

전기기기 최적설계를 위한 새로운 니칭 유전 알고리즘 연구

조동혁*, 정현교*, 이철균**
*서울대학교 전기공학부, **동의대학교 전기공학과

A Study On the neo Niching Algorithm for Optimal Design of Electric Machi

Cho Dong-Hyeok, Jung Hyun-Kyo, and Cheol-Gyun Lee
School of Electrical Engineering, Seoul National University

Abstract - 전기기기 최적화에 있어서 많이 사용되는 일반적인 유전 알고리즘이나 진화 알고리즘은 하나의 해에 수렴되는 이유로 설계에 있어서 다양한 요구조건을 만족시키는게 어렵다. 따라서 여러개의 해를 최종적으로 제시하는 니칭 유전 알고리즘은 전기기기 최적화에 있어서 효율적으로 사용될 수 있다. 본 논문에서는 다양한 해를 빠르고 강력하게 찾을 수 있는 새로운 니칭 유전 알고리즘을 제안하고자 한다. 제안한 방법의 우수성을 보이기 위해 기존의 알고리즘인 sharing과 deterministic crowding과 비교한다.

1. 서 론

유전 알고리즘(Genetic algorithms)은 자연적인 진화와 발생의 현상을 기초로 하는 확률적인 최적화 방법이다. 근래 들어, 유전 알고리즘을 통해 주어진 함수에서 한 개 이상의 국소 최적점을 찾는 것을 가능하게 하는 많은 연구들이 진행되어 왔다. 이러한 목적을 위해 발전된 기법이 니칭 기법이다. 자연 생태계에서 니체(niche)는 생물체의 영역으로 알려져 있다. 이러한 니체는 생물군(종:species)이 그들의 환경 안에서 살아남을 수 있게 해 준다. 생물군은 유사한 특징들을 가지는 비슷한 개체들의 집합으로 정의된다. 생물체들의 역할에 기인하는 환경의 분할은 주변 자원에 대한 동일 종족간의 경쟁을 감소시킨다. 이러한 경쟁의 감소로 인해 서로 다른 니체 주변에서는 안정된 생물군의 유지가 가능해진다.

이와 유사하게, 니칭 유전 알고리즘에서는 일반적으로 니체가 탐색공간내의 각각의 최적점의 위치로 표현되거나 피크의 값을 나타내는 적합성으로 표현된다. 니체내의 생물체는 유사한 행렬들 내의 비슷한 개체들로 정의된다.

전기기기의 형상 최적화 또는 구조 최적화 문제는 하나 이상의 적합한 해를 가지는 경우가 많다는 사실이 잘 알려져 있다. 따라서, 이러한 다중해를 가지는 문제를 해결하기 위해서 니칭 유전 알고리즘이 매우 적합한 도구가 될 수 있다. 먼저 탐색공간내에서 다중해가 구해지고 기기의 성능을 평가할 수 있는 몇 가지 기준들을 적용하여 문제의 요구에 가장 적절한 해가 선택되어 질 수 있다.

본 논문에서는 패턴 서치 방법(Pattern search method)을 니칭 유전 알고리즘과 결합한 새로운 니칭 유전 알고리즘이 제안되었다. 니칭 알고리즘은 기존의 방법인 sharing과 crowding 보다 나은 성능을 가지는 RCS 알고리즘을 사용하였다. 여기서 제안된 패턴 서치 알고리즘은 정확하게 피크치를 찾고 목적함수의 계산 횟수를 감소시키는 매우 강력한 도구가 된다. 이 새로운 방법은 기존의 방법처럼 단순히 연결된 것이 아니라 병렬적으로 결합되었다. 따라서 제안된 방법은 기존의 순차적인 알고리즘에서 발생하는 연체 유전 알고리즘을 중지시키고 결정론적인 방법을 시작해야 하는가 하는 근본적인 문제가 일어나지 않는다.

2. 기존의 Niching 유전 알고리즘

기존의 대표적인 니칭 유전 알고리즘에는 Sharing, Deterministic Crowding과 RCS 등이 있다.

2.1 Sharing

Sharing기법에서는 개체의 적합도가 다음과 같이 구해진다[1]. 한 개체의 적합도를 전체 개체집단내에서 비슷한 개체수에 관련된 양인 니체 용량(Niche Count)으로 나누어 새로운 적합도(Shared Fitness)로 정의한다. 각 개체의 니체 용량은 그 개체와 전체 개체집단내의 개체들과의 Sharing 함수 값들의 합이다. Sharing 함수 값은 미리 정의된 몇가지 상수의 값과 두 개체간의 거리 $d(i,j)$ 에 따라 결정되는데, 만일 두 개체가 완전히 동일하면 최대값인 1이 되고 거리가 니체 반경(Niche Radius)인 $share$ 를 초과하는 경우에는 0이 된다. 어떤 개체 i 의 Shared Fitness(f')와 Sharing 함수(sh)는 다음과 같이 정의된다.

$$f'(i) = \frac{f(i)}{\sum_{j=1}^{Np} sh(d(i,j))} \quad (1)$$

$$sh(d) = \begin{cases} 1 - (\frac{d}{\sigma_{share}})^\alpha & \text{if } d < \sigma_{share} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

여기서, α 는 Sharing함수의 형태를 결정하는 상수, Np 는 개체집단의 수이다.

이와 같이 Sharing 기법은 적합도의 계산 과정에 있어서만 표준 유전 알고리즘과 다른 특성을 가지고 있다. 이러한 Sharing기법을 Deb는 전기계나 기계계의 공진점의 위치를 찾는 문제에 적용하였다. 전 주파수 영역에서 가장 큰 진폭의 공진주파수 외에 어느 진폭이상의 모든 공진주파수의 위치를 찾아서 설계자에게 제시하면 설계자가 시스템의 공진을 최소화하는 설계를 할 때 탐색된 모든 공진주파수를 최소화시킬 수 있는 설계를 하는 것이 가능하게 된다는 것이다. Sharing 기법의 단점은 σ_{share} 와 α 를 미리 결정해야 하며 개체집단의 크기가 충분히 커야 Sharing 함수가 올바르게 작동할 수 있다는 것이다.

2.2 Deterministic Crowding

Crowding 기법은 새로운 개체를 개체집단내의 기존 개체들 중에서 가장 비슷한 개체와 교체하는 것이다[2]. Mahfoud는 동일 니체의 부모 세대와 자식 세대간의 경쟁을 도입함으로써, 기존의 Crowding기법을 개선한 Deterministic Crowding(DC)을 제안했다.

부모 세대와 자식 세대간의 2가지 가능한 토너먼트(tournament) 중 더 유사한 부모와 자식끼리 경쟁하도록 하는 것이다. Deterministic Crowding의 흐름도

는 다음과 같다.

- step 0 : (초기화)
 - *랜덤(random)하게 초기개체집단(개체수 N_p) 구성
- step1.
 - step1-1. 2개의 부모개체 선택, p_1 & p_2 .
 - step1-2. 유전조작으로 자식개체 생산, c_1 & c_2 .
 - step1-3. 서로 가까운 부모와 자식간에 경쟁하여 적합도가 큰 것 선택
 - step1-4. $N_p / 2$ 번 반복, 새로운 개체집단 구성
- step2. 수렴조건 만족하면 종료, 아니면 세대수를 1 증가시키고 step 1로 감.

위에서 설명된 DC는 탐색 과정중에 찾았던 국소 최적점이 다른 최적점과의 경쟁에서 사라질 가능성이 있다는 단점이 존재한다.

2.3 Restricted Competition Selection

Sharing과 DC는 니체의 적합도(Fitness)에 비례하여 개체들을 유지한다. 그러나 전기기기의 형상이나 구조 설계 최적화 문제의 경우 어떤 니체내에서 가장 큰 적합도를 가지는 개체만이 필요하다. 그 이유는 같은 니체 내에 있는 개체들은 형상, 구조, 기기 특성 등이 아주 비슷하기 때문이다. 이러한 이유로 니체 하나 당 적합도가 최대인 하나의 개체만 유지하는 새로운 Niching 유전 알고리즘인 Restricted Competition Selection(RCS)이 제안되었다[3]. 보통의 유전 알고리즘은 자식 세대 개체집단을 구성할 때 Roulette Wheel Selection을 사용하므로 개체들의 선택확률이 적합도에 비례한다. 그러나, RCS 기법은 자식 세대 개체집단을 구성할 때 개체의 다양성을 유지하기 위해 같은 니체 개체간의 경쟁은 허용하지만 서로 다른 니체 개체들간의 경쟁을 제한한다. 즉, 탐색영역에서 서로간의 거리가 Niche 반경이내인 개체들의 적합도를 비교하여 승자의 적합도는 그대로 유지하고 패자의 적합도는 0으로 지정한다. 이렇게 함으로써 같은 니체내에서는 적합도가 가장 큰 하나의 개체만이 자식 세대로 전달되고, 다른 니체의 개체는 비록 적합도가 작더라도 선택된다. 또한 DC에서 탐색과정중에 찾았던 국소 최적점이 사라지지 않도록 엘리트 집합을 도입한다. 따라서 우수한 개체들(엘리트 집합의 개체들)은 유지하면서 계속해서 새로운 국소 최적점을 찾아가는 것이다. 그러나 RCS는 여전히 국소 최적점 부근에서 최적점을 찾아가는데 많은 시간이 소요된다는 단점을 가지고 있다.

3. 결정론적 방법과 결합한 RCS 니칭 알고리즘

3.1 패턴 서치법(Pattern Search Method)

전기기기 설계에 있어서, 목적함수의 계산을 위해 대부분의 시간이 소요된다. 따라서 목적함수의 계산 횟수를 감소시키는 것이 가장 중요한 요소이다. 따라서 기존의 RCS의 수렴속도를 개선한다면 최적설계의 시간도 한 줄어들 수 있다.

유전알고리즘의 여러 가지 특징들을 살펴 볼 때 새롭게 결합되어질 결정론적 알고리즘은 미분을 이용하지 않는 직접 탐색법이어야 한다. 새로운 방법은 다중변수 함수로 확장 가능해야 한다. 따라서 여러 가지 직접 탐색법중에서 패턴 서치 방법이 선택되었다. 기본적으로 패턴 서치 과정은 한번에 한가지 변수만을 고려하는 경험적(exploratory)인 이동과 몇가지 여러 가지 변수의 이동 규칙이 적용되는 패턴 이동의 결합에 의해 표현될 수 있다[4]. 경험적인 이동은 함수의 국부적인 경향을 시험해서 만일 경사가 존재한다면 그 방향을 탐색해 내는 과정이다. 패턴 이동은 경사면을 따라서 더욱 급하게 변수

의 값을 변화시킬 수 있도록 경험적인 이동의 과정에서 나타난 정보를 이용한다. 그림1에서 패턴 서치 방법의 흐름을 보여주고 있다.

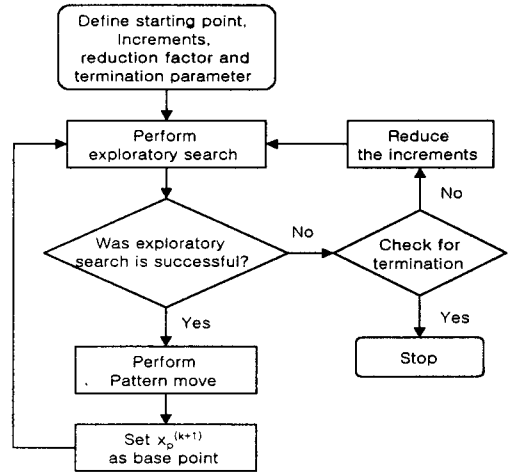


그림 1. 패턴 서치법의 순서도

3.2 패턴 서치법과 결합된 니칭 유전 알고리즘

패턴 서치법과 결합된 niching 유전 알고리즘(RCS-PSM)의 원리가 그림2에 잘 나타나 있다. 아래 그림에서 엘리트 집합의 크기는 2이다. p_1 부터 p_6 중에서 p_2 와 p_5 가 단순 RCS에 의해 엘리트 집합으로 선택된다. 다음으로 PSM법에 의해 니체 반경내에서 p_2 와 p_5 로부터 최적점을 찾기 시작하고 P2와 P5가 발견된다. RCS-PSM에서는 P2와 P5가 p_2 와 p_5 대신에 엘리트 집합에 저장되고 따라서 만일 RCS법이 최적점 주변을 발견하기만 하면 PSM이 매우 쉽고 빠르게 최적값을 찾을 수 있다. 이와 같은 과정에 의해 계산 시간이 단축될 수 있다.

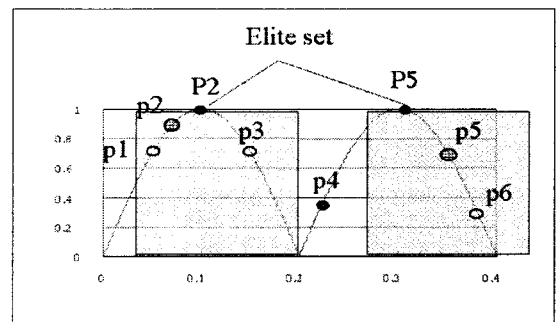


그림 2 RCS-PSM의 원리

결합된 방법의 순서가 다음에 나와 있다. 단계5가 추가되었다는 점이 단순 RCS법과의 차이점이다.

- step 0 : (초기화)
 - * 임의(random)로 초기개체집단(개체수 N_p) 구성
 - * 적합도 순서로 M개를 선택, 엘리트 개체 집단 구성
 - * 세대수 g 를 1로 지정
- step 1 : (유전조작)
 - * 개체집단에서 비복원으로 2개의 부모세대 개체를 선택하여 교배와 변이 시행

* Np /2번 반복하여 새로운 개체집단 구성
 step 2 : (새 경쟁 개체 집단 구성)
 * 새 개체집단에 엘리트 집합을 합쳐 Np+M 개체수를 지닌 경쟁 개체집단 구성.
 step 3 : (Restricted Competition Selection)
 * FOR i = 1 to Np+M-1, j = i+1 to Np+M
 dij(두 개체 xi 와 xj간의 거리) < share (niche radius)일 때 적합도 비교.
 * 패자의 새 적합도를 0으로 지정
 step 4 : (새 부모 세대 개체 집단 및 엘리트 개체 집단 구성)
 * 경쟁 개체집단에서 새 적합도 순서대로 Np개 선택, 새로운 부모 세대 개체 집단 구성.
 * 그 중에서 적합도 순서대로 상위 M개 선택하여 엘리트 개체집단 구성.
 step 5 : (패턴 서치법 : Pattern Search Method)
 * 엘리트 개체집단을 이전 엘리트 개체집단과 비교하여 추가된 개체를 판단
 * 새롭게 추가된 개체에 대해서 패턴 서치법을 이용하여 최적값을 찾음.
 step 6 : (종료)
 * 세대수가 g = Gn (미리 지정한 반복 세대수) 이면 종료, 아니면 세대수를 1 증가시키고 step 1로 감.

4. 수학적 예제 함수에 대한 적용

본 논문에서 제안한 RCS-PSM 기법을 이용하는 새로운 Niching 유전 알고리즘을 기존의 방법과 비교하기 위하여 대표적인 multi-modal 함수들을 테스트 함수로 사용하였다. 테스트 함수들은 식 (3) - (4)와 같이 표현된다. 식 (3)처럼 표현되는 F1 함수는 sinc함수를 응용한 함수 형태이며 각 피크의 높이와 간격이 같으며 F2 함수는 shubert 함수로 불리며 18개의 높이가 서로 같은 전체 최적점과 760개의 국소 최적점을 지니고 있다. 그림 3은 F2함수의 18개의 전체 최적점 중 2개가 있는 곳을 나타낸 것이다.

$$F_1(x_1, x_2) = \sin^6(5x_1)\sin^6(5x_2), \quad 0 < x_1, x_2 < 1 \quad (3)$$

$$F_2(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^n i \cos[(i+1)x_1 + i] \cdot \sum_{j=1}^n j \cos[(i+1)x_2 + j] \quad (4)$$

여기서, $-10 < x_1, x_2 < 10$

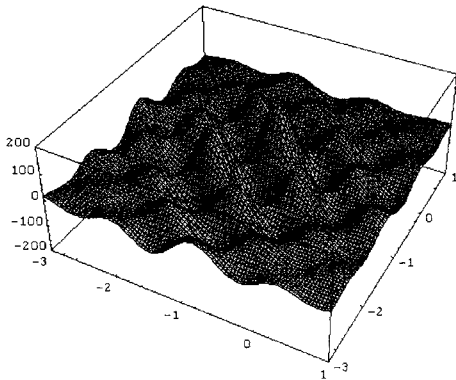


그림 4 Schubert 함수(F2)

Niching 유전 알고리즘의 각종 파라미터들은 변수당 비트수 8, 교배율 0.9, 변이율 0.1로 동일하게 정했다.

각 함수의 Niche Radius, 개체집단 크기, 엘리트 집단의 크기는 표 1에 나타내었다. 표 1에서 나타낸 바와 같이 개체 집단의 크기는 50으로 하였고 엘리트집단의 크기는 피크수와 동일하게 설정하였다.

표 1 테스트 함수에 따른 GA파라미터

	F1 함수	F2 함수
피크수	25	18
개체집단 크기	50	50
엘리트집단 크기	25	25
Niche Radius	0.1	0.5

각각의 예제 함수에 단순 RCS, RCS-PSM 기법을 각각 100회씩 적용하여 그 결과를 평균하였다. 예제 함수에 대한 알고리즘의 적용 결과가 아래 표 2와 3에 각각 제시되어 있다.

표 2. F1에 대한 알고리즘의 적용 결과

	Simple RCS	RCS-PSM
반복계산 횟수	56.61	5.69
함수계산 횟수	4311	2875
MPR	0.984	0.999

표 3. F2에 대한 알고리즘의 적용 결과

	Simple RCS	RCS-PSM
반복계산 횟수	61.73	5.79
함수계산 횟수	4679	3181
MPR	0.984	0.999

F1의 경우는 제안된 방법(RCS-PSM)을 이용했을 때 단순 RCS보다는 34%만큼 함수 계산 횟수가 줄어드는 것을 알 수 있었다. F2에 적용한 경우는 32%만큼 함수 계산 횟수가 줄어드는 것을 알 수 있었다.

위의 표에 나타난 결과에서 RCS-PSM을 이용하면 주어진 모든 국소 최적점을 찾을 수 있으므로 MPR값은 거의 1로 유지되면서 최적화 과정에서 대부분의 시간을 소요하는 목적함수의 계산 횟수를 이전의 방법들에 비해서 현저히 줄일 수 있다는 사실이 나타나 있다.

5. 결론

본 논문에서는 좀 더 효율적으로 다중 니체를 찾기 위해 패턴 서치법과 결합된 RCS 니칭 유전 알고리즘이 제안되었다. 새로운 알고리즘을 대표적인 다봉성 함수들의 문제에 적용하여 탐색된 피크의 수와 최대 피크비에 있어 기존의 Niching 유전 알고리즘보다 우수하고 함수 계산횟수도 현저히 감소함을 보였다.

(참 고 문 헌)

- [1] K. Deb and D. E. Goldberg, "An investigation of Niche and Species Formation in Genetic Function Optimization," *Proc. 3rd ICGA*, 1989.
- [2] S.W. Mahfoud, "Niching Methods for Genetic Algorithms", Doctoral Dissertation / IlliGAL Report 95001, University of Illinois at Urbana-Champaign, Illinois Genetic Algorithm Laboratory, 1995.
- [3] C.G. Lee, D.H. Cho, and H.K. Jung, "Niching Genetic Algorithm with Restricted Competition Selection for multimodal function optimization", *IEEE Trans. On Magnetics*, V. 34, N. 3, P.1, 1722-1755, 1999.
- [4] G. V. Reklaitis, et al., *Engineering Optimization -Methods and Application*, pp. 82-86, John Wiley & Sons, Inc.1983.