

# Genetic Algorithm과 Expert System의 결합 알고리즘을 이용한 직구동형 풍력발전기 최적설계

(Optimal Design of Direct-Driven Wind Generator Using Genetic Algorithm  
Combined with Expert System)

김상훈\* · 정상용\*\*

(Shang-Hoon Kim · Sang-Yong Jung)

## Abstract

In this paper, the optimal design of a wind generator, implemented with the hybridized GA(Genetic Algorithm) and ES(Expert System), has been performed to maximize the AEP(Annual Energy Production) over the whole wind speed characterized by the statistical model of wind speed distribution. In particular, to solve the problem of calculation iterate, ES finds the superior individual and apply to initial generation of GA and it makes reduction of search domain. Meanwhile, for effective searching in reduced search domain, it propose Intelligent GA algorithm. Also, it shows the results of optimized model 500[kW] wind generator using hybridized algorithm and benchmark result of compare with GA.

Key Words : Direct-Driven Wind Generator, Optimization, GA(Genetic Algorithm), ES(Expert System), CBR(Case Based Reasoning), AEP(Annual Energy Production), Mutation Rate

## 1. 서 론

최근 환경오염 및 지하자원의 고갈로 인해 에너지 잔량이 앞으로 얼마 남지 않은 추세로 자연환경에서 얻을 수 있는 친환경 에너지와 대체 에너지를 개발하여 신재생 에너지가 각광받고 있는 추세이다. 특히

풍력발전과 태양 발전의 경우 에너지원이 무한하고 영구적이며 환경오염을 유발시키지 않아 큰 관심을 받고 있는 추세이다.

풍력발전기는 크게 기어타입(Geared Type)과 기어리스타입(Gearless Type)으로 나눌 수 있다. 풍력발전은 발전을 위한 토크가 터빈의 크기에 따라 비례하게 되므로 효율적인 발전을 위해서는 저속의 고토크 발전기 사양을 요구하게 된다. 따라서 이러한 저속 고토크의 입력을 증속기를 통하여 적정크기의 발전기로 입력함으로써 원하는 출력을 얻을 수 있다. 하지만 증속기의 설치로 인한 발전기 나셀의 중량증가, 증속기 내부의 기어에 의한 소음 및 진동 발생, 정기적인 증속

\* 주저자 : 동아대학원 전기공학과 석사과정  
\*\* 교신저자 : 동아대학교 전기공학과 조교수  
Tel : 051-200-6945, Fax : 051-200-6947  
E-mail : whiteland1@nate.com  
접수일자 : 2010년 8월 26일  
1차심사 : 2010년 8월 31일  
심사완료 : 2010년 10월 1일

기의 유지보수 등의 단점이 발생하게 된다[1].

기어리스 타입의 직구동형 풍력발전기는 블레이드와 발전기사이 증속기를 제거하고 동일 축으로 연결하여 동기속도로 운전한다. 증속기를 제거함으로써 중량 및 노이즈, 유지보수비용이 감소되며 토크 밀도가 매우 높은 장점이 있다. 특히 표면부착형 영구자석 동기발전기(SPMSG)는 저속에서 높은 토크분포와 효율을 보이게 되는데 이는 저속으로 운전하는 직구동형 풍력발전기의 특성에 매우 적합한 특성을 가진다[2].

한편 근대의 전기기기 설계법을 보게 되면 전문가의 경험이나 과거의 사례를 통하여 그 모델을 근본으로 하여 사용자의 요구사항에 맞추어 설계를 수행하는 것이 보통이었다. 그러나 최근의 전기기기 설계의 경향을 살펴보면 경험에 의존하던 설계를 최적화 기법을 적용하여 개발하려는 추세이며 이를 위한 최적화 기법 또한 급진적으로 발전하고 관련 논문도 많이 제출되고 있다.

최적화 기법은 크게 확률론적 방법(Stochastic Method)과 결정론적 방법(Deterministic Method)로 나눌 수 있다. 확률론적 방법은 여러 가지 경우에 대해 확률적으로 탐색해가는 방법으로 모든 경우의 수를 고려한다는 점에서 그 해의 신뢰성이 높은 편이나, 그러한 해를 얻기 위해서는 매우 많은 지점에서의 해석을 필요로 하게 되어 최적화 수행 시간이 매우 오래 걸린다는 단점이 있다.

결정론적 방법은 어떠한 지점에서 주위를 탐색하여 개선된 값이 있다면 그 방향을 선택하여 최적해 탐색 지점을 이동해가는 방식으로 최적화 수행시간이 매우 빠른 장점이 있다. 하지만 전 범위를 탐색하기 보다는 주변을 탐색하는 방법이므로 국부해로 수렴될 가능성이 높고 해의 신뢰성 또한 떨어지는 편이다.

본 논문에서는 연간 에너지 생산량을 최대화 하는 설계를 수행하기 위해 최적화 알고리즘과 유한요소 해석법을 연계하여 전 풍속영역에 대해 최적화를 수행하였다. 한편 신뢰성 높은 결과를 얻기 위해 확률론적 방법인 GA를 사용하였다. 하지만 앞서 언급하였듯이 확률론적 방법과 유한요소 해석법을 통해 신뢰도 높은 최적화 결과를 얻기 위해서는 매우 많은 연산시

간을 소요하게 된다. 이를 해결하기 위해 유전알고리즘(GA)에 앞서 언급하였던 전문가의 경험이나 예전 사례를 기본으로 하여 변형설계를 수행하는 전문가 시스템(ES)을 결합하여 정확도를 유지하면서 빠른 수렴에 도달하는 혼합 알고리즘을 제시한다. 특히 사례 기반의 전문가 시스템은 데이터베이스로부터 유사도 분석을 통하여 목적함수와 유사한 후보를 선출한 다음 이로부터 GA의 설계변수 탐색 범위를 축소시켜 최적값을 빠르게 탐색하는 알고리즘을 개발하였다.

## 2. 풍력발전기의 특성

단위시간에 대한 공기의 부피변화  $A \cdot v [m^3/s]$ 와 질량변화  $\rho \cdot A \cdot v [m^3/s]$ 를 고려한 순수 풍력량  $P_w$ 는 다음과 같다.

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

여기서  $\rho$  : 공기밀도[kg/m<sup>3</sup>], A : 블레이드 통과면적 [m<sup>2</sup>]

풍력발전기로 들어온 에너지는 터빈의 요우, 피치제어를 통해 최대 효율을 갖도록 제어된 입력이 들어오게 된다. 풍력 터빈의 출력(P<sub>i</sub>)은 블레이드의 피치 컨트롤을 거쳐 그림 1과 같이 주속비와 출력 계수(C<sub>p</sub>(v))를 각각 고려한 수식 (1)의 풍력 에너지(P<sub>w</sub>)가 발전기입력(P<sub>s</sub>)으로 전달되게 된다[3].

$$P_s = C_p(v)P_w = (C_p(v)\rho v^3 A)/2 \quad (2)$$

풍력 터빈에 의한 입력(P<sub>s</sub>)은 발전기 입력 P<sub>i</sub>와 같으므로 발전기 출력은 식 (3)과 (4)로 계산할 수 있다.

$$P_i = P_s = T^e \cdot \omega_m \quad (3)$$

$$i_s = C_p(v)v^2(\rho\pi R^3)/3p\lambda L_{pm}\lambda(m) \quad (4)$$

여기서  $T^e = (3p\lambda L_{pm})/2 [Nm]$ ,  $\lambda(v) = (R\omega_m)/v$  : 주속비,  $\omega_m$  : 터빈 속도[rad/s], R: 블레이드 직경, p: 극수,  $\lambda_{pm}$  : 영구자속에 의한 상당 쇄교자속

이렇게 계산된 발전기 입력전류를 통하여 원하는 파라미터들을 유한요소 해석을 통해 계산해 낸다.

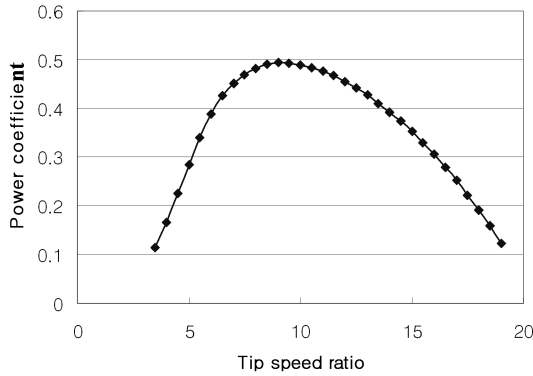


그림 1. 풍력 터빈의 능력곡선  
Fig. 1. Characteristic of Wind turbine

### 3. 풍속의 확률 분포에 따른 AEP 계산

풍력은 발전기 설치지점의 지리적 요건, 날씨, 계절, 주변요인에 의해 크게 변하게 되므로 실제로 풍력의 가변성을 예측하여 발전기의 출력을 계산하는 것은 매우 어렵다. 개략적으로나마 운전풍속영역을 고려하는 방법으로 세 가지 정도의 방법이 있다. Grauers[4]는 정격풍속에서 발전기의 손실을 기준으로 각 풍속에서의 손실 비례계수를 구할 때 풍속분포를 고려하는 방법을 사용하고 있으나 계산법이 복잡하여 실용적이지 못하다. Inoue[5]은 풍속 확률분포 함수로서 Weibull function을 사용하고 있으나, 이 경우에는 발전기가 설치되는 지역의 풍속분포에 대한 자세한 데이터(shape factor와 scale factor 등)가 필요로 하기 때문에 비교적 신뢰성이 높으나 적용범위가 매우 좁은 편이다. 본 논문에서는 운전풍속영역을 고려하는 방법으로 발전기가 설치되는 지역의 평균풍속에 대한 데이터만으로도 적용이 가능한 Rayleigh 함수를 풍속 확률밀도 함수로 사용하여 풍력발전기의 연간에너지 생산량(Annual Energy Production, AEP)을 산정하였다. 풍속의 확률분포 식은 다음과 같다.

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

$v_a$ : 지역 내 평균풍속,  $F(v)$ : 풍속  $v$ 에 따른 풍속 확률

평균풍속에 따른 확률 분포는 그림 2와 같다.

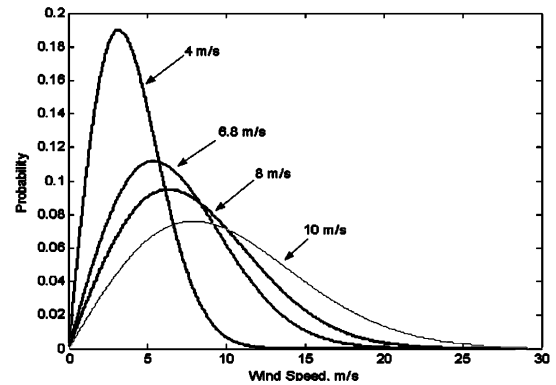


그림 2. 풍속의 확률분포  
Fig. 2. Distribution of wind speed

최적화 목표는 풍속의 평균 분포를 통하여 연간 에너지 생산량의 최대화를 목적함수로 두고 최적설계를 하였다. 일년간 특정 풍속이 부는 유효시간  $H(v)$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$H(v) = N_t \cdot F(v) \cdot \Delta v [h] \quad (6)$$

$N_t$ : 일년의 총 시간(약8760h),  $\Delta v [h]$ : 풍속 한 구간의 크기

특정 풍속의 유효시간이 정해지면, 각 풍속별 전력 총량이 계산되며, 궁극적으로 연간 운전 시간을 곱하여 다음과 같은 연간 총 에너지 생산량을 구하게 된다.

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

여기서  $aep(v) = P_o(v) \times H(v)$

## 4. GA와 ES를 결합한 최적화 알고리즘

### 4.1 유전알고리즘(Genetic Algorithm)

유전 알고리즘은 자연계의 생명체 중 환경에 잘

적응한 개체가 좀 더 많은 자손을 남길 수 있다는 자연선택 과정과 자연계의 생명체의 설계도와 같은 유전자의 변화를 통해서 좋은 방향으로 발전해 나간다는 자연 진화의 과정을 모방하여 컴퓨터로 모의 수행을 하는 최적화 알고리즘의 하나이다. 즉 실세계의 문제를 풀기 위해 잠재적인 해들을 컴퓨터상에서 코딩된 개체로 나타내고, 여러 개의 개체들을 모아 개체군을 형성한 뒤, 세대를 거듭하면서 이들의 유전 정보를 서로 교환하거나 새로운 유전 정보를 부여하면서 적자생존의 법칙에 따라 모의 진화를 시킴으로써, 주어진 문제에 대한 최적의 해를 찾는 계산 모델이다[6].

이러한 방법의 장점은 목적 함수의 미분과정이나 특별한 수학적 연산을 필요로 하지 않는다는 것이다. 또한, 점에 의한 탐색이 아니라 개체들이 모여 이루는 개체군에 의한 병렬적인 탐색이라는 점에서 기존의 최적화 알고리즘과는 차이가 있다. 한 세대의 개체군에 속한 개체들은 진화를 거듭하면서, 이전 세대까지 축적된 정보를 서로 교환하고 새로운 영역으로의 탐색을 시도한다. 탐색의 방향이나 영역이 초기값에 의해서 결정되지 않고 세대마다 확률적으로 결정되므로 지역 최소점에 빠질 가능성이 적어 전역 최적화가 가능한 알고리즘이다[7].

### 4.2 전문가 시스템(Expert System)

전문가 시스템(ES)은 AI의 한 종류로서 문제해결에 있어서 전문가들이 작성해 놓은 지식이나 규칙을 적용하는 방법이다. 지식베이스에는 크게 사례 기반과 규칙 기반 두 가지 종류가 있다. 규칙 기반은 과거의 경험을 통하여 특정 상황에서 유의사항이나 절대적 진리 등을 규칙으로 정하여 “만약..라면 ..하는” 방법으로 해답에 접근해 가는 방식이다. 또 한 가지 사례기반추론기법(CBR)은 한마디로 어떤 문제를 해결하기 위해 과거에 사용했던 구체적인 경험을 바탕으로 새로운 문제를 해결하는 방법이라고 할 수 있다. 사례기반추론을 이용한 방법은 규칙기반보다는 단순하며, 특히 문제영역이 잘 정형화되지 않는 분야에서는 좋은 접근법이라 할 수 있다[8].

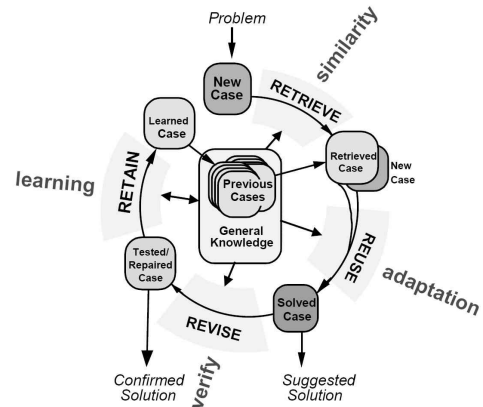


그림 3. 사례기반 시스템의 개념도  
Fig. 3. Conceptual Diagram of CBR

### 4.3 GA와 ES의 결합 알고리즘

GA는 세대기반의 확률론적 전역 탐색법으로서 일반적으로 최적화에 사용되는 수리적인 미분계산이 필요하지 않아 활용 범위가 매우 광범위 하다. 그러나 이러한 방대한 활용성 및 전역 탐색 기법의 단점이 그렇듯이 넓은 탐색범위를 조건에 맞춰 검색해야 하는 부담 때문에 소요시간이 매우 오래 걸리는 것이 단점이다. 여기에 사례 기반의 엔진을 결합하게 되면 과거 설계사례 및 경험에서 우수한 인자들을 선별하여 각 인자들의 변수범위를 분석하여 탐색범위를 제한하게 되고 그 범위 내에서 초기 세대를 생성하게 되기 때문에 초기 세대의 해석값이 기존의 탐색에 의한 초기세대보다 월등히 뛰어난 성능을 보이게 된다. 또한 변이율의 범위 또한 크게 범위를 벗어나지 않고 최적화된 범위 내에서 탐색을 수행하기 때문에 빠른 속도로 최적값에 수렴할 수 있을 것이다. 그림 4은 결합 알고리즘의 개념을 나타내고 있다.

혼합 알고리즘의 최적화 순서를 살펴보게 되면 최초로 사용자가 원하는 설계사양을 입력하게 되면 혼합 알고리즘은 과거 설계사례들과 목표 설계사양간의 유사도를 분석을 수행한다. 유사도 분석을 수행함에 있어 설계 사양과 값이 가까울수록 파라미터에 가중치를 두어 차후 임의의 파라미터를 선출하여 설계변수의 범위 지정시 좀 더 높은 확률로 관여할 수 있도록 가중치 설정한다. 유사도 분석을 통하여 설계의 기초

가 될 다수의 유사 모델을 선출하여, 두 번째 선별의 과정을 거쳐 사용자가 지정한 개수의 후보를 선출한다. 선출된 각 후보들로부터 설계변수와 동일한 파라미터들을 추출해낸다. 추출된 파라미터들은 이전단계의 가중치 판단에 의해 값들의 보정과정을 통하여 사용자가 원하는 세부정밀도를 만족하는 변수범위를 지정하게 된다. 또한 보정된 값을 사용하여 GA의 초기 세대를 생성한다. 검증에 위해 Test Function에 적용하여 그 생성된 값의 해석을 수행한 결과, 최적값에 비슷한 결과가 생성되었다.

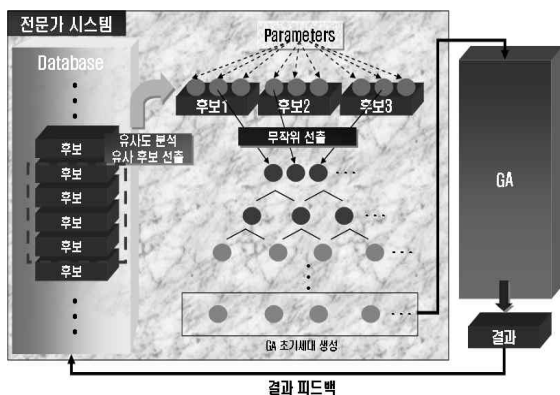


그림 4. ES+GA의 개념도  
Fig. 4. Conceptual Diagram of ES+GA

이와 같이 최적화된 변수범위와 초기세대를 사용한 최적화 과정은 그 수렴 속도가 매우 빠를 것이며 성능 또한 기준 이상의 능력을 보여줄 수 있을 것이다.

#### 4.4 지능형 유전알고리즘(Intelligent GA)

기존의 GA는 초기에 설정한 횟수만큼 세대의 재생산과 계산을 반복하게 되므로 탐색범위가 좁아져 최적값에 빠르게 수렴했다 하더라도 정해진 계산횟수만큼 반복을 해야 알고리즘의 수행을 마치게 된다. 특히 유한요소 해석법은 비용함수계산시간이 오래 걸리게 되므로 똑같은 파라미터의 반복된 계산은 결과에 영향을 미치지 않을 뿐만 아니라 탐색시간도 늘어나게 되는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 재생산된 개체의 계산에 앞서 이전에 계산된 개체의 파라미터를

비교하여 똑같은 값을 가질 경우 비용함수 계산절차를 생략하고 이전의 계산결과로 대체하는 방법을 적용하였다. 그림 5에는 Intelligent GA의 흐름도와 개념을 간략히 나타내었다.

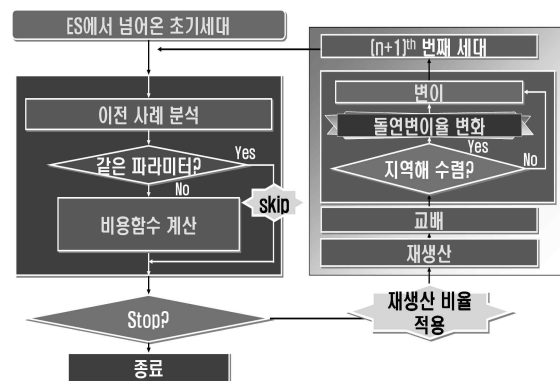


그림 5. Intelligent GA의 Flow Chart  
Fig. 5. Flow Chart of Experted GA

Intelligent GA의 요는 앞서 언급했듯이 ES에 의한 탐색범위의 축소 및 빠른 수렴 효과로 인해 파라미터가 완전히 똑같은 개체가 생성될 확률이 매우 높다. 이렇게 같은 파라미터에 따라 자동 설계되어 있는 모델을 해석 수행하였을 경우 동일한 결과 값을 나타내게 될 것이다.

따라서 이러한 중복현상을 방지하기 위해 재생산 과정 후 각 개체의 파라미터를 모델링에 적용하기 전 개체의 염색체를 이전 계산한 염색체 데이터뱅크와 대조하여 같은 염색체를 가진 개체를 찾는다. 만약 검색 결과 같은 개체가 있는 경우 데이터 뱅크에 저장되어 있는 결과 값을 복사하여 그 개체의 연산을 종료한다. 즉 불필요한 유한요소 계산을 건너뛰고 다음 개체의 계산을 수행하게 되는 것이다. 반대로 검색결과 같은 염색체를 가진 개체가 없다면 모델링과 유한요소 해석을 수행한다.

혼합 알고리즘과 Intelligent GA의 성능을 검증하기 위해 기존의 유전알고리즘과 Intelligent GA 알고리즘, 혼합 알고리즘 3가지 경우에 대하여 단순함수의 수행, 비교한 결과를 표 1에 나타내었다.

결과에 따르면 기존의 GA의 경우 0.1012[min]의 시

간이 걸린 반면 같은 파라미터를 건너뛴 Intelligent GA의 경우 0.07154분이 걸려 약 30[%]의 개선 효과를 나타내었다. 또한 혼합 알고리즘의 경우 기존 GA에서 반복된 파라미터의 생성횟수가 5223회에 인 것에 반해 11920회의 동일 파라미터 생성으로 범위가 좁아질 수록 그 현상이 증가하는 현상을 볼 수 있었다. 이로 인한 최적화 시간 또한 60[%] 이상 개선된 효과를 얻을 수 있었다.

표 1. 단순 함수( $x^2+y^2=0$ )에 대한 GA와 Intelligent GA, ES+iGA의 결과 비교  
Table 1. COMPARISON THE RESULT OF 3 METHODS(GA, iGA and ES+iGA)

	GA	iGA	ES+iGA
Duplicated	5223	5223	11920
Time	0.1012[min]	0.07154	0.0452[min]

### 5. 최적화 알고리즘의 시험함수 적용

제시한 알고리즘과 일반적인 GA의 성능을 벤치마크 하기 위해 Branin 함수와 Shubert 함수에 적용하여 비교분석 하였다. 시뮬레이션을 수행한 컴퓨터 성능 (2.7[GHz], 3.25G Memory) 때문에 수렴속도가 매우 빨라 비용함수 계산 시 시간지연(0.1[ $\mu$ s])을 주어 결과 데이터 변화를 관찰할 수 있게 하였다.

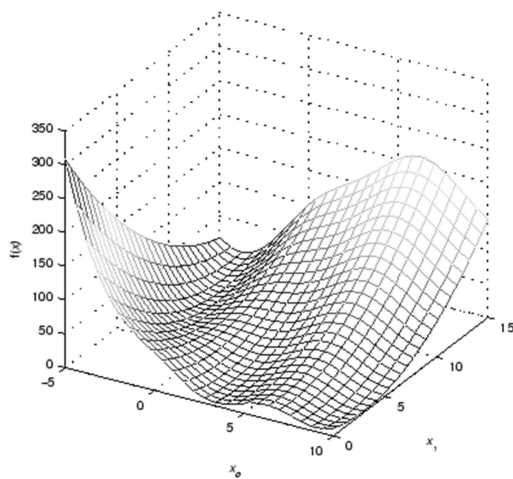


그림 6. Branin 함수  
Fig. 6. Branin Function

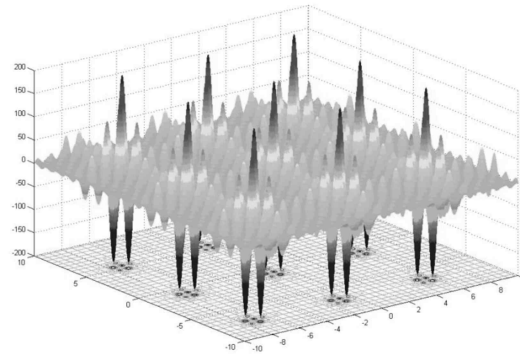


그림 7. Shubert 함수  
Fig. 7. Shubert Function

표 2. Branin 함수에 대한 GA와 ES+iGA의 결과 비교  
Table 2. COMPARISON RESULTS OF BRANIN FUNCTION OF GA AND ES+iGA

	GA	ES+iGA
Global Minimum Cost	0.39791	0.39789
Time	0.1052[min]	0.0411[min]

표 3. Shubert 함수에 대한 GA와 ES+iGA의 결과 비교  
Table 3. COMPARISON RESULTS OF BRANIN FUNCTION OF GA AND ES+iGA

	GA	ES+iGA
Global Minimum Cost	-180.1840	-186.7260
Time	0.1068[min]	0.0471[min]

위의 결과에서 나타내듯이 두 시험함수 모두 제안된 알고리즘의 경우가 더 높은 신뢰성과 빠른 수렴속도를 보임을 알 수 있다. 특히 다봉성 함수인 Shubert 함수의 경우는 알려진 최적값에 더 가까운 값을 제시하여 신뢰성 있는 결과를 제시하였다.

### 6. 풍력발전기 최적설계

제안한 최적화 알고리즘을 통하여 500[kW]급 직구동형 풍력발전기의 설계를 수행하였다. 설계 목표 사양은 다음과 같다

표 4. 풍력발전기 설계 사양  
Table 4. SPECIFICATION OF WIND POWER GENERATOR

정격 출력(Ps)		500[kW]
풍속 사양	Cut-in 풍속	3.5[m/s]
	정격 풍속	13.5[m/s]
	Cut-out 풍속	26[m/s]
발전기	형식	SPMSG
터빈	직경	39[m]
	운전 속도	0~32[rpm]
	블레이드 회전 면적	1207[m <sup>2</sup> ]
	제어방법	Pitch control

그림 8은 설계변수를 나타내고 있으며, 자극각도( $x_1$ ), 고정자 치 폭( $x_2$ ), 회전자 요크 두께( $x_3$ ), 고정자 슬롯높이( $x_4$ ) 등을 설계변수로 선정하였다.

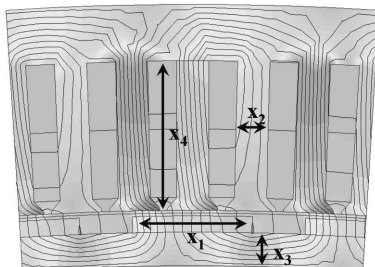


그림 8. 표면부착형 영구자석 동기기 설계변수  
Fig. 8. Design variable of SPMSG

표 5. 후보군의 설계치수  
Table 5. Variables of candidates

용량 ([kW])	X1	X2	X3	X4	직경 ([m])	극/슬롯
740	2.77	10.55	22.470	70.35	42	100/300
500(1)	2.027	8.940	21.098	63.775	39	100/300
500(2)	2.5	12.5	13	58	39	100/300
450	2.272	10.412	10.153	53.25	36	100/300

설계 목표를 ES에 입력하여 데이터베이스에서 유사도 검색을 통하여 4개의 후보를 선출 하였다. 선정된 용량은 각각 740[kW](1개 후보), 500[kW](2개 후보), 450[kW](1개 후보)를 베이스로 하여 설계변수를 추출,

Intelligent GA에 적용하였다. 각 후보군에 대한 설계 변수를 표 5에 정리하였다.

그림 9에서 나타내듯이 최적화의 수렴과정을 살펴 보면 제안된 알고리즘의 경우 최적점에 매우 가까운 지점에서 시작되는 것을 알 수 있다.

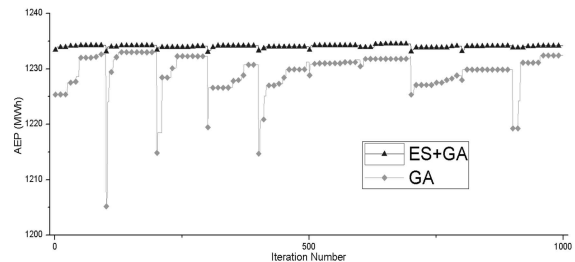


그림 9. GA와 ES+GA의 수렴과정  
Fig. 9. Convergence of GA and ES+GA

표 6. 설계 결과  
Table 6. RESULT OF OPTIMIZATION

Symbol	GA	ES+GA
Designed Model		
Generator	1233.0512[MWh]	1234.5222[MWh]
Convergence Time	58.8152[H] (3528.91[min])	46.793[H] (2807.57[min])
Parameter	X1	2.0277
	X2	8.9407
	X3	21.098
	X4	63.7750
		65.132

설계파라미터의 변화추이를 살펴보면 자석의 높이는 동일하게 가져간 상태에서 최적설계 결과 폭이 줄었기 때문에 자석량이 줄어들어 제작 비용이 감소하게 되었다. 또한  $D^2L$ 을 고려하지 않은 상태에서 AEP의 최대화를 목적함수로 하였기 때문에 치높이에 의한 모터의 직경이 늘어나는 양상을 보였다. 또한 회전자 요크는 대폭 줄어드는 경향을 나타내었다.

설계 결과를 살펴보면 표 6에서 나타나듯이 GA에 비해 혼합 알고리즘이 발전량은 1.5[MWh] 정도 상승

하였고 수행시간은 20[%] 정도 감소하였다. 이는 곧 최대 연간 에너지 생산량을 위한 ES를 결합한 GA 기반의 풍력발전기 최적설계는 빠른 수렴성과 개선된 결과를 나타내고 있음을 알 수 있다.

## 7. 결 론

본 논문에서는 풍력발전기의 연간 평균풍속을 고려하여 풍속별 확률분포를 사용하여 연간 에너지 생산량을 최대로 하는 유한요소 해석을 통한 설계법을 제시하였다. 또한 막대한 시간이 걸리는 GA의 최적화 알고리즘과 전문가 시스템을 결합하여 신뢰성을 유지하면서 빠른 수렴을 해내는 새로운 알고리즘을 개발하였다. 이상의 방법을 사용하여 500[kW]급 풍력발전기의 연간 최대 에너지 생산모델을 목적함수로 하는 최적설계를 수행한 결과, 기존의 GA와 비교하여 20[%] 정도 개선된 수렴속도를 보여 주었고, 목적함수 또한 1.5[MWh]정도 개선된 결과를 나타내었다.

본 논문에서 제안한 혼합형 알고리즘은 수학적인 정보를 요구하지 않기 때문에 의료, 항공, 화학, 신소재 등의 추상적인 학문분야에서도 널리 사용될 수 있을 것이라 확신한다. 향후 규칙기반 시스템을 적용하여 목표 사양에 부합될 뿐만 아니라 기본적인 요구사항도 만족시키는 지식기반 최적화 알고리즘을 개발할 것이다.

본 연구는 교육과학기술부와 한국산업기술진흥원의 지역 혁신인력양성사업과 2009학년도 동의대학교 교내연구비에 의해 연구되었음(과제번호2009AA161).

## References

[1] MADS를 이용한 직구동형 풍력발전기 최적설계, 박지성(Ji-Seong Park), 한국조명·전기설비학회, 조명·전기설비학회논문지, 제23권 제12호 2009.12, pp. 48~57(10pages).

[2] Yicheng Chen, Pragasen Pillay, Khan.A., "PM wind generator comparison of different topologies," Proc. of 39th IAS Annual Meeting Conference, Vol. 3, No. 3-7, pp 1405-1412, October.2004.

[3] J. F. Manwell, J. G. McGowan, A. L. Rogers, "Wind Energy Theory, Design and Application," John Wiley & Sons, 1st Ed., 2002.

[4] Anders Grauers, "Design of Direct-driven Permanent-magnet Generators for Wind Turbines," Ph.D Thesis Chalmers University, October 1996.

[5] Inoue, A., Hasan Ali Mohd., Takahashi, R., Murata, T., Tamura, J., Ichinose and M., Kazumasa Ide, "A Calculation Method of the Total Efficiency of Wind Generator," Proc. of PEDS2005, Vol. 2, No. 28-01, pp. 1595-1600, Nov. 2005.

[6] 유전알고리즘과 신경회로망을 이용한 선형유도전동기의 최적설계, 김창업(Chang-Eob Kim), 한국조명·전기설비학회, 조명·전기설비학회논문지, 제17권 제5호 2003.9, pp. 29~35.

[7] 문병로, "유전 알고리즘", 2003.

[8] 직류서보모터의 고효율 수요관리를 위한 전문가 시스템, 김광헌(金坑憲), 한국조명·전기설비학회, 조명·전기설비, 제8권 제3호 1994.6, pp. 71~79(9pages).

## ◇ 저자소개 ◇



**김상훈(金相勳)**

1982년 6월 13일생. 2009년 동의대 전기공학과 졸업. 2009년~현재 동아대학원 전기공학과 석사과정.



**정상용(鄭相龍)**

1973년 9월 20일생. 1997년 서울대 공대 전기공학부 졸업. 1999년 동 대학원 졸업(석사). 2003년 동 대학원 졸업(박사). 2003~2006년 현대자동차 연구개발본부 선임연구원. 현재 동아대학교 전기공학과 조교수.