

Niching 유전 알고리즘을 이용한 전기자동차용 유도전동기의 최적 설계

이 철 균

현대중공업(주) 마북리연구소 전력전자연구실
경기도 용인시 구성면 마북리 산1-8, 449-716

조동혁 · 정현교

서울대학교 전기공학부 전기역학 연구실
서울특별시 관악구 신림동 산 56-1, 151-742

(1998년 4월 1일 받음, 1998년 5월 10일 최종 수정본 받음)

실세계의 문제인 전기자동차용 유도전동기의 효율 최대 설계 문제의 경우 실질적으로 효율의 크기가 거의 같은 여러 개의 설계점이 존재한다. 그러나, 이러한 설계점들이 역률, 온도상승 등과 같은 다른 특성과 재료비, 제작의 용이성 등의 제작적인 면에서는 차이가 날 수 있다. 그러므로, 최적화 루틴은 설계자에게 여러 개의 최적해 후보들을 제시하고 설계자는 그 중에서 전동기의 기타 특성과 설계자의 직관 등을 사용하여 최적점을 선정하는 것이 바람직하다. 본 논문에서 이러한 최적화 문제에 적용하기 위하여 새로운 Niching 유전 알고리즘과 최적해 후보들 중에서 최적점을 선정하기 위한 평가함수 기법을 제시한다.

I. 서 론

최근 내연기관 자동차의 환경오염 문제로 인해 전기 자동차 구동 시스템에 대한 연구가 널리 진행되고 있다. 전기자동차의 견인전동기로서 유도전동기는 기존의 직류전동기에 비해 보수성·신뢰성 뿐만 아니라 소형·경량화의 측면에서 우수하고, 영구자석형 AC 전동기에 비해 가격·견고성·생산성면에서 유리하기 때문에 주목을 받고 있다[1]. 전기자동차 구동용 유도전동기는 일출전 주행거리의 확대를 위해 고효율, 가속성능을 위해 높은 정동토크, 최고속도를 높이기 위해 넓은 정출력영역 등의 특성을 가져야 한다. 그러므로, 유도전동기의 최적설계는 여러 측면이 고려되어야 하는 다중 목적 최적설계 문제가 된다.

다중 목적 최적화 기법으로 가중치를 이용하여 목적 함수들을 하나로 결합하는 가중치법이 많이 사용되는데, 이 경우 몇 가지 문제점이 존재한다. 첫째로, 목적 함수들을 결합하기 위한 가중치와 정규화 상수를 선정하기 힘들다. 둘째로, 설계자의 선호도, 제작의 용이함과 같이 수량화 하기 힘든 목적함수도 존재한다. 그러므로, 보통의 경우 설계목적 중에서 하나를 목적함수로 선정하고 나머지는 제한조건으로 처리하여 해결

한다. 그러나, 이 경우에 전역 최대점(global maximum point) 외에 실용적으로 목적함수의 크기가 거의 같은 국소 최대점들(local maximum points)이 여러 개 존재하는 경우가 있다. 이러한 문제들을 해결하기 위해서 설계 대상물의 가장 중요한 특성 하나만을 목적함수로 선정한 후에 생물학의 니체(niche) 개념을 도입한 최적화 루틴에서 설계자에게 여러 개의 최적해 후보들을 제시하고, 설계자는 그 후보들 중에서 설계 대상물의 기타 특성과 설계자의 직관 등을 사용하여 최적점을 선정하는 Niching 최적화 기법이 제안되고 있다[3,4]. 본 논문에서는 전기자동차 구동용 유도전동기의 최적화 문제에 적용하기 위하여 실세계의 문제에 적합한 새로운 Niching 유전 알고리즘(genetic algorithm)을 제안하고 탐색된 최적해 후보들 중에서 최적점을 체계적으로 선정하기 위한 평가함수 기법을 제시하였다. 제안한 방법의 타당성을 확인하기 위해 새로운 Niching 유전 알고리즘을 대표적인 다봉성(multi-modal) 문제들에 적용하여 기존 방법들에 비해 탐색 성능 및 해의 정확성면에서 우수하다는 것을 보이고, 소형 승용차급 전기자동차용 유도전동기의 설계에 적용하였다. 유도전동기 최적설계의 목적함수로는 전기자동차의 일출전 주행거리에 가장 영향을 미치는 효율을 목적함수로

선정하였다.

II. Nicheing 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 생명체의 자연진화법칙에 기초한 방법으로 초기에 원하는 수 만큼의 문자열(bit string) 형태의 설계점을 무작위 발생시켜 그 중 적합도(fitness)가 좋은 점들은 다음 설계점 생성 단계에서 생존할 확률이 크게 한다. 또, 교배(crossover)와 변이(mutation)의 생물학적 변화과정을 통해 적합성이 보다 좋은 방향으로 탐색을 진행하는 방법으로서 전역 최적점을 구하는 최적화 방법 중에서 널리 쓰이고 있다.

한편, 실세계의 문제인 전기기기의 형상이나 구조설계 최적화의 경우 전역 최대점 외에 목적함수의 크기가 같은 여러 개의 국소 최대점이 존재한다[3]. 즉, 여러 개의 피크가 존재하는 다봉성 문제이다. 설계자가 국소 최대점의 존재에도 관심이 있는 경우 최적화 문제에 기존의 표준 유전 알고리즘을 적용하면 다른 피크에 해당하는 스키마타(schemata) 사이의 경쟁을 제한할 수 없으므로 하나의 전역 최적점에만 수렴하게 된다. 이러한 현상을 genetic drift라 한다[4]. 이것을 해결하기 위해 Nicheing 기법은 생태계의 니체(Niche) 개념을 도입하여 탐색공간에서 여러해를 병렬적으로 찾을 수 있게 한다. 자연 생태계에서 비슷한 모습을 가진 개체들의 집합인 종(specie)들은 각각의 자기영역과 역할을 가지고 있는데 이것을 니체라고 한다. 그리고, 각각의 니체에서의 생존 자원(resources)은 유한하고 그 니체내의 개체들에게 분배된다. 그러므로, 니체내의 생존자원이 풍부한 경우 그 니체의 개체수는 증가하고 반대의 경우 감소한다. 이러한 생물학의 니체, 종, 생존 자원의 개념을 다봉성 최적화 문제를 해결하기 위한 유전 알고리즘에 도입하는데, 니체는 다봉성 탐색 공간내에서의 각 피크점들의 위치, 각 니체의 생존 자원은 적합도, 종은 전체 개체집단(population)중에서 서로 어떤 거리내에 있는 개체들에 해당된다[3,4]. 그리고 이러한 니체들을 탐색하는 유전 알고리즘을 Nicheing 유전 알고리즘이라 한다. 기본적인 Nicheing 유전 알고리즘에는 Sharing[6]과 Crowding[7]이 있다.

2.1 Sharing

Sharing기법은 한 개체의 적합도를 전체 개체집단내에서 비슷한 개체수에 관련된 양인 니체용량(Niche

Count)으로 나누어 새로운 적합도 “Shared Fitness”로 정의한다. 각 개체의 니체용량은 그 개체와 전체 개체 집단내의 개체들과의 Sharing 함수 값들의 합이다. Sharing 함수 값은 두 개체간의 거리 $d(i, j)$ 에 따라 결정되는데, 만일 두 개체가 완전히 동일하면 1이고 거리가 Niche Radius인 σ_{share} 를 초과하면 0이다. 어떤 개체 i 의 Shared Fitness, f ,와 Sharing 함수, sh 는 다음과 같이 정의된다.

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

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

여기서, α 는 Sharing함수의 형태를 결정하는 상수이다. Sharing 기법의 단점은 σ_{share} 과 α 를 미리 결정해야 되는 것이다.

2.2 Crowding

Crowding 기법은 새로운 개체를 개체집단내의 기존 개체들 중에서 가장 비슷한 개체와 교체하는 방법이다. Mahfoud[4]씨는 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 부모·자식끼리 경쟁하도록 하는 것이다. 그러나, DC는 탐색 과정 중에 찾았던 국소 최적점이 다른 최적점과의 경쟁에서 사라질 가능성이 있다.

2.3 새로운 Nicheing 유전알고리즘

Sharing과 DC는 니체의 적합도(Fitness)에 비례하여 개체들을 유지한다. 그러나 유도전동기의 형상이나 구조 설계 최적화 문제의 경우 어떤 니체내에서 가장 큰 적합도를 가지는 개체만이 필요하다. 그 이유는 같은 니체내에 있는 개체들은 형상, 구조, 전동기 특성 등이 아주 비슷하기 때문이다. 그러므로 본 논문에서 니체 하나당 적합도가 최대인 하나의 개체만 유지하는 새로운 Nicheing 유전 알고리즘인 Restricted Competition Selection(RCS)을 제안한다. 보통의 유전 알고리즘은 자식 세대 개체집단을 구성할 때 Roulette Wheel Selection을 사용한다. 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 Radius이내인 개체들의 적합도를 비교하여 승자의 적합도는 그대로 유지하고 패자의 적합도는 '0'으로 지정한다. 이렇게 함으로써 같은 니체 내에서는 하나의 개체만이 자식 세대로 전달되고, 다른 니체의 개체는 비록 적합도가 작더라도 선택된다. 위 RCS 기법 외에 최적화 과정 중에 탐색된 국소 최적점을 유지하기 위해 엘리트 집합(Elite Set)을 도입한다. RCS 기법을 사용하는 Niching 유전 알고리즘의 흐름도는 아래와 같다.

step 0 : (초기화)

- * 랜덤(random)하게 초기개체집단(개체수 M) 구성
- * 적합도 순서로 M 개를 선택, Elite set 구성
- * 세대수 g 를 1로 지정

step 1 : (유전조작)

- * 개체집단에서 복원없이 2개의 부모세대개체 선택하여 교배와 변이의 유전작용 시행
- * $N/2$ 번 반복하여 새로운 개체집단 구성

step 2 : (Restricted Competition Selection)

step 2-1 : * 새 개체집단에 엘리트 집합을 합쳐 $N+M$ 의 개체수를 가진 경쟁 개체 집단을 구성.

step 2-2 : * FOR $i = 1$ to $N+M-1$, $j = i+1$ to $N+M$
 d_{ij} (두 개체 x_i 와 x_j 간의 거리) $< \sigma_{share}$ (niche radius) 일때 적합도 비교.

- * 패자의 새 적합도를 0으로 지정

step 2-3 : * 경쟁 개체집단에서 새로운 적합도 순서대로 N 개 선택하여 새로운 부모 세대 개체 집단 구성.

- * 그 중에서 M 개 선택하여 엘리트 개체집단 구성.

step 4 : (종료)

- * 세대수 $g \geq G_n$ (미리 지정한 반복 세대수) 이면 종료 아니면, 세대수를 1증가시키고 step 1로 감.

2.4 수학적 함수 최적화 예제

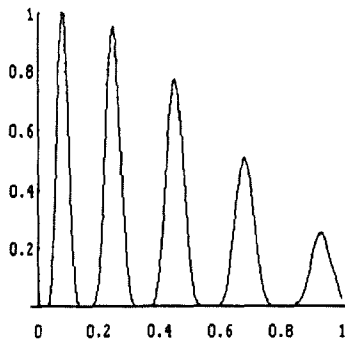
대표적인 다봉성 함수들[4]을 테스트 함수로 사용하여 본 논문에서 제안된 RCS을 이용하는 새로운 Niching 유전 알고리즘과 기존의 방법과 비교하였다. F1 함수는 높이가 같지 않은 5개의 피크를 가지며 그들의 위치가 일정하지 않게 배열되어 있다. F2 함수는 높이가 같지 않은 25개의 피크를 가진 2차원 함수다. 두 함수는 아래의 식으로 표현되고 그 형태는 Fig. 1에 나타나 있다.

$$F1(x) = e^{-2(\ln 2) \frac{(x-0.08)^2}{0.854}} \sin^6(5\pi[x^{0.75} - 0.05]) \quad (3)$$

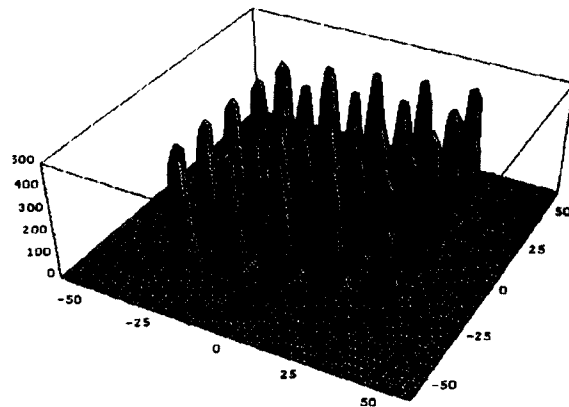
여기서, $0 \leq x \leq 1$ 이다.

$$F2(x, y) = 500 - \frac{1}{0.002 + \sum_{i=0}^{24} \frac{1}{1 + i + (x - a(i))^6 + (y - b(i))^6}} \quad (4)$$

여기서, $a(i) = 16 [(i \bmod 5) - 2]$, $b(i) = 16 [(i/5) - 2]$, $-65.536 \leq x, y \leq 65.536$ 이다.



(a) F1: non-uniform sine



(b) F2: Shekel's Foxholes function.

Fig. 1. Test functions of Niching GA.

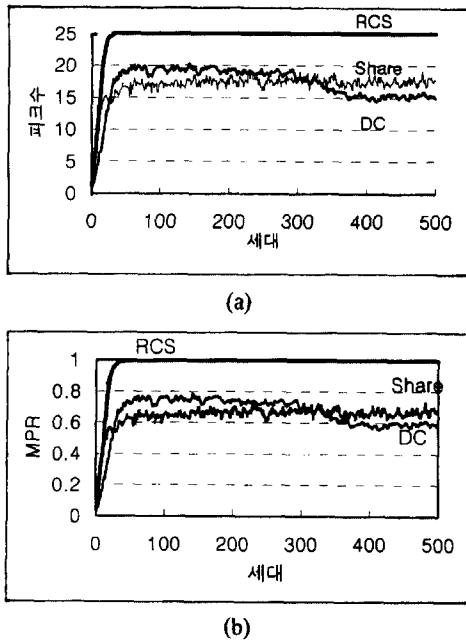


Fig. 2. Convergence comparison for F2 function.

Niching 유전 알고리즘들의 각종 파라미터들은 변수 당 비트수 8, 교배율 0.8, 변이율 0.2, 반복 세대수 500으로 동일하게 정했다. 또, F1함수의 경우에는 개체수 20개, Niche Radius 0.1로 정했고, F2 함수의 경우에는 개체수 50개, Niche Radius 8.0으로 정했다. RCS의 경우 개체수 외에 엘리트수를 각각 5개와 25개로 피크수의 개수와 동일하게 선정했다. 각 알고리즘마다 10번씩 시행하여 그 결과를 평균하였는데, 성능 비교 결과를 Table I과 Fig. 2에 나타내었다. 성능 비교 기준은 탐색된 피크수와 최대 피크비를 사용한다. 탐색된 피크수(Number of Maintained Peaks)는 어떤 니체내의 최대값이 그 니체의 실제 최대값의 80% 이상인 니체수, 최대 피크비(Maximum peak ratio, MPR)는 탐색된 피크와 실제 피크와의 비를 평균한 값으로 정의된다. Table I에서 RCS가 탐색된 피크수와 최대 피크비에 있어 기존의 방법보다 우수함을 알 수 있다. 또, Fig. 2는 F2 함수의 탐색된 피크수와 최대 피크비의 세대별 변

Table I. Performace test result of Niching GAs.

Niching GA	Nb Peaks Maintained	Max. Peak Ratio		
		F1	F2	
Sharing	2.7	17.6	0.688	0.670
DS	3.7	15.0	0.852	0.580
RCS	5.0	25.0	1.000	0.997

화를 본 것인데, RCS 방법이 수렴속도도 빠르고 안정적이다. 그러므로, RCS를 채용한 새로운 Niching 유전 알고리즘이 다봉성 함수의 최적화에 적합한 것을 알 수 있다.

그러나, RCS는 같은 니체에 속하는 유사한 개체를 구별하기 위하여 Sharing 기법처럼 σ_{share} 를 미리 결정해야 하는 단점이 있다. 1세대 계산시간 관점에서 Niching 기법들을 비교하면 개체집단의 개체수가 N 일 때 DC는 $2N$, RCS는 $(N+M)(N+M-1)/2$, Sharing은 $N(N-1)/2$ 번의 거리 계산이 필요하게 되므로 엘리트 집합의 도입으로 1세대 계산 시간이 증가하게 된다. 그러나, 엘리트 집합내의 개체들은 한번 평가된 목적함수 값을 그대로 가지고 있으므로 목적함수의 계산 횟수의 증가는 없다. 그러므로, 목적함수의 계산시간이 개체간의 거리 계산 시간보다 상당히 큰 유도전동기의 최적 설계에 적용하는 경우 RCS 알고리즘을 적용 하더라도 전체 계산 시간의 증가는 무시할 정도다.

III. 유도전동기의 설계

유도전동기의 설계시 실현 가능한 전동기를 도출할 수 있는 설계변수와 설계 방법을 특별히 최적화의 기준에 의존하지 않고 찾을 수 있으면 이러한 과정을 합성(synthesis)이라고 부를 수 있다[8, 9]. 1차 설계변수는 목적함수에 매우 민감한 변수들이 선정되어야 하는데 요구되는 전동기 사양이나 제한조건이 많은 영향을 미친다. 본 논문에서는 1차 설계변수로는 고정자 요크 자속밀도 B_{y1} [T], 고정자 치 자속밀도 B_{r1} [T], 회전자 요크 자속밀도 B_{y2} [T], 회전자 치 자속밀도 B_{r2} [T], 회전자 도체 전류밀도 δ_{bar} [A/mm²], 고정자 슬롯 깊이 d_{s1} [mm], 회전자 치폭에 대한 슬롯 밀폭의 비 r_{sbr} , 회전자 슬롯밀 반경에 대한 슬롯상부 반경의 비 r_{obs} 등 8개를 선택한다. 또, 목적함수에 대한 영향이 적은 변수들은 2차 설계변수로 선정하여 상수로 처리한다. 극 짝수 p , 고정자 슬롯수 S_1 , 회전자의 슬롯수 S_2 , 축반경 R_{sh} , 고정자 슬롯 개구부 치수, 고정자 슬롯 점적률, 고정자 권선법 등을 이차 설계변수로 선택했다. 그리고, 정격전압 V_1 , 정격주파수 f_{base} 등은 사양에서 주어진다. 전동기 각부의 기호는 유도전동기의 단면도 Fig. 3에 나타내었다.

3.1 회전자 설계

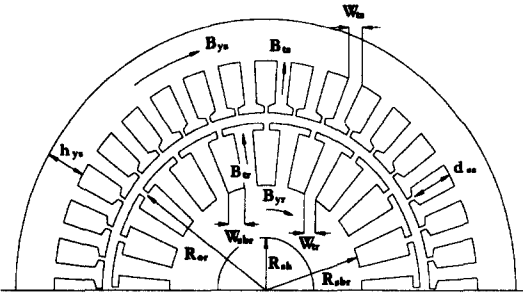


Fig. 3. Cross section of induction motor.

본 논문의 합성과정에서는 회전자를 먼저 설계하고 고정자를 설계한다. 회전자의 형태는 평행인 치(parallel teeth)와 사다리꼴 슬롯형상을 사용한다. 그러므로, 회전자 슬롯의 형상을 결정하는 중요한 변수 중에 하나는 슬롯밑 폭과 치폭과의 비가 된다. r_{sbr} 은 식 (5) 같이 표현되고 앞에서 언급했듯이 1차 설계변수로 지정되었다. 1차 설계변수와 2차 설계변수들로부터 우선 회전자 슬롯밑 반경과 슬롯상부 반경을 식 (6)에서 결정한다.

$$r_{sbr} = \frac{W_{sbr}}{W_{tr}} \quad (5)$$

$$R_{sbr} = \frac{R_{sh}}{1 - \frac{\pi B_{tr}}{B_{yr}(1+r_{sbr})S_2 \cdot \sin \frac{p\pi}{S_2}}} \quad (6)$$

$$R_{or} = R_{sbr} \cdot r_{obs} \quad (7)$$

그리고, 회전자 치 폭과 슬롯 폭은 식 (8)과 (9)에서 구할 수 있다.

$$w_{tr} = \frac{2\pi R_{sbr}}{S_2(1+r_{sbr})} \quad (8)$$

$$W_{sbr} = r_{sbr} \cdot w_{tr} \quad (9)$$

적층길이 L_s 와 정격슬립 s_n 은 회전자측 도체들간의 회로 방정식에서 다음 식 (10), (11)과 같이 구할 수 있다.

$$L_s = \frac{P_o + 2S_2 R_{er} I_{erk}^2}{I_{erk} S_2 \left(\frac{\omega}{\sqrt{2}} w_{tr} B_{tr} - 4R_{bar} \sin^2 \frac{p\pi}{S_2} I_{erk} \right)} \quad (10)$$

$$s_n = \frac{\sqrt{2}(2R_{er} + 4R_{bar} L_s \sin^2 \frac{p\pi}{S_2}) I_{erk}}{\omega w_{tr} B_{tr} L_s} \quad (11)$$

여기서, R_{er} , I_{erk} 은 회전자 도체사이의 엔드링의 저항과

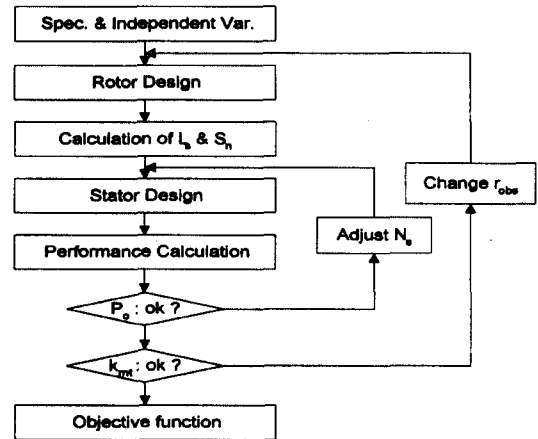


Fig. 4. Flow Chart of Induction Motor Synthesis.

전류이고, R_{bar} 는 회전자 도체의 단위길이당 저항이다. 위 식들의 상세한 유도는 참고문헌[9]에 나타나 있다.

3.2 고정자 설계

회전자의 설계가 완료되면 회전자 설계 결과와 고정자측 설계변수를 이용하여 고정자를 설계한다. 공극과 슬롯 개폐부 치수는 가공, 권선, 조립 등 기계적인 측면을 고려해서 최대한 작게 정한다. 고정자 계철의 깊이 h_{ys} 와 치폭 w_s 는 각각 B_{ys} 와 B_{is} 에 의해 결정된다. 그리고, 고정자 외경은 d_{as} 와 h_{ys} 에 의해 결정된다.

3.3 합성의 흐름도

3.1절과 3.2절에 설명한 유도전동기 설계의 합성 과정을 정리하여 흐름도로 나타내면 Fig. 4와 같다. 합성의 흐름도에서 2개의 피드백 루프가 존재하는 데 인쪽의 루프는 정격 출력을 만족시키는 1상(phase)당 직렬 도체수 N_s 를 찾는 것이고, 바깥 쪽 루프는 정동 토크/정격 토크 비를 만족시키는 r_{obs} 를 찾는 것이다. 그러므로, 정동토크가 제한 조건인 경우 1차 설계변수는 r_{obs} 가 제외된 7개가 된다. 설계된 전동기의 특성 계산은 가장 널리 사용되고 있는 T형 등가회로법[10]을 사용한다.

IV. 유도전동기의 최적설계

유도전동기의 최적설계시 첫 단계는 목적함수와 제한조건의 정립인데, 1차 설계변수와 2차 설계 변수의 선정도 포함된다. 다음 단계는 Niching 유전 알고리즘

을 이용하여 해를 탐색하여 최적해 후보들을 제시한다. 최적화 루틴내에 발생된 설계변수에 따라 실현 가능한 전동기를 설계하는 합성 루틴이 포함되어 있다. 마지막으로 이러한 최적해 후보들에 대해 전동기의 기타 특성과 설계자의 직관 등의 평가함수를 사용하여 최적점을 선정한다.

4.1. 목적 함수 및 제한 조건

전기자동차는 기존의 내연기관 자동차에 비해 가속 성능, 주행거리 등 성능면에서 떨어진다. 일 예로서 G7전기자동차 개발 과제에 대우의 씨에로 승용차의 경우 당사에서 개발한 순시출력 60 Kw급 3상 농형 유도전동기와 현대자동차에서 개발한 Ni-MH 배터리가 장착되어 있다.

Ni-MH 배터리 모듈의 전압은 13.2 V이며, 용량은 90 Ah, 무게 20 Kg인데, 이것이 24개 직렬로 장착되어 있어 배터리를 주변 보조장치를 제외한 배터리만의 무게가 480 Kg이다. 이러한 Ni-MH 배터리를 장착한 전기자동차의 주행거리는 당사의 차량 주행시험 결과로는 80 Km/h 정속주행시 엔진자동차의 주행거리의 50% 정도인 205 Km이다. 게다가 가격이 저렴한 Lead-Acid 배터리를 장착하는 경우에는 100 Km내외이다. 가속 성능을 비교하면 배터리가 만충전 되었을 때 60 Km/h까지의 발진 가속 시간이 6.2 sec인데 엔진자동차의 경우 5.5 sec이다. 특히 발진 가속 시간에 비해 주행거리면에서 차이가 많이 나는 것을 알 수 있는데, 이는 배터리의 열악한 성능 때문이다. 그러므로, 전기자동차용 유도전동기의 최적 설계시 목적함수로는 일충전 주행거리에 가장 영향을 미치는 유도전동기의 효율을 선정하는 것이 바람직하다. 차량의 무게는 배터리를 포함한 공차 중량이 1467 Kg인데 전동기의 무게는 60 Kg내외이므로 전기자동차 전체로 보아서는 결정적인 요인이 아니므로 전동기의 무게는 제한조건으로 처리한다. 또, 필요한 순시출력을 만족시키기 위하여 정동토크/정격토크 비를 또 하나의 제한조건으로는 정하는데 정동토크/정격토크 비는 앞 절에서 언급한 합성 루틴내부에서 만족되므로 최적화 루틴에서는 무게만이 제한 조건이다. 1차 설계변수는 앞 절에서 언급한 8가지 중에서 정동 토크/정격 토크 비 제한조건으로 인해 r_{obs} 를 제외한 7개이다.

4.2 Niching 유전 알고리즘과 개체간의 거리

모든 Niching 기법은 개체 집단에서 같은 니체에 속하는 유사한 개체를 구별해야 한다. 유사도의 척도로는 유전형(genotype) 혹은 표현형(phenotype) 거리가 사용될 수 있다. 유전형 거리로는 두 개체들의 비트열(bit string)을 비교했을 때 서로 다른 비트(bit)의 개수로 표현되는 하밍거리(Hamming distance)가 주로 쓰인다. 표현형의 거리로는 모든 변수들이 같은 차원인 수학적인 문제인 경우에 적용되는 유클리디안 거리(Euclidean distance)가 대부분 쓰인다. 한편, 실세계 문제인 유도전동기 최적 설계 문제의 경우 변수들이 물리적으로 서로 다른 의미를 가지므로 정규화된 유클리디안 거리를 사용해야 한다. 그러므로, 탐색 영역에서 두 개체 x_1 과 x_2 사이의 유사도를 결정하는 거리는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{i=1 \dots n} \left(\frac{x_{1i} - x_{2i}}{x_{imax} - x_{imin}} \right)^2}$$

식(12)에서 n 은 설계변수의 개수, x_{1i} 와 x_{2i} 는 각각 x_1 과 x_2 의 i 번째 변수, x_{imin} 과 x_{imax} 는 i 번째 변수의 최소값과 최대값이다.

4.3 평가함수

유도전동기 설계자와 제작자는 Niching 유전 알고리즘에 의해 제시된 최적해 후보들 중에서 전기자동차 견인전동기에 가장 적합한 것을 선정해야 하는데, 이를 위해서는 평가기준이 필요하다. 전기자동차용 유도전동기의 평가기준이 되는 전동기의 특성치는 다음과 같다.

1. 연속 정격 출력시의 효율
2. 순시 정격 출력시의 효율
3. 순시 정격 출력시의 역률
4. 연속 정격 출력시의 고정자 권선 온도 상승
5. 듀티 사이클(duty cycle) 운전시의 온도 상승
6. 전동기 재료비

전동기의 무게와 정동토크/최대토크 비가 평가함수에 추가 되어야 하나, 정동토크/최대토크 비는 설계시 합성 루틴에서 지정된 값으로 설정되고, 무게는 효율 최대를 위해 증가하는 방향으로 설계점이 이동하므로 모든 최적해 후보들이 같은 값을 가진다. 그러므로, 무게와 정동토크/최대토크 비가 평가함수에서 제외되었다.

평가기준 1과 2는 일충전 주행거리, 3은 인버터와 배터리의 출력전류 한계, 4와 5는 고정자 권선의 절연한계, 6은 경제성 때문에 선정되었다. 한편, 평가 기준 5를 계산하기 위해서는 과도 상태 열해석이 필요하다. 이는 전기자동차가 가속 정속 운동을 반복하므로 유도전동기의 출력이 시간에 따라 변하기 때문이다. 본 논문에서 사용하는 duty cycle은 자동차의 가속, 정속, 전원차단(Idling) 운전이 반복된다. 즉, 30초간 순시 정격출력, 270초간 연속 정격출력, 60초간 전원차단의 패턴이 반복된다. 과도 열해석과 같은 시간이 많이 소요되는 해석을 최적화 과정 중에 추가하면 설계자에게 너무 많은 시간을 요구하게 되므로 이러한 해석은 평가기준으로 선정하여 최적해 후보들에 대해서만 평가하는 방법이 실용적이다.

본 논문에서는 전동기 평가기준에 대한 최적해 후보들의 만족도를 평가함수를 사용해서 나타내는데, Fig. 4와 같은 두 가지 형태의 평가함수가 사용된다. 만일 어떤 평가 기준에 대한 전동기의 특성치가 증가함에 따라 설계자의 만족도가 증가 하는 경우 (예를 들면, 전동기의 효율·역률) 이를 평가함수 A라 정의한다. 평가함수 A의 형태는 Fig. 5(a)와 같고, 식 (13)과 같이 표현될 수 있다. 평가함수 A에서 $f_{i,high}$ 는 어떤 평가기준에 대한 최적해 후보들의 특성치 중 최대값으로 하고 $f_{i,low}$ 는 설계자가 허용할 수 있는 특성치의 하한으로 결정된다. 만일 평가기준이 전동기의 순시출력시의 역률이라면 $f_{i,low}$ 는 구동 인버터나 배터리의 최대 허용 전류에 의해 결정된다. 그 반대인 경우 (예를 들면, 전동기의 무게·온도 상승)에는 평가함수 B라고 정의한다. 평가함수 B의 형태는 Fig. 5(b)와 같고, 식 (14)와 같이 표현된다. 평가함수 B의 $f_{j,low}$ 는 어떤 평가기준에 대한 최적해 후보들의 특성치 중 최소값으로 하고 $f_{j,high}$ 는 설계자가 허용할 수 있는 특성치의 상한으로 결정된다. 만일 평가기준이 전동기의 온도 상승이라면

$f_{i,high}$ 는 전동기의 절연 한계온도이다.

어떤 최적해 후보의 평가기준 1에서 6까지의 평가함수 값의 평균값을 그 후보의 평가 점수로 정의하고, 최적해 후보들 중에서 가장 최상의 점수를 받은 것을 최적해로 정의한다. 그러므로, 최적해의 선택은 평가함수 A, B의 $f_{i,high}$, $f_{i,low}$, $f_{j,high}$ 와 $f_{j,low}$ 의 선정에 따라 달라지게 되는데, 이 값들은 전기자동차 시스템의 요구 사항, 설계자의 경험과 전략 등에 의해서 결정한다.

$$\mu_{f_i} = \begin{cases} 1 & \text{if } f_i \leq f_{i,low} \\ \mu_{f_i}(f_i) & \text{if } f_{i,low} \leq f_i \leq f_{i,high} \\ 0 & \text{if } f_i \geq f_{i,high} \end{cases} \quad (13)$$

여기서, $i=1,2,3$ 이다.

$$\mu_{f_j} = \begin{cases} 1 & \text{if } f_j \leq f_{j,low} \\ \mu_{f_j}(f_j) & \text{if } f_{j,low} \leq f_j \leq f_{j,high} \\ 0 & \text{if } f_j \geq f_{j,high} \end{cases} \quad (14)$$

여기서, $j=4, 5, 6$ 이다.

V. 최적화 결과

Niching 유전 알고리즘을 이용한 유도전동기의 설계 예로서 4인승 소형 승용차에 장착 될 3상 농형 유도전동기를 설계한다. 설계 될 유도전동기의 사양은 아래와 같다. 최적화의 목적함수는 일충전 주행거리에 가장 영향을 미치는 연속 정격출력시의 효율로 정했다.

연속 정격 출력(P_n) 15 Kw, 순시 정격 출력(P_{max}) 60 Kw, 기저 속도 3600 rpm, 4극, 기저 주파수(f_{base}) 120 Hz, 기저 전압 176 V, 효율@15Kw > 93%,

효율@60Kw > 86%, 역률@60Kw > 80%

절연계급 H종(온도 상승 한도 125 °C), 수냉식

제한조건은 순시 정격출력을 보장하기 위한 정동토크/정격토크 비, 경량화를 위해 프레임에 제외한 전동기의 무게, 전동기의 설치 공간에 대한 제약으로 인한 고정자 코어의 외경과 적층 길이이다. 따라서, 제한조

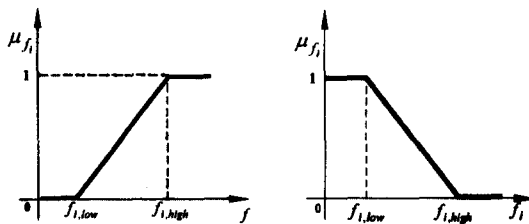


Fig. 5. Rating Functions of evaluation criteria.

Table II. Range of primary design variables.

	r_{sbr}	δ_{bar}	d_{ss}	B_{tr}	B_{cs}	B_{cr}	B_{cs}
x_{min}	0.1	2	5	0.8	0.8	0.8	0.8
x_{max}	0.8	8	20	2.0	2.0	2.0	2.0

Table III. The result of optimal design

	#1	#2	#3	#4	#5
효율@15 Kw [%]	93.429	93.425	93.421	93.415	93.410
고정자외경 [mm]	215.5	206.6	221.1	202.3	209.4
적층 길이 [mm]	134.8	151.0	129.4	158.6	146.7
효율 @60 Kw [mm]	87.02	87.37	87.64	87.20	87.71
역률 @60 Kw [%]	83.85	84.25	83.88	83.80	84.20
온도상승@15 Kw [°C]	64.9	65.3	63.6	66.2	65.7
온도상승(duty 운전) [°C]	107.0	105.1	101.1	107.9	103.6
재료비 [천원]	77.07	77.97	76.74	78.84	77.57
평가함수 (평균)	0.871	0.927	0.976	0.862	0.963

Table IV. The parameters of rating functions.

평가기준	f _{high}	f _{low}	함수 형태
1. 효율 @15 kw [%]	93.43	93.00	A
2. 효율 @60 kw [%]	87.71	86.00	A
3. 역률 @65 kw [%]	84.25	80.00	A
4. 온도상승 @15 kw [°C]	125.0	63.6	B
5. 온도상승(duty 운전) [°C]	125.0	101.1	B
6. 재료비 [천원]	80.00	76.74	B

건은 다음과 같다.

전동기 무게 <36[Kg], 정동토크/정격토크 > 4.4

고정자 외경 <230[mm], 적층 길이 <170 [mm]

전동기 설계를 위한 Niching 유전 알고리즘의 각종 파라미터로 변수당 비트수는 8비트, 개체수는 200개, 엘리트수는 20개, 교배율은 0.8, 변이율은 0.2, Niche Raus는 0.1, 반복 세대수는 5000으로 정했다. 1차 설계변수의 범위는 Table II에 주어진다.

연속 정격시의 효율을 목적함수로 한 최적설계를 통해 선정된 효율 상위 5개 최적해 후보의 각종 특성을 Table III에 정리하였다. 상위 5개 최적해 후보들의 효율은 93.429~93.410%이었고, 연속 정격출력시의 효율로 최적해를 선정하면 #1 전동기가 선정되어야 한다. 그러나, Table IV에 정의된 평가함수를 사용하면 최적해로는 #3의 전동기가 선정된다. #3의 전동기가 모든 특성면에서 타협적인 해가 되는 것이다. #3의 전동기는 특히 온도 상승면에서 다른 전동기에 비해 낮은 값을 가지는데, 이것은 수냉식 전동기의 경우 전동기 축방향의 열전달보다 경방향의 열전달이 우수하여 외경이 큰 전동기가 온도 상승면에서 유리하기 때문이다. 만일 온도 상승과 재료비를 무시하는 경우에는 순시 정격출력시의 효율과 역률이 다른 전동기에 비해 뛰어난 #5의 전동기가 선정될 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 Restricted Competition Selection (RCS)을 사용하는 새로운 Niching 유전 알고리즘을 제안하여, RCS가 대표적인 다봉성 함수들의 최적점들을 찾는 문제에 적용될 때 탐색된 피크수와 최대 피크비에 있어 기존의 Niching 알고리즘보다 우수하다는 것을 보였다. 또, 새로운 Niching 유전 알고리즘을 이용하여 여러 개의 최적해 후보들을 탐색하고, 이들 중에서 최적해 하나를 선정하기 위한 평가함수 기법으로 전기자동차용 유도전동기의 설계시 직면하는 다중 목적 최적화의 단점을 극복할 수 있다는 것을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] J. Langheim and J. Fetz, Concept of an Electric Citybus with Two Induction Motor, EVS-10, Hong-Kong (1990) pp. 254-271.
- [2] H. Bausch, etc., Road Vehicle with Full Electric Gear, EVS-10, Hong-Kong (1990) pp. 104-114.
- [3] B. Sareni, L. Krahenbuhl and A. Nicolas, Niching Genetic Algorithms for Optimization in Electromagnetics, The 11th COMPUMAG '97, Rio de Janeiro (1997) pp. 563-564.
- [4] S. W. Mahfoud, Niching Methods for Genetic Algorithms. Doctoral Dissertation/IlliGAL Report 95001, University of Illinois at Urbana Champaign, Illinois Genetic Algorithm Laboratory (1995).
- [5] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-wesley Publishing Company (1989).
- [6] D. E. Goldberg and J. Richardson, Genetic Algorithms with Sharing for Multimodal Function Optimization, Proc. 2nd ICGA, (1987) pp. 41-49.
- [7] K. A. De Jong, An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems, Doctoral dissertation, Univ. of Michigan (1975).

- [8] M. Nurdin, M. Poloujadoff and Faure, IEEE Trans. on Energy Conversion **6**(2), 327 (1991).
[9] 김민규, 이철균, 박정태, 정현교, 한송엽, 대한전

- 기학회지 **46**(5), 669 (1997).
[10] C. G. Veinott, McGraw-Hill Book Company, New York (1959).

An Induction Motor Optimal Design for Electric Vehicle Using Niching Genetic Algorithm

Cheol-Gyun Lee

Research Institute Hyundai Heavy Industries Co.,Ltd., Kyunggi-Do 449-716, Korea

Dong-Hyeok Cho, Hyun-Kyo Jung

Dept. of Electrical Engineering, Seoul National University, Seoul 151-742, Korea

(Received 1 April 1998, in final form 10 May 1998)

In the case of an induction motor efficiency optimal design for electric vehicle which is a real world problem, several different designs are almost equal in terms of efficiency. But these designs may have the differences in terms of other characteristics such as power factor, temperature rise, material cost, and ease of manufacture. Therefore it is necessary that an optimization routine suggests various possible solution alternatives and a designer selects optimal solution among them using other characteristics, his experience and judgment. In this paper new niching genetic algorithm and the rating function method to select the optimal point among possible optimal solution alternatives are presented.