

Memetic Algorithms을 적용한 영구자석 풍력발전기 최적설계

박지성\*, 안영준\*, 김종욱\*\*, 이철균\*\*\*, 정상용\*  
 동아대 학교 전기공학과\*, 동아대학교 전자공학과\*\*, 동의대학교 전기공학과\*\*\*

Optimal Design of PM Wind Generator using Memetic Algorithm

Jiseong Park\*, Youngjun Ahn\*, Jong-Wook Kim\*\*, Chel-Gyun Lee\*\*\*, Sang-Yong Jung\*

Department of Electrical Engineering, Dong-A University\*

Department of Electronic Engineering, Dong-A University\*\*

Department of Electrical Engineering, Dong-Eui University\*\*\*

**Abstract** - This paper presents the novel implementation of memetic algorithm with GA (Genetic Algorithm) and MADS (Mesh Adaptive Direct Search), which is applied for optimal design methodology of electric machine. This hybrid algorithm has been developed for obtaining the global optimum rapidly, which is effective for optimal design of electric machine with many local optima and much longer computation time. In particular, the proposed memetic algorithm has been forwarded to optimal design of direct-driven PM wind generator for maximizing the Annual Energy Production (AEP), of which design objective should be obtained by FEA (Finite Element Analysis). After all, it is shown that GA combined with MADS has contributed to reducing the computation time effectively for optimal design of PM wind generator when compared with purposely developed GA implemented with the parallel computing method.

간에 전략적 차이를 들으므로, 변수영역에서의 지역탐색 방향이 제한적이지 않게 되므로 GPS에 비해 탐색전략에 있어서 많은 이점을 지니고 있다[3].

마지막으로, 본 논문에서는 미미틱 알고리즘 기반의 500kw급 영구자석형 풍력발전기 최적설계 결과와 기존에 수행되었던 병렬분산 유전알고리즘의 최적설계 결과를 비교 제시 하였으며, 미미틱 알고리즘을 이용한 최적설계 기법은 연산 수행시간에 대해 상당한 절감효과를 나타내었다.

2. 본 론

본 논문에서 고려하는 영구자석 풍력발전기는 표 1과 같은 시스템 특징을 지니며, 피치 제어 블레이드형(Pitch Control Blade) 구조이다. 발전기 형태는 저속구간에서 높은 토크 발생 및 고효율성을 지니는 다극 표면부착형 영구자석 동기기이다.

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 구현하였다. 미미틱 알고리즘이란, 유전알고리즘과 지역탐색기법을 결합한 혼합형 알고리즘을 의미한다[2]. 여기서 적용된 지역탐색기법인 MADS는 연산 소요 시간의 절감효과 및 빠른 수렴성을 나타내는 결정론적 최적화 기법이다. MADS는 GPS (Generalized Pattern Search)에서 개선된 알고리즘으로, 기본적인 원리는 GPS와 동일하다. 즉, 현재해에 대한 이웃해의 생성 후, 각각의 해들에 대한 목적함수 값의 비교평가를 통해 해를 개선시키는 방식이다. 그러나 탐색전략에 기인하는 poll size 파라미터와 mesh size 파라미터에 대해, GPS에서는 두 파라미터의 크기가 동일하나, MADS에서는 두 파라미터

표 1. 풍력발전기 시스템 사양  
 Table 1. Specification of Wind power Generator

Rated Power output(Ps)		500kW
Design Speed	Cut-in wind speed	3.5 m/s
	Rated wind speed	13.5 m/s
	Cut-out wind speed	26 m/s
Generator	Type	SPMSG
Turbine Rotor	Diameter	39 m
	Rotational	0-32rpm
	Rotational speed range	1207m2
Control System	Pitch control	

2.1 풍력에너지의 특성

풍속에 대한 터빈 출력은 다음과 같이 정의된다.

$$P_w = \frac{1}{2} \rho v^3 A [W] \tag{1}$$

여기서,  $\rho$  : 공기밀도 [kg/m<sup>3</sup>],  $v$  : 풍속 [m/s], A : 발전기의 면적 ( $\pi R^2$ )

발전기로 전달되는 유효터빈 출력(Ps)은 유효출력계수(Cp)와 팁 속도비( $\lambda$ )를 이용하여 다음과 같이 정의된다.

$$P_s = C_p(\lambda) P_w [W] = C_p(\lambda) \frac{1}{2} \rho v^3 A \tag{2}$$

Ps : 터빈의 유효출력, Cp : 유효출력계수,  $\lambda$  : 팁 속도비 (tip speed ratio)

풍속에 대한 발전기의 입력은 식 (2)를 통하여 아래와

같이 정의된다.

$$P_i = \omega T [W] \quad (3)$$

여기서,  $T = \frac{2}{3} p \lambda_{pm} i_q [Nm]$ ,  $\omega = \frac{v \lambda(v)}{R} [rad/s]$

이를 통해, 풍력발전기의 출력전류는 아래와 같다.

$$i = \frac{1}{3} \frac{\rho \pi R^3}{p \lambda_{pm} \lambda(v)} C_p(v) v^2 [A] \quad (4)$$

여기서, p : 발전기의 극쌍수,  $\lambda_{pm}$  : 상당 쇄교자속

### 2.2 풍속 확률분포와 연간 에너지 생산량

풍속에 대한 정보는 확률분포 모델을 적용하였으며, 범용적인 Rayleigh 분포를 적용하였다. 풍속에 대한 확률은 식 (5)와 같다[4].

$$F(v) = \frac{\pi v}{2v_a^2} \exp\left[-\frac{\pi}{4}\left(\frac{v}{v_a}\right)^2\right] \quad (5)$$

여기서,  $v_a$  : 연평균 풍속[m/s]

한편, 연간에너지 총 생산량은 각 풍속에 대한 확률(F(v))와 발전기 출력( $P_0(v)$ )을 통해 예측할 수 있는데, 우선 특정 풍속이 일 년간 유효한 총 시간은 식 (6)과 같다.

$$H(v) = 8760 \times F(v) \Delta v [h] \quad (6)$$

특정 풍속에서 운전시간이 정해지면, 각 풍속별 전력량이 계산되며, 궁극적으로 연간 운전 시간을 곱하여 다음과 같은 총 에너지 생산량을 구하게 된다.

$$AEP_{total} = \sum_{v=0}^n aep(v) [Wh] \quad (7)$$

여기서,  $aep(v) = P_0(v) \times H(v)$

### 2.3 Mesh Adaptive Direct Search(MADS)

MADS는 비용함수의 미분정보를 필요로 하지 않는 non-gradient 지역 최적화 기법으로서 지역해로의 빠른 수렴성을 갖는 반면 수학적으로 그 수렴성이 증명된 최신의 최적화 알고리즘이다[3]. MADS의 기본 원리는 탐색영역 내에서 현재해를 기준으로 이웃해를 발생시켜, 목적함수 결과에 대한 비교평가를 통해 최적해로 개선해가는 방식으로, CS(Compass Search), GPS (Generalized Pattern Search)와 같은 휴리스틱 탐색 기법(heuristic search method) 중의 하나이다. 그러나 MADS는 GPS의 성능을 개선한 알고리즘으로서, 탐색영역 상에서의 탐색 방향이 제한적이지 않으므로 다양한 탐색 전략이 구현 가능하다.

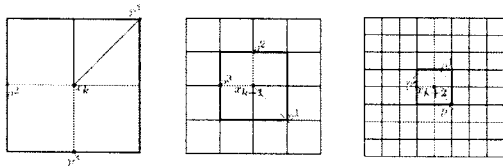


그림 1. GPS 프레임 구성의 예  
Fig. 1. GPS : Example of frame

그림 1은 GPS의 특징을 나타낸 것으로, 굵게 도시된 라인을 프레임(frame)이라고 하며, 일반적으로 탐색하고자 하는 해 영역의 범주를 의미한다. 이웃해 선정에 관

련된 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 재생성시켜 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 mesh 상의 해집합이 동일하며, 해 영역 내에서의 탐색방향이 제한적이다[5].

GPS의 제한적 탐색범위의 개선을 위해 제안된 알고리즘이 MADS이며, 특징은 그림 2와 같다.

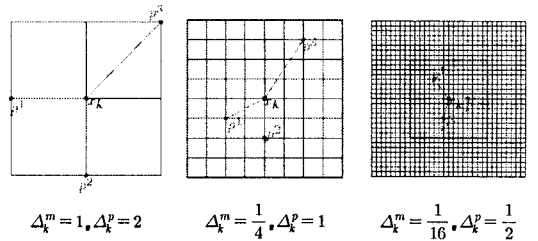


그림 2. MADS 프레임 구성의 예  
Fig. 2. MADS : Example of frame

반복 횟수 k에 대해, MADS의 mesh에 대한 집합은 다음과 같이 정의된다.

$$M_k = \bigcup_{z \in S_k} \{x + \Delta_k^m D_z : z \in N^{mD}\} \quad (8)$$

여기서,  $S_k$  : 목적함수 평가에 적용된 해집합,  $\Delta_k^m$  : Mesh size 파라미터,  $D_z$  : 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.

$$\Delta_{k+1}^m = \tau^{\omega_k} \Delta_k^m \quad (9)$$

$$\omega_k = \begin{cases} \{0, 1, \dots, \omega^+\} & \rightarrow (가) \\ \{\omega^-, \omega^- + 1, \dots, -1\} & \rightarrow (나) \end{cases}$$

(가) : 개선된 해를 발견 하였을 때  
(나) : 해가 개선되지 않았을 때

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 탐색 전략의 가미

가 가능하게 되며, 아울러 결정론적 최적화 기법의 문제점인 국소최적화 문제를 일정부분 개선할 수 있게 된다.

### 2.4 Memetic 알고리즘의 구현

미미틱 알고리즘은 지역 탐색 기법과 유전 알고리즘을 결합하여 빠른 시간 안에 좋은 해를 찾아내려고 하는 방법이다. 본 논문에서 구현된 미미틱 알고리즘은 지역탐색기법으로는 MADS를 적용하였으며, 순서도는 그림 3과 같다.

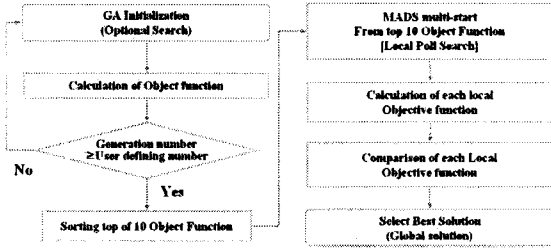


그림 3. 미미틱 알고리즘의 순서도  
Fig. 3. Flow chart of Memetic Algorithm

본 논문에서 구현된 미미틱 알고리즘은 그림 3과 같이 유전 알고리즘을 이용하여 일정 세대 후 개선된 n개의 후보해를 선정한다. 선정된 해를 MADS의 초기해로 선정하여 총 n번의 멀티 스타팅을 수행하며, 수렴된 n개의 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 합수 호출의 최소화 및 최적해로의 빠른 수렴성을 기대 할 수 있다.

### 2.5 영구자석 풍력발전기 최적설계 결과

먼저, 표 1의 사양에 대한 풍력발전 시스템의 SPMSG에 대해 MADS를 이용한 최적설계를 수행하였다. SPMSG의 사양은 정격출력 500[kW]에 100극 300슬롯이며, 정격토크는 140[kNm]이다. 그림 4는 설계변수를 나타내고 있으며, 자극각도( $x_1$ ), 고정자 치 폭( $x_2$ ), 회전자 요크 두께( $x_3$ ), 고정자 슬롯높이( $x_4$ ) 등을 설계변수로 선정하였다. 발전기의 설치 공간 및 재료비의 제약을 고려하여 고정자 외경 및 축방향 길이, 공극의 길이와 보자력 등을 고정하며, 해석상에서 고정자 외경은 1154.9 [mm], 축방향 길이 550[mm], 공극 2.15[mm], 영구자석의 보자력은 1[T]로 설정하였다.

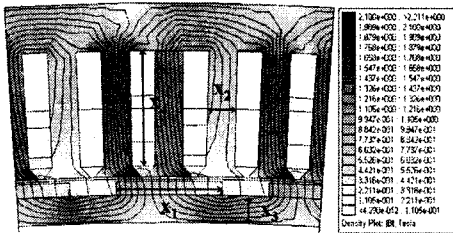


그림 4. 설계변수의 선정  
Fig. 4. Design Variables

유한요소 해석 결과의 비교수행 및 개선을 위해, 미미틱 알고리즘을 적용하여, AEP 최대화 모델의 탐색에 대한 시뮬레이션을 수행하였으며, 아래 표 2는 최적설계 비교결과이다.

표 2. 최적설계 비교 결과  
Table 2. Comparison Results of Optimal Design

구분	설계 변수				AEP [MWh]	소요 시간
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$		
GA+ 분산컴퓨팅	1.89	8.8	19.6	59.6	1234.5	13h
GA+ MADS	1.84	9.15	16.6	65.6	1234.01	4h45

Memetic 알고리즘을 적용한 최적설계 수행 결과는 기존 모델과 비교하여 AEP의 개선 및 GA와 병렬 분산컴퓨터가 결합된 해석 소요시간에 대해서는 63% 향상된 결과를 나타내었다.

이는 곳, 최대 연간에너지 생산량을 위한 미미틱 알고리즘 기반의 풍력발전기 최적설계는 빠른 수렴성과 개선된 결과를 나타내고 있음을 알 수 있다.

### 3. 결 론

본 논문에서는 최대 에너지 생산량을 목적함수로 하는 풍력발전기 최적 설계를 위해 유한 요소법 기반의 특성 해석과 미미틱 알고리즘을 적용하였다. 유한요소 해석이 사용되는 최적설계의 문제점인 최적화 수행시간을 단축하기 위해 빠른 수렴성을 나타내는 지역 탐색 기법인 MADS를 유전알고리즘과 유기적으로 결합 구현하였으며, 기존에 수행되었던 GA와 병렬 분산 컴퓨터 시스템의 수행결과에 비해, 최적해로의 빠른 수렴성을 나타내었다. 또한, MADS는 대표적인 지역 탐색기법으로서, 목적함수의 다봉성에 대해서는 준최적화로 수렴될 가능성이 높기 때문에, 유전 알고리즘을 통해 MADS의 초기해를 다수 선정 하여 Multi-start를 적용을 하였으며, 수렴 결과를 통해 개선된 결과를 도출 할 수 있었다.

### < 감사의 글 >

본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술재단의 지역혁신 인력양성사업과 산업 자원부의 지원에 의하여 기초전력 연구원 (R-2007-2-060)주관으로 수행된 연구임.

### [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] Mcgraw-Hill'S Advanced Topics In Computer Science Series : New ideas in optimization, pp. 219 - 234, 1999.
- [3] C.Audet, J. E. Dennis JR, "Mesh adaptive direct search algorithms for constrained optimization,"SIAM J. Optim., v ol. 17, no. 1, pp. 188-217, 2006.
- [4] Donald S. Zinger et al, "Annualized Wind Energy Improvement Using Variable Speeds," IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 33, pp. 1444-1447, November, 19 97.
- [5] V. Torczon, "On the Convergence of Pattern Search Algorithms," SIAM Journal on Optimization, vol. 7, no. 1, p p. 1-25, 1997.