

전기기기 최적설계용 미미틱 알고리즘에 관한 연구

박지성\*, 정호창\*, 이철균\*\*, 김중욱\*, 정상용\*  
 동아대학교\*, 동의대학교\*\*

Study for Memetic Algorithms applying Optimal Design of Electric Machine

Ji-Seong Park\*, Ho-Chang Jung\*, Cheol-Gyun Lee\*\*, Jong-Wook Kim\*, Sang-Yong Jung\*  
 Dong-A University\*, Dong-Eui University\*\*

**Abstract** - 전기기기 최적설계 프로세스는 목적함수 계산을 위한 특성해석 부분과 최적화 알고리즘 부분으로 구분된다. 여기서 수렴시간 중 대부분을 특성해석에서 차지하므로 수렴시간을 줄이기 위해서는 목적함수 호출을 최소화하기 위한 최적화 알고리즘의 전략적 선택이 요구되며, 아울러 전기기기 설계가 가지는 Multimodal한 특성을 충분히 고려해 줄 필요가 있다. 본 논문은 특성함수 호출의 최소화를 위해 지역탐색 기법인 MADS(Mesh Adaptive Direct Search)와 전역 최적해 탐색 가능성을 높이기 위해 확률론적 최적화 알고리즘인 G.A(Genetic Algorithms)를 유기적으로 결합하여 전기기기 최적설계에 요구되는 전반적인 특징을 포괄한 미미틱 알고리즘을 구현하였으며, 구현된 알고리즘을 테스트 함수에 적용하여 수렴결과를 나타내었다.

1. 서 론

최적화에 대한 이론적인 연구의 진전과 컴퓨터의 발달에 힘입어 전기기기 설계에도 최적화 기법을 적용한 최적설계에 관한 연구결과들이 다수 발표되었으며, 풍력발전기 최적설계에 대해 병렬분산 유전알고리즘을 이용한 최적설계 모델은 기존모델에 대비하여 향상된 특성해석 결과를 나타내었다[1]. 최적설계 프로세스는 목적함수 계산을 위한 특성해석과 최적화 알고리즘으로 구분되며, 최적화 알고리즘의 구현 정도에 따라 전역해 탐색 및 수렴시간에 상당한 영향을 미치게 된다. 따라서 전기기기 최적설계에 대한 최적화 알고리즘의 구현에 있어서도 전략적 선택이 요구된다.

본 논문에서는 전역최적화 기법인 G.A와 지역최적화 기법인 MADS를 선정하여, 각각의 알고리즘이 가지는 전반적인 특징을 유기적으로 결합한 미미틱 알고리즘을 구현하여, 테스트 함수를 통해 그 수렴결과를 나타내었다. 미미틱 알고리즘이란, 유전알고리즘과 지역탐색기법을 결합한 혼합형 알고리즘을 의미한다. 여기서 적용된 지역탐색기법인 MADS는 연산 소요 시간의 절감효과 및 빠른 수렴성을 나타내는 결정론적 최적화 기법이다. MADS의 기본 원리는 현재해에 대한 이웃해의 생성 후, 각각의 해들에 대한 목적함수 값의 비교평가를 통해 해를 개선시키는 방식이다. 그러나 탐색전략에 기인하는 poll size 파라미터와 mesh size 파라미터에 간에 전략적 차이를 들으므로, 변수영역에서의 지역탐색방향에 제한적이지 않게 되므로 탐색전략에 있어서 다양한 이점을 지니고 있다[2].

2. 본 론

2.1 Genetic Algorithms(G.A)

유전 알고리즘 (Genetic Algorithm)이란 자연계에 있어서 생물체의 유전(Genetics)과 진화(Evolution)의 메카니즘을 공학적으로 모델화한 것이다. 유전 알고리즘은 풀고

자하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료 구조로 표현한 다음, 이들을 점차적으로 변형함으로써 점점 더 좋은 해들을 생성하게 된다. 즉 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 염색체로 표현한 다음 이들을 점차적으로 변형함으로써 점점 더 좋은 해들을 생성한다. 각각의 가능한 해를 하나의 유기체(Organism) 또는 개체(Individual)로 보며, 이들의 집합을 개체군(Population)이라 한다. 하나의 개체는 보통 한 개 또는 여러 개의 염색체로 구성되며 염색체를 변형하는 연산자들을 유전연산자(Genetic Operator)라 한다. 기본적인 연산자는 3가지로서, 선택(Selection), 교배(Crossover), 돌연변이(Mutation) 등이 있다. 선택은 집단 중에서 적용도의 분포에 따라서 다음의 단계로 교배를 행하는 개체의 생존 분포를 결정한다. 적용도의 분포에 기초하고 있기 때문에 적용도가 높은 개체일수록 보다 많은 자손을 남기기 쉽게 된다. 교배는 2개의 염색체 사이에서 유전자를 바꾸어 넣어 새로운 개체를 발생시키며, 돌연변이는 유전자의 어떤 부분의 값을 강제적으로 변화시킨다.

유전 알고리즘을 이용하여 어떤 문제에 대한 해를 찾기 위해서는 먼저 두 가지의 준비 작업이 필요하다. 하나는 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해를 염색체의 형태로 표현 (encoding)하는 것이다. 또 다른 하나는 각 염색체가 문제를 해결하는데 얼마나 좋은지를 측정하기 위한 평가함수, 즉 적합도함수(Fitness Function)를 결정하는 것이다. 유전자 알고리즘의 전형적인 순서도는 그림 1과 같다.[3]

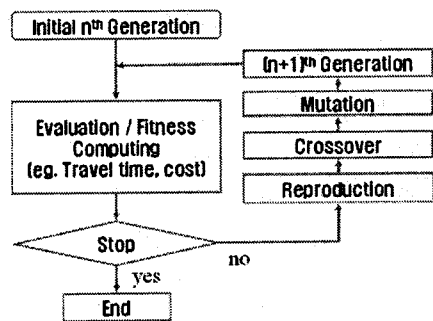


그림 1. 유전알고리즘의 순서도

2.2 Mesh Adaptive Direct Search(MADS)

MADS는 반복 알고리즘(iterative algorithms)의 형태로, 수렴과정에 있어서 미분정보를 요구하지 않기 때문에 응답속도 및 연산시간이 빠르며, 수렴성이 수학적으로 증명된 알고리즘이다[2]. 기본 원리는 탐색영역 내에서 현재해에 대한 이웃해를 발생시켜, 목적함수 결과에 대한 비교평가를 통해 최적으로 개선해가는 방식으로, CS(Compass Search), GPS(Generalized Pattern Search)

와 같은 휴리스틱 탐색 기법(heuristic search method) 중의 하나이다. 그러나 MADS는 GPS의 한계를 개선한 알고리즘으로써, 탐색영역 상에서의 탐색방향이 제한적이지 않으므로 다양한 탐색전략이 구현가능하다.

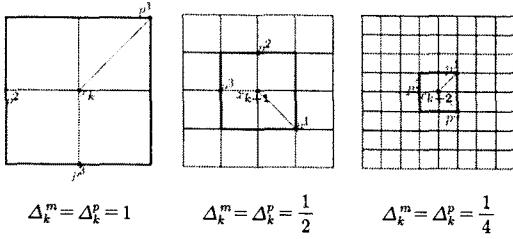


그림 2. GPS 프레임 구성의 예

그림 2는 GPS의 특징을 나타낸 것으로, 굵게 도시된 라인을 프레임(frame)이라고 하며, 일반적으로 탐색하고자 하는 해 영역의 범주를 의미한다. 이웃해 선정에 관련된 파라미터를 poll size 파라미터라 하며,  $\Delta_k^p$ 으로 나타낸다. 여기서 현재해  $x_k$ 를 프레임 센터(frame center)라 하며, 프레임 센터를 중심으로 Mesh를 생성하여 이웃해를 선정한다. 또한, 이웃해는 반드시 Mesh상에 존재해야 한다. Mesh 생성에 관련된 파라미터를 Mesh size 파라미터라 하며,  $\Delta_k^m$ 으로 나타낸다. 현재해를 중심으로 선정된 이웃해에서 개선된 결과가 도출시, 그 이웃해는 프레임 센터가 되며, 개선된 해를 중심으로 프레임을 구축 후, Mesh를 재생성 시켜 다음 반복차수에 대한 새로운 이웃해를 선정한다. 그리고 동일한 과정으로 목적함수 평가를 수행한다. 이때 Mesh size 파라미터는 동일하게 유지되거나, 증가하게 된다. 그러나 개선된 해가 도출되지 않을 시, 현재해 또는 이웃해 중 임의의 한 점을 프레임 센터로 설정하여, 보다 조밀한 Mesh를 생성시킨다. 즉 Mesh size 파라미터가 감소하게 되며, 프레임 센터를 기준으로 조밀해진 Mesh상의 이웃해를 선정하여 목적함수 평가를 수행한다.

GPS의 특징은 poll size 파라미터와 mesh size 파라미터가 동일하다. 즉 프레임 상의 해집합과 Mesh상의 해집합이 동일하며, 해 영역 내에서의 탐색방향이 제한적이다[2].

GPS의 제한적 탐색범위의 개선을 위해 제안된 알고리즘이 MADS이며, 특징은 아래의 그림과 같다.

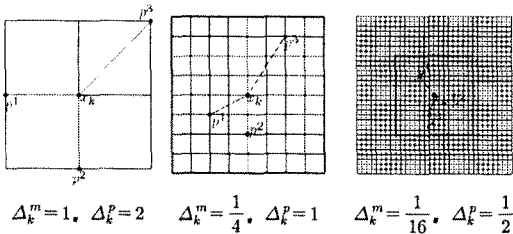


그림 3. MADS 프레임 구성의 예

반복 k에 대해, MADS의 Mesh에 대한 집합은 다음과 같이 정의된다.

$$M_k = \bigcup_{x \in S_k} \{x + \Delta_k^m D_2 : z \in N^D\} \quad (1)$$

여기서,  $S_k$  : 목적함수 평가에 적용된 해집합,  $\Delta_k^m$  : Mesh size 파라미터,  $D_2$  : Mesh 전개를 위한 Spanning 집합

GPS와 구분되는 MADS의 특징은 poll size 파라미터와 mesh size 파라미터가 동일하지 않다는 것이며, 일반적으로  $\Delta_k^m \leq \Delta_k^p$ 의 관계를 갖는다. MADS에서 mesh size 파라미터는 다음과 같다.

$$\Delta_{k+1}^m = \tau^{\omega_k} \Delta_k^m \quad (2)$$

$$\omega_k = \begin{cases} \{0, 1, \dots, \omega^+\} & \rightarrow \text{개선된 해를 발견하였을 때} \\ \{\omega^-, \omega^- + 1, \dots, -1\} & \rightarrow \text{해가 개선되지 않았을 때} \end{cases}$$

해의 개선을 위해 MADS에서의 mesh size 파라미터는 poll size 파라미터에 비해 빠르게 수렴하며, 탐색하고자 하는 해 영역에서의 Mesh가 보다 조밀해짐에 따라 GPS와 달리 해 선정에 대한 제한적 탐색범위를 개선할 수 있게 된다. 또한 프레임 센터에서부터 난수 발생적으로 이웃해 생성이 가능해지므로, 다양한 탐색전략의 가미가 가능하게 되며, 아울러 결정론적 최적화 기법의 문제점인 국소최적화 문제를 일정부분 개선할 수 있게 된다. 다음으로 MADS를 대표적 테스트 함수인 Branin 함수에 적용하였다. Branin 함수에 대한 식은 다음과 같다.

$$f_{BR}(x) = \left(x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2} x_1^2 + \frac{5}{\pi} x_1 - 6\right)^2 + 10 \left(1 - \frac{1}{8\pi}\right) \cos x_1 + 10, \quad -5 \leq x_1 \leq 10, 0 \leq x_2 \leq 15 \quad (3)$$

Branin 함수의 최소값은 0.397887이며, 전역 최적해는  $x^* = (-3.142, 12.275), (3.142, 2.275), (9.425, 2.425)$ 이다.

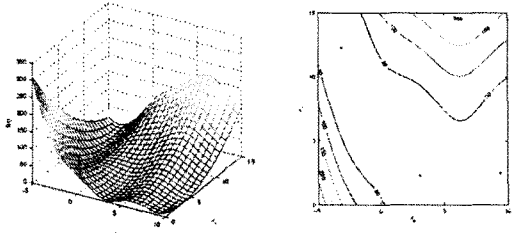


그림 4. Branin 함수

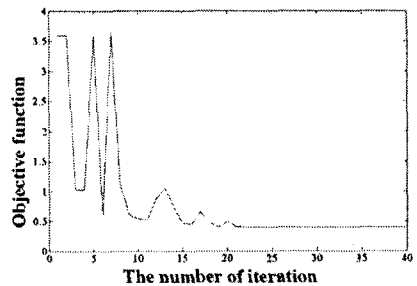


그림 5. 수렴결과

그림 4은 Branin 함수에 대해 도시하고 있으며, 그림 5은 Branin 함수에 MADS를 적용 하였을 때, 반복횟수에 대한 목적 함수값의 변화를 나타낸 것이다. Branin 함수에 대한 최적화 문제는 목적함수의 최소화로 선정하였다. 그림 5에서 나타나는 바와 같이 초기 목적함수 평가에서 목적함수 값의 변동폭이 큰 이유는 Frame 내에서 발생한 초기의 이웃해가 난수 발생적으로 생성되었기 때문이며, 그림 5의 수렴결과는 MADS의 빠른 수렴성을

도시하고 있다.

### 2.3 미미틱 알고리즘(Memetic Algorithms)의 구현

미미틱 알고리즘은 지역 탐색 기법과 유전 알고리즘을 결합하여 빠른 시간 안에 좋은 해를 찾아내려고 하는 방법이다. 본 논문에서 구현된 미미틱 알고리즘은 지역 탐색 기법으로는 MADS를 적용하였으며, 순서도는 그림 6과 같다.

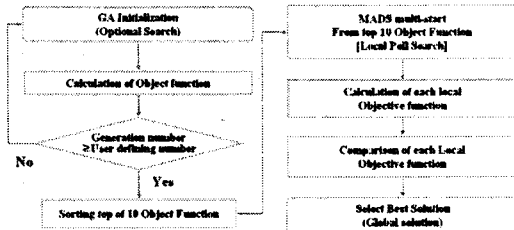


그림 6. 미미틱 알고리즘의 순서도

본 논문에서 구현된 미미틱 알고리즘은 그림 6과 같이 유전 알고리즘을 이용하여 일정 세대 후 개선된 10여개의 후보해를 선정한다. 선정된 해를 MADS의 초기해로 선정하여 총 10번의 멀티 스타팅을 수행하며, 수렴된 10개의 해 중 최적해를 선정한다. 구현된 알고리즘은 유전 알고리즘을 이용하여 전체 해의 경계조건 내에서 전역해 탐색가능성을 높이며, 시간절감 효과를 위해 MADS의 빠른 수렴성을 취하는 것이 특징이다. 따라서 전기기기 최적설계에 있어서 특성해석을 위한 함수호출의 최소화 및 최적해에 대한 빠른 수렴성을 기대 할 수 있다.

### 2.4 Shubert function(SH)

본 논문에서 구현된 미미틱 알고리즘을 적용하기 위한 테스트 함수는 Shubert function이며, 720개의 지역해와 18개의 전역해를 가진다. 전역 최소값은 -186.730909이다.

그림 7에서 도시된 바와 같이 Shubert function은 전기기기 설계에서 나타나는 Multimodal한 특징을 수반하고 있으므로, 구현된 미미틱 알고리즘을 적용하기 위해 선정하였다.

$$f_{SH}(x) = \left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos \left[ (i+1)x_1 + i \right] \right\} \left\{ \sum_{i=1}^5 i \cos \left[ (i+1)x_2 + i \right] \right\} \quad (4)$$

$-10 \leq x_1, x_2 \leq 10$

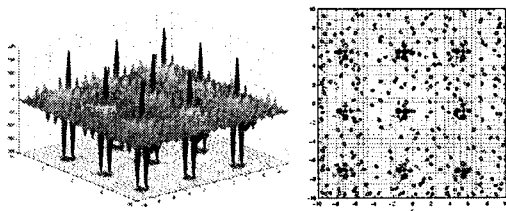


그림 7. Shubert function

### 2.5 미미틱 알고리즘을 이용한 테스트함수 수렴결과

그림 8은 Shubert 함수에 대한 미미틱 알고리즘의 수렴 결과로서, 먼저 유전 알고리즘을 이용하여 1000세대 후에 개선된 10개의 후보해중에서, 임의의 후보해 1개를 선정하여, MADS의 초기해로 적용한 수렴결과를 나타내었다.

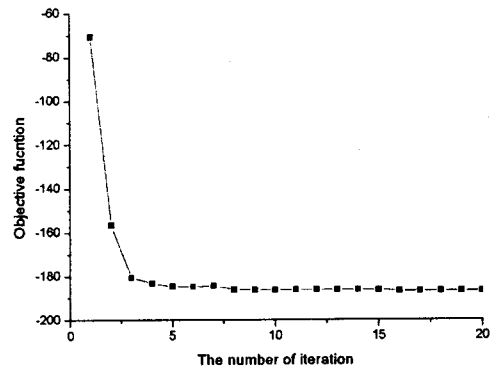


그림 8. 테스트함수에 대한 미미틱 알고리즘의 수렴결과

그림 8에서 도시된 바와 같이 구현된 미미틱 알고리즘은 Shubert함수의 전역 최적해에 빠르게 수렴하고 있다.

## 3. 결 론

본 논문에서는 전기기기 최적설계를 위한 최적화 알고리즘으로써 유전알고리즘과 MADS를 결합한 미미틱 알고리즘의 구현 및 테스트 함수에 대한 수렴과정을 나타내었다. 유한요소 해석이 사용되는 최적설계의 문제점인 막대한 최적화 수행시간을 단축하기 위해 지역 탐색 기법인 MADS를 적용하였으며, 또한 유전알고리즘을 결합하여 전역최적해 탐색에 대한 가능성을 높일 수 있었다. 아울러, 목적함수의 Multimodal한 특성에 대해서는 준 최적화로 수렴될 가능성이 높기 때문에, 초기해는 유전 알고리즘을 이용하여 10개의 다중해로 선정하였으며, 각각의 해에 대해 MADS를 적용하여 수렴 결과를 통해 전역최적해로의 빠른 수렴성을 확인 할 수 있었다.

### <감사의 글>

본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술재단의 지원하신 인력양성사업으로 수행된 연구결과임.

### [참 고 문 헌]

- [1] Cheol-Gyun Lee, Hochang Jung, Sung-Chin Hahn, Hyun-Kyo Jung, Sang-Yong Jung, "Optimal Design of Direct-driven PM Wind Generator for Maximum Annual Energy Production," Magnetics, IEEE Transactions on Vol. 44, Issue 6, pp. 1062 - 1065, June 2008.
- [2] C. Audet, J. E. Dennis JR, "Mesh adaptive direct search algorithms for constrained optimization,"SIAM J. Optim., vol. 17, no. 1, pp. 188-217, 2006.
- [3] 문병로, "유전 알고리즘", 2003