)로 정의된다.

$$f_{share(i)} = \frac{1/d_i}{\sum_{j=1}^{NAC_j} 1/d_j},$$

$$d_j = \frac{NAC_j}{RC_j}, \quad (1)$$

$$RC_j = \begin{cases} = \frac{\sum_{k=1}^{NAC_j-1} \|\mathbf{F}^{(k)} - \mathbf{F}^{(j)}\|}{NAC_j - 1} & \text{if } NAC_j = 1 \\ = RC_0 & \text{else} \end{cases}$$

여기서, f_{share} 는 배분적응도, d_i 는 개체(혹은 후

보해) j 의 해의 밀도, RC_0 는 개체 j 의 위치를 기준으로 밀도 d_i 를 계산하기 위한 반경, RC_j 는 d_i 를 계산하는데 사용되는 최종 근방(군집)의 반경이며, NAC_j 는 RC_0 로 정의되는 개체 j 의 근방에 있는 개체의 수를 나타내며 자기자신을 포함한다.

RC_j 를 새롭게 도입함으로써 사용자에 의해 설정된 근방영역내의 해의 개수뿐만 아니라 그 해들의 중심점에 대한 거리를 평가함으로써 해의 밀도평가를 더욱 개선시켰다. 또한 인공생명알고리즘에서 개체의 순위는 근방영역 내에서만 의미가 있으며 이는 파레토인공생명알고리즘에서도 유효하다. 따라서 진화알고리즘이나 타부탐색법에서처럼 개체의 순위를 정하는 작업은 요구하지 않는다.

3.2 파레토해집합

파레토목록은 “Pareto Archive”의 용어로 그 개념이 Ho 등⁽⁶⁾에 의해 제안되었다. Ho 등의 파레토목록은 타부탐색법에서 일종의 장기메모리형태로 이해될 수 있으며, 파레토인공생명알고리즘에서 과거의 집단적 기억으로 이해될 수 있다.

파레토해집합을 구하기 위해 파레토목록은 각 세대의 모든 인공개체들 중 비지배해들을 추가 및 교체 함으로서 갱신되며, 매 세대마다 갱신된다.

하나의 인공개체에 대한 파레토목록의 갱신은 다음과 같으며 이 과정을 전 개체에 대해서 수행한다.

- ① 고려되는 인공개체가 표현하는 해를 Sol(new)라 하자. Sol(new) 가 파레토목록의 임의의 해에 의해 지배되면 파레토목록은 갱신하지 않고 Sol(new)에 대한 파레토목록의 갱신은 종료된다.
- ② 파레토목록의 하나 이상의 해가 Sol(new)에 의해 지배되는 경우, 지배되는 해들은 제거되고, Sol(new)는 파레토목록에 추가된다.
- ③ Sol(new)와 파레토목록의 모든 해가 비지배해의 관계가 되면,
 - i) 파레토목록의 해의 수가 초기 설정의 최대치에 도달하지 않았을 때, Sol(new)를 파레토목록에 추가한다.
 - ii) 파레토목록의 해의 수가 초기 설정의 최대치에 도달했으면, Sol(new)를 포함해서 파레토목록의 모든 해의 밀도를 평가하여 밀도가 가장 높은 해를 제거한다.

3.3 파레토인공생명알고리즘

제안하는 파레토인공생명알고리즘의 과정을 설명하는 알고리즘의 순서도를 Fig.1 에 보였으며, 전체적인 과정을 아래에 설명하였다.

- ① 각 종족에 대해 인공생물체와 자원을 해 공간에 랜덤하게 배치하고, 각 생물체의 초기내부 에너지 $I_e=5$ 를 부여한다.
- ② 생물체는 식 (2)에 의해 정의되는 반경을 갖는 자신의 근방영역 내에 존재하는 자원을 탐색한다.

$$D = e^{-\alpha(\text{current generation} / \text{maximum generation})} \quad (2)$$

여기서 α 는 근방영역의 반경이 세대에 따라 감소하도록 하는 인자로 이 등⁽⁷⁾에 의해 검토되었으며, 본 논문에서는 $\alpha = 3$ 으로 사용하였다.

- ③ 자원이 탐색되면 가장 가까운 곳에 위치한 자원으로 이동하여 대사를 실행한다. 탐색된 자원은 제거되고, 개체는 자원을 섭취한 것으로 가정하여 에너지 $G_e=5$ 만큼 내부에너지를 증가시키고, 폐기물을 근방영역 내에 임의의 위치에 폐기함으로써 대사는 수행된다.
- ④ 근방에서 자원을 발견할 수 없는 경우에는 근방 내의 임의의 위치를 선정하여 현재 자신의 위치보다 적응도가 우수한 곳이면 이동하고 그렇지 않으면 새로운 위치를 다시 임의로 선정하는 과정을 반복한다.
- ⑤ 생식 가능한 최소에너지 $R_e=15$ 이상의 내부에너지를 가지는 각 개체는 자신과 동종의 인공생물체를 근방영역 내에서 가장 가까운 개체로 선택하고 동일한 조건을 만족하면 생식률 $R_p=0.005$ 에 따라 생식을 하게 된다. 생식에 의해 자손으로 새로운 2 개의 개체가 만들어지며, 그들 각각의 초기위치의 부모개체 각각의 위치에 대한 근방영역 내에서 각 부모개체보다 적응도가 우수한 랜덤한 위치로 결정된다.
- ⑥ 파레토목록을 갱신한다.
- ⑦ 세대 수와 생물체의 연령을 1 증가 시킨다.
- ⑧ 내부에너지를 $L_e=1$ 만큼 감소시켜, 내부에너지가 음의 값을 가지면 인공생물체는 소멸한 것으로 하여 삭제한다.
- ⑨ 세대수가 최대세대에 도달하지 않았으면 과정 ②로 돌아가고 최대세대에 도달했으면 종료한다.

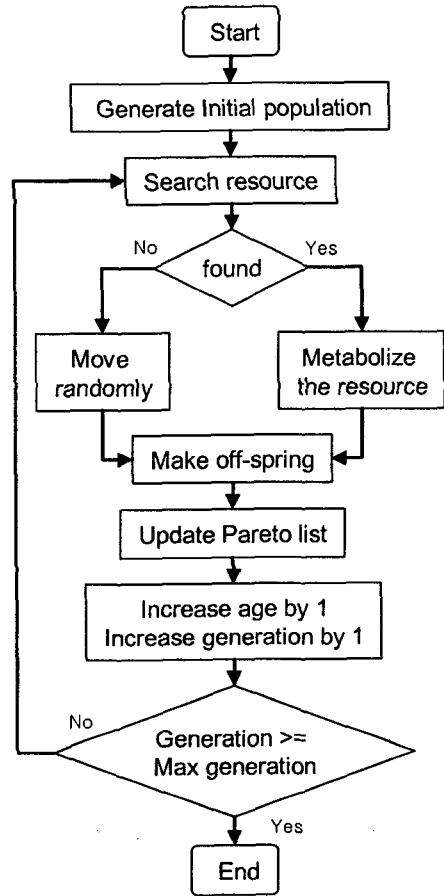


Fig.1 Flowchart of Pareto Artificial Life Algorithm

3.4 예제

알려져 있는 최적해를 갖는 문제에 대한 검토를 통해 파레토인공생명알고리즘이 파레토최적해를 찾을 가능성을 확인해 보았다.

시험함수는 식(3)과 식(4)로 정의되며, minimize :

$$F = (f_1(X), f_2(X)),$$

$$f_1(X) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^n \left(x_i - \frac{1}{\sqrt{n}}\right)^2\right) \quad (3)$$

$$f_2(X) = 1 - \exp\left(-\sum_{i=1}^n \left(x_i + \frac{1}{\sqrt{n}}\right)^2\right)$$

subjected to : $-2 \leq x_i \leq 2$ (4)

와 같다. 편의상 설계변수의 수 $n=2$ 로 하였다.

파레토인공생명알고리즘에 의해 얻어진 파레토 목록의 해집합을 파레토전면으로 Fig.2 에 나타내었다. 결과는 알려져 있는 파레토전면을 구성하고 있다.

시험함수를 통해 파레토최적해를 찾는 것을 확인하였고, 다음으로 실제문제인 저널베어링최적설계에 적용하였다.

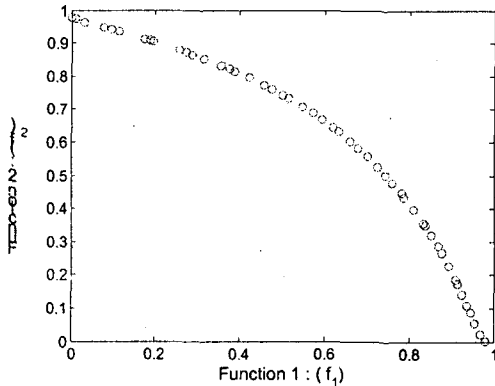


Fig.2 Pareto Front of multi-objective problem

4. 저널베어링의 파레토 최적설계

4.1 구속조건과 상태변수의 설계공식화

Fig.3 에 나타낸 고속, 소폭 저널 베어링에 대해 상태변수로 정의되는 구속조건 하에서 유량과 온도상승을 2 개의 목적함수로 하여 두 목적함수를 최소화하는 파레토최적화 문제를 고려한다.

상태변수로는 베어링 하중 W (N), 회전속도 n_s (rps), 편심률 e_0 , 유막 압력 p (MPa), 유막 온도 T (°K), 저널 표면의 마찰력 F_f (N), 공급유량 Q (m^3/s), 휘돌림 시작속도 ω_{cr} (rad/s)이 고려된다.

이들 상태변수는 일반적으로 설계변수에 의해 결정되는 값들이다. 설계변수로는 반경름새 C 와 폭경비 λ 이고 설계변수벡터 X 는 다음과 같다.

$$X^T = (C, \lambda) \quad (5)$$

최적설계조건을 만족하기 위한 구속조건들은 다음과 같다.

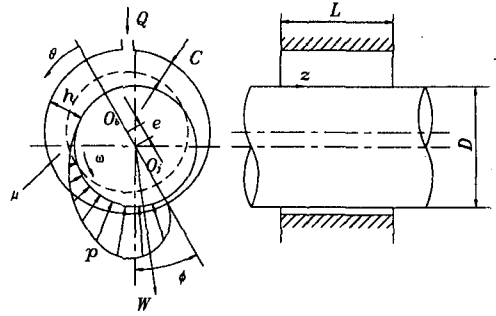


Fig.3 Geometry of a hydrodynamic journal bearing

$$g_i(X) \leq 0, \quad (i=1 \sim 8) \quad (6)$$

여기서

$$g_1 = C_{\min} - C, \quad g_2 = C - C_{\max},$$

$$g_3 = \lambda_{\min} - \lambda, \quad g_4 = \lambda - \lambda_{\max},$$

$$g_5 = h_a - C\{1 - \epsilon_0(X)\},$$

$$g_6 = \Delta T(X) - \Delta T_a,$$

$$g_7 = \omega - \omega_{cr}(X),$$

$$g_8 = p_{\max}(X) - p_a \quad (7)$$

식 (7)에서 하첨자 min 과 max 는 각각 상태변수의 하한과 상한 값을 의미한다.

평균 Reynolds 수는

$$R_e(X) = \frac{\rho CU}{\mu} \quad (8)$$

와 같이 정의되고, 수정계수 α_m 과 난류 보정계수 G_θ^* 는 Reynolds 수의 영역에 따라 각각 다음과 같이 정의된다.

$$R_e < 510: \quad \alpha_m = 1, \quad G_\theta^* = 1/12$$

$$510 \leq R_e < 1125: \quad \alpha_m = 5.914R_e^{-0.285}, \quad G_\theta^* = 2.915R_e^{-0.57}$$

$$1125 \leq R_e < 13500: \quad \alpha_m = 0.798, \quad G_\theta^* = 2.915R_e^{-0.57}$$

$$R_e \geq 13500: \quad \alpha_m = 0.756, \quad G_\theta^* = 14.45R_e^{-0.75}$$

베어링 설계에서 가장 중요한 수정 Sommerfeld 수와, 이 Sommerfeld 수의 함수로 표현되는 편심률 e_0 는 다음과 같다.

$$S = \frac{n_s \mu D^3 \lambda}{48 G_\theta^* C^2 W} \quad (9)$$

$$\varepsilon_0 = \exp(-2.236\alpha_m \lambda \sqrt{S}) \quad (10)$$

그리고 정상상태에서의 최대 유막압력 p_{\max} 는 다음과 같이 얻어진다.

$$p_{\max} = \frac{\pi n_s \mu D^2 \alpha_m^2 \lambda^2}{8G_\theta^* C^2} \frac{\varepsilon_0 \sin \theta_0}{(1 + \varepsilon_0 \cos \theta_0)^3} \quad (11)$$

$$\theta_0 = \cos^{-1} \left(\frac{1 - \sqrt{1 + 24\varepsilon_0^2}}{4\varepsilon_0} \right) \quad (12)$$

저널표면의 마찰력은 근사적으로 Reynolds 수의 영역에 따라서 다음과 같이 주어진다.

$R_e < 1125$:

$$F_j \cong \frac{\pi^2 \mu n_s D^3 \lambda}{48G_\theta^* C} \left\{ \frac{1}{\sqrt{1 - \varepsilon_0}} + \frac{1 - \varepsilon_0}{(1 - \varepsilon_0^2)^{3/2}} \right\}$$

$1125 \leq R_e < 13500$:

$$F_j \cong \frac{\pi^2 \mu n_s D^3 \lambda}{48G_\theta^* C} (1.109\varepsilon_0^2 - 1.490\varepsilon_0 + 2.748)$$

$R_e \geq 13500$:

$$F_j \cong \frac{\pi^2 \mu n_s D^3 \lambda}{48G_\theta^* C} (1.792\varepsilon_0^3 - 1.523\varepsilon_0^2 - 3.697\varepsilon_0 + 8.734) \quad (13)$$

Table 1 Input parameters for optimum design

Minimum radial clearance	$C_{\min} = 40 \mu\text{m}$
Maximum radial clearance	$C_{\max} = 300 \mu\text{m}$
Minimum length to diameter ratio	$\lambda_{\min} = 0.2$
Maximum length to diameter ratio	$\lambda_{\max} = 0.6$
lubricant viscosity	$\mu = 0.001 \text{ Pa}\cdot\text{s}$
Allowable minimum film thickness	$h_a = 10 \mu\text{m}$
Allowable maximum film pressure	$p_a = 10 \text{ MPa}$
Allowable film temperature rise	$\Delta T_a = 70 \text{ }^\circ\text{K}$
Density of lubricant	$\rho = 860 \text{ kg/m}^3$
Specific heat of lubricant	$C_p = 4.19 \times 10^3 \text{ J/kg}\cdot\text{ }^\circ\text{K}$
Journal diameter	$D = 0.1 \text{ m}$
Journal rotational speed	$n_s = 100 \text{ rps}$
Applied load to bearing	$W = 10 \text{ kN}$

이상의 식을 이용하면, 공급윤활유량 Q 와 유막 온도의 상승량 ΔT 는 다음과 같이 정의된다.

$$Q = \frac{\pi}{4} n_s C D^2 \varepsilon_0 \quad (14)$$

$$\Delta T = \frac{F_j R \omega}{\rho C_p Q} = \frac{2F_j}{\rho C_p D C \varepsilon_0} \quad (15)$$

4.2 결과

파레토인공생명알고리즘에 의한 최적화 결과를 Fig.4 과 Fig.5 에 ‘o’기호로 제시하였다. Fig.4 는 얻어진 파레토최적해들을 설계변수공간에 표현하고 있다. Fig.5 는 Fig.4 에 표현되어 있는 파레토 최적해로부터 계산된 목적함수 값으로 파레토전면을 구성하고 있다. 또 Song 등⁽⁸⁾에 의한 단일목적함수에 대한 최적해를 Fig.4 과 Fig.5 에 ‘*’로 표시하였다. 결과로부터 단일목적함수에 의한 최적해는 파레토최적해집합의 한 특수한 경우임을 확인할 수 있다. 설계자의 입장에서는 얻어진 파레토최적해집합을 활용하여 상황에 따라 선택할 수 있다.

5. 결론

단일목적함수에 대한 최적화 알고리즘인 인공생명알고리즘을 다목적함수의 파레토해집합을 탐색할 수 있는 파레토인공생명알고리즘을 개발하였다. 두 개의 목적함수로 정의된 저널베어링의 최적설계에 적용하여 파레토최적해집합을 탐색하였으며, 단일목적함수에 의한 최적해와 비교하여 단일목적함수최적화의 결과가 파레토최적해집합의 특수한 경우를 탐색했음을 본 예제를 통해 확인하였다.

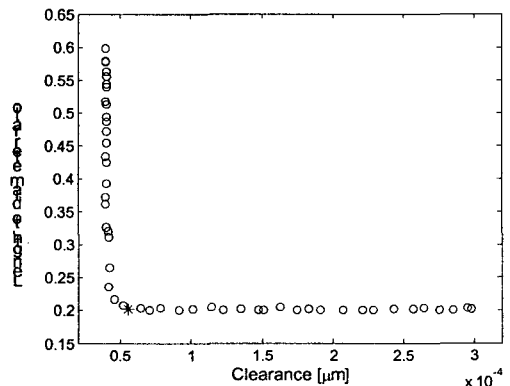


Fig.4 Computed Pareto optimal by the proposed algorithm.

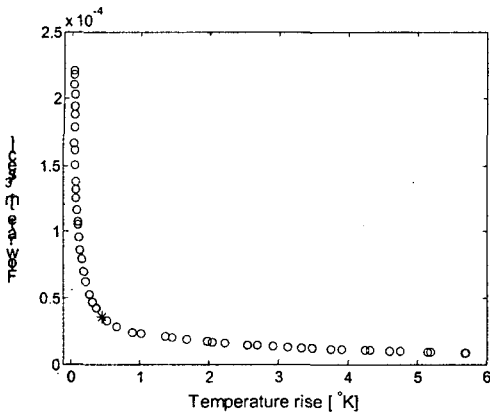


Fig.5 Computed Pareto front by the proposed algorithm.

참고문헌

(1) Schaffer, J. David, "Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms." Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, Lawrence Erlbaum Associates, July 1985, pp. 93~100.

(2) D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine learning," Addison-wesley publishing company, inc., 1989.

(3) Jeffrey Horn, Nicholas Nafpliotis, and David E. Goldberg, "A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization", Proceeding of the 5th International Conference on Genetic Algorithms, 1994, pp. 82~87.

(4) N. Srinivas and K. Deb, "Multi Objective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms," Evolutionary Computation, 2(3), 1995, pp. 221~248.

(5) Y. Shiyong and G. Ni et al., "An Universal Tabu Search Algorithm for Global Optimization of Multimodal Functions with Continuous Variables in Electromagnetics," IEEE Trans. Magn., 34, Sept. 1998, pp. 2901-2904.

(6) S.L. Ho, Shiyong Yang, Guangzheng Ni, and H.C. Wong, "A Tabu Method to Find the Pareto Solutions of Multiobjective Optimal Design Problems in Electromagnetics," IEEE Transactions on Magnetics, 38(2), March 2002, pp. 1013~1016.

(7) Yang, B.S., Lee, Y.H., "Artificial Life Algorithm for Function Optimization," ASME Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference, DETC2000/ DAC-1524.

(8) Jin-Dae Song, Bo-Suk Yang, Byeong-Gun Choi, and Hyung-Ja Kim, "Optimum Design of Short Journal Bearings by Enhanced Artificial Life Optimization Algorithm," Tribology International, 38, 2005, pp. 403 ~ 412.