

## 병렬 유전 알고리즘을 이용한 브러쉬리스 DC전동기의 최적 설계

강미현, 고태언, 이철균  
동의대학교

### Optimal Design of Brushless DC motor using Parallel Genetic Algorithms

MI-HYUN KANG, TAE-EUN KOH, CHEOL-GYUN LEE  
Dong-eui Univ

**Abstract** - This paper is concerned with optimal design of BLDC motor using Parallel Genetic Algorithm to minimize the motor of weight.

#### 1. 서 론

DC 모터에는 브러시(Brush)가 있어 소음 및 스파크(spark)로 인해 수명이 단축되어 보수와 유지에 비용이 드는 단점을 보완하기 위해 BLDC모터(Brushless Direct Current Motor)가 현재 널리 사용되고 있다. 이 BLDC모터는 영구 자석 회전자자의 계자 자속과 편선 고정자 전류에 의해 토크가 발생하여 계자 전류를 필요로 하지 않아 효율이 높고 출력 토크가 크고 구조가 간단하여 제작이 쉬운 장점이 있다. 이러한 BLDC모터를 설계하고자 할 때 설계자의 원하는 사양이 여러 가지 존재하는 경우 동시에 이를 만족하기 위해서는 설계자의 경험에 의존하는 설계보다는 최적화 알고리즘을 도입한 최적 설계가 필요하다.

최적화 알고리즘으로 확률론적인 기법으로 현재 유전 알고리즘이 널리 사용되고 있다. 유전 알고리즘(Genetic algorithm : GA)은 유전학과 자연진화를 표방한 적용 탐색법으로서 1970년대에 Holland에 의해 개발되어 최적화 탐색 문제에 중요한 역할을 하고 있으며, 공학 문제에도 널리 적용되고 있다. 하지만 일반 유전 알고리즘도 변수의 갯수가 많은 경우에는 집단의 다양성 유지가 어렵게 되어 국부최적점(local optimum point)에 빠지게 되거나, 최적해를 탐색하는데 있어서 매우 많은 시간이 소요된다. 이를 방지하기 위해 한 점에서 해를 찾는 것이 아니라 여러 개의 점에서 동시에 해를 찾는 여러 가지 유전 알고리즘이 제안되고 있다. 그 중의 하나인 병렬 유전 알고리즘은 기존 유전 알고리즘의 단일 모집단을 여러 개의 부분 모집단으로 나누어 격리시키고, 서로 격리된 각 부분 모집단이 독립적이면서 병렬적으로 해 공간을 탐색하는 알고리즘이다. 이러한 병렬 유전 알고리즘은 국부최적점(local optimum point)을 여러 개 가지고 있는 복잡한 형태의 목적함수를 탐색하는데 기존 유전 알고리즘이 보다 더 우수한 결과를 나타내고 있다[1]. BLDC모터와 같은 전기기기의 최적 설계의 경우에도 경험상 많은 국부 최적점을 가지고 있어서 병렬유전알고리즘이 적합하다고 생각된다. 특히, 설계변수의 개수가 많은 경우에는 병렬 유전 알고리즘이 더욱 적합하리라고 본다.

본 논문에서는 병렬 유전 알고리즘을 훨체어 구동용 BLDC모터의 최적설계에 적용하였다.

#### 2. 본 론

##### 2.1 유전 알고리즘의 개선

유전 알고리즘은 크게 초기화, 적합도 평가와 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)와 같은 4단계로 구성 되어있다. 초기화 과정에서는 주어진 문제의 해가 될 가능성이 있는 개체들의 집합인 집단이 형성되는데 무작위로 선택하거나 경험적인 방법으로 선

택어진다. 이렇게 선택되어진 개체들의 강한지 약한지는 목적함수로부터 적합도가 계산되며, 이 적합도에서 좋은 개체들은 더 많이 생성되고 성능이 좋지 않은 개체들은 소멸되는 재생산의 과정을 거치게 되고, 선택된 개체들은 교배를 통해 재결합된다. 마지막으로 돌연변이는 선택된 개체의 하나 이상의 유전정보를 임의로 변경하여 집단에 새로운 정보를 도입하는 역할하게 된다.

##### 2.1.1 문제의 표현 방법

실수 코딩(real encoding)은 표현형과 유전자형의 일치로 부호화, 복호화 과정이 없어서 탐색속도를 높일 수 있고, 지역동조(local tuning)를 통해 정밀도를 개선 할 수 있다.

##### 2.1.2 선택 연산자

룰렛휠 선택은 초기에 우량 개체가 나타나면 이를 여러번 복제하여 집단의 유전적 다양성을 감소 시키는 단점이 나타나 확률적으로 최적 개체를 찾을 확률이 적어지게 되어 하이브리드 유전 알고리즘을 채용하였다. 하이브리드 유전 알고리즘(hybrid genetic algorithm : HGA)은 구배와 유사한 선택자를 제안하고 있으며, 식(2.1)을 통해서 새로운 탐색점을 찾을 수 있다.

$$\bar{x}_{ij}(k+1) = x_{ij}(k) + \eta_i \frac{[f_b(k) - x_b(k)]}{f_b(k)} [x_b(k) - x_{ij}(k)] \quad (2.1)$$

여기서,  $x_{ij}(k)$ 과  $x_b(k)$ 는  $x_i(k)$ 과  $x_b(k)$ 의  $j$ 번째 요소이고,  $f_b(k)$ 는  $i$ 번째 개체의 적합도이다.  $\eta_i$ 는 상수로 개체마다 다른 값이 적용된다.

이러한 방법은 최적개체로부터 멀리 떨어진 약한 개체는 최적 개체 쪽으로 더 크게 움직이게되고, 가까이 있는 강한 개체는 더 작게 움직임을 받게 되어 룰렛휠에서 소멸되기 쉬운 약한 개체들을 최적 개체 부근으로 모으고 강한 개체들을 원 위치에 머물게 하여 유전적 다양성을 유지한다.

##### 2.1.3 교배 연산자

실수코딩 단순교배에서 일어나는 교배지점에서의 불연속성을 보완 해줄 수 있는 산술적 교배(arithmetical crossover)를 도입한 후 이진코딩의 일점교배와 유사한 연산자인 수정 단순 교배를 사용하였다. 수정 단순 교배(modified simple crossover)는 선택된 교배점 위치에서 산술교배를 하고 그 나머지 뒷부분은 단순교배를 한다. 교배 위치는 무작위로 근처의 값 두 개가 선택되고, 식(2.2)로 일차 결합한 후 요소들은 서로 교환되어 자손이 생산된다.  $\lambda$ 는 난수로서 0과 1사이에서 제한된 범위에서 발생된다.

$$\begin{aligned}\tilde{x}_j^u &= \lambda \bar{x}_j^u + (1-\lambda) \bar{x}_j^v \\ \tilde{x}_j^v &= \lambda \bar{x}_j^v + (1-\lambda) \bar{x}_j^u\end{aligned}\quad (2.2)$$

#### 2.1.4 돌연변이 연산자

돌연변이는 한 염색체안에서 유전자를 변경하는 단항 연산자이다. 초기에는 전 공간을 균등한 확률로 탐색하다가 세대수가 증가하면 지역적으로 탐색하는 동적 돌연변이(dynamic mutation)을 사용하였다. 식(2.3)에 의해 돌연변이가 결정된다.

$$\begin{aligned}x_j &= \tilde{x}_j + \Delta(k, x_j^{(L)} - \tilde{x}_j), \tau = 0 \text{일 때} \\ x_j &= \tilde{x}_j - \Delta(k, \tilde{x}_j - x_j^{(L)}), \tau = 1 \text{일 때}\end{aligned}\quad (2.3)$$

여기서,  $\tau$ 는 0 또는 1을 둘 중을 취하는 난수이고,  $\Delta(k, \cdot, y) = yr(1 - \frac{k}{T})^b$ 로서  $r$ 은 0과 1사이의 실수 난수이며,  $T$ 는 최대 세대수,  $b$ 는 불균등 정도를 나타내는 상수이다. 본 논문에서는  $b=5$ 로 지정하였다.

#### 2.1.5 그 밖의 연산자

초기 세대의 집단에 상대적인 적합도 차가 큰 개체가 나타나면 유전적 다양성 상실로 지역 최적점으로 수렴하게 되거나 후기 세대에 집단이 강해지고 개체들이 한 점 주위로 모이게 되어 좋은 개체와 더 나은 개체의 구별이 어려워 방향성을 잃게되어 선택압의 결여로 탐색이 침체되는 것을 막기 위해 적합도 값을 직접 사용하지 않는 해결 방안을 적용한다. 선택압을 유지하기 위해서 스케일링 원도우를 사용하였다.

$$f(k) = F(x(k)) - \gamma \quad (2.4)$$

여기서,  $\gamma$ 는 목적 함수의 최소값이다.

또, 최적의 개체가 다음 세대에 소멸되는 것을 방지하기 위해 엘리트 전략(elitist strategy)을 사용하였다.

#### 2.2 병렬유전 알고리즘

병렬 유전 알고리즘(Parallel Genetic Algorithm : PGA)은 기존 유전 알고리즘의 단일모집단을 여러 개의 부분모집단으로 나누어 격리시키고, 서로 격리된 각 부분모집단이 독립적이면서 병렬적으로 진화해 가는 유전자 알고리즘이다. 다수의 프로세서에서의 병렬 처리가 좋지만, 단일 프로세서만으로도 병렬 유전 알고리즘의 구현이 가능하며, 유전 알고리즘의 성능을 보다 향상시킬 수 있다.[2]

##### 2.2.1 병렬유전 알고리즘의 구조

유전 알고리즘의 병렬화의 방법으로서 전역모델(global model), 이주모델(migration model), 확산모델(diffusion model)이 있다. 본 논문에서는 이주모델을 채택하였다.

이주모델은 여러 소집단으로 나누어 각 소집단별로 독자적인 유전 알고리즘을 실행한다. 재생산 교배는 전역적으로 이루어지지 않고 소집단 내에서 국지적을 이루어진다. 이로 인해 유전 탐색 능력이 저하되는 결과를 초래하게 된다. 이런 단점을 막기 위해 각 소집단의 해의 교환인 이주(migration)을 실시한다. 소집단 간의 이주를 통하여 지역 최적해에 수렴률을 줄이고 전체 최적해에 잘 접근 할 수 있다.

##### 2.2.2 소집단간의 연결구조

완전네트구조(complete net topology), 링구조(ring topology), 이웃이주구조(neighborhood migration topology)가 있다. 본 논문에서는 완전네트구조를 채택하였다.

완전네트구조는 각각의 모든 소집단 사이에서 이주를 할 수 있다. 이주자 금원(migrant pool)에서 이주시킬 개체들은 균등확률로 선택하여 교환한다.

#### 2.3 테스트 함수 적용 결과

본 논문에서는 2변수 함수와 4변수 함수를 테스트 함수로 사용하였다. 함수의 형태는 식(2.4)에 나타내었다. 특히, 4변수 함수는 Rosenbrock 함수로서 연속, 비불록, 단봉, 저차원, 이차형식의 특성을 가지며 모든 변수 값이 1일 때 함수가 최소값 0을 가진다.[2]

$$\begin{aligned}F_2(x) &= 100(x_1^2 - x_2^2) + (1-x_1)^2 \\ &\quad , (-2.048 \leq x_1, x_2 \leq 2.047) \\ F_4(x) &= 100(x_1^2 - x_2^2) + (1-x_1)^2 \\ &\quad + 90(x_3^2 - x_4^2) + (1-x_3)^2 \\ &\quad + 10.1((x_2-1)^2 + (x_4-1)^2) + 19.8(x_2-1)(x_4-1) \\ &\quad , (-10 \leq x_1, x_2, x_3, x_4 \leq 10)\end{aligned}\quad (2.4)$$

두 테스트 함수에 대해 단순 유전알고리즘과 병렬 유전 알고리즘을 50회 실행하고 각각의 값들을 평균을 취한 결과를 표2.1 나타내었다. 표 2.1에서처럼 변수가 적을 때는 단순과 병렬 둘 다 거의 정확한 값을 찾았다. 그러나 변수가 많아진 4변수 문제의 경우에는 단순 유전 알고리즘에 비해 병렬 유전 알고리즘이 좀 더 정확하게 값을 찾고 있다. 그림2.1에서 4변수 함수에 대한 두 유전 알고리즘의 수렴특성을 비교하였다. 이 결과로부터 병렬 유전 알고리즘이 더 빨리 더 정확한 값으로 수렴되는 것을 알 수 있다.

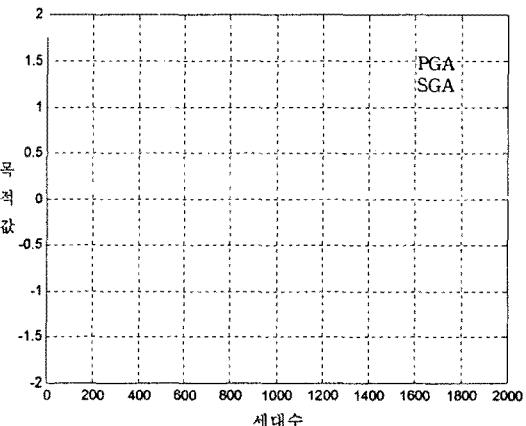


그림 2.1 4변수 함수에 대한 수렴성 비교

표 2.1 탐색된 목적함수 평균값 비교

| 2변수 함수 | SGA | 7.62356E-006 |
|--------|-----|--------------|
|        | PGA | 1.19425E-008 |
| 4변수 함수 | SGA | 0.005579     |
|        | PGA | 0.001377     |

#### 2.4 BLDC모터 설계

본 장에서는 휠체어 구동용 BLDC 모터(Brushless Direct Current Motor)의 설계에 관하여 기술한다.

##### 2.4.1 설계 파라미터

보통 모터를 설계할 때 설계자는 허용되는 모터의 전체 부피, 어떤 정격 속도에서 요구된 출력, 모터를 구동하기 위해 사용 할 수 있는 전압과 전류에 관한 몇 가지 정보를 가지고 출발한다. 정격 속도에서 요구된 출력 혹은 토크, 최대 역기전력, 그리고 최대 허용 도체 전류 밀도는 모터의 입력과 출력의 척도를 나타낸다. 이러한

정보로부터 설계자는 모터의 여러 파라미터를 선정해야 한다. 결정해야 될 파라미터들은 다음과 같다.

먼저, 구조적 파라미터들은 상수, 극수, 상당 슬롯수 등이다. 궁극 길이, 자석 길이, 고정자 외경, 회전자 외경 모터 축 방향 길이, 코어 손실, 적층률, 계철 질량 밀도, 도체 저항율과 온도 계수, 도체 점적율, 자석비 등을 물리적 파라미터이다. 그리고 자석 잔류자속 밀도, 자석 리코일 투자율, 최대 강판 자속밀도 등은 자기 파라미터이다. 또한 치끌단(teeth shoe) 파라미터는 슬롯 opening 폭과 슈(shoe) 깊이 비를 포함한다. 마지막으로 권선 방법도 결정되어야 한다.[3]

#### 2.4.2 성능

모터 성능은 사용되는 곳에 따라 다수의 성능 척도가 정의된다. 성능 측정의 예로 재료비용, 제작비용, 출력 밀도, 그리고 효율 등을 포함한다.

효율을 계산하기 위해서는 저항권선 손실  $P_r$ 과 코어 손실을 계산할 필요하다. 코어 손실  $P_{cr}$ 은 계철부분, 치부분의 철손으로 나누어 구했다. 그리고 풍손, 표류손, 마찰손등을 표류부하손  $P_s$ 이라고 하는데 이는 정격의 0.5%로 잡았다.

정격 속도에서 정격 토크를 제공하는 모터의 효율은 식(2.5)에서 알 수 있다.

$$\eta = \frac{T\omega_m}{T\omega_m + P_r + P_{cr} + P_s} \times 100\% \quad (2.5)$$

#### 2.5 BLDC 모터 최적 설계

휠체어 구동용 전동기의 중요한 성능 평가요소로는 출력밀도, 효율, 재료비용 등이 있는데 출력밀도가 가장 중요하다고 생각된다. 출력밀도를 고려하기 위해 목적함수로 무게를 선정하였다. 전동기의 특성들을 이용하여 제약조건을 만들고, 병렬 유전 알고리즘을 이용하여 휠체어용 BLDC 모터의 최적 설계를 수행하였다.

##### 2.5.1 목적 함수

목적함수인 무게를 구하기 위해서는 동선 중량, 자석 중량, 코어 중량, 그리고 shaft중량 계산식 등의 4가지 중량 계산식이 필요하다.

$$\text{동선중량} = k_{cp} A_s \times (L + \frac{1}{2} \pi \tau_c 2) \times \text{슬롯수} \times C_u$$

$$\text{자석중량} = a_m \times L \times N_m \times m_{density}$$

$$\text{코어중량} = c_{density} \times ([\pi(R_{so}^2 - R_{si}^2) - N_s A_s] L k_{st} + \pi [(R_{ro} - l_m)^2 - R_{ri}^2] \times L)$$

$$\text{shaft 중량} = Sh_{density} \times \frac{\pi}{4} R_{ri}^2 \times L \quad (2.6)$$

여기서,  $C_u$  : 동의 밀도,  $m_{density}$  : 자석 밀도,  $c_{density}$  : 코어 밀도,  $Sh_{density}$  : shaft 밀도이다.  $k_{cp}$  : 점적률,  $A_s$  : 슬롯 면적,  $L$  : 축방향 길이,  $\tau_c$  : 코일피치,  $a_m$  : 자석 면적,  $N_m$  : 극수,  $R_{so}$  : 고정자 외반경,  $R_{si}$  : 고정자 내반경,  $N_s$  : 슬롯수,  $k_{st}$  : 적층률,  $R_{ro}$  : 회전자 외반경,  $R_{ri}$  : 회전자 내반경,  $l_m$  : 자석 두께,  $R_{ri}$  : 회전자 내반경,

#### 2.5.2 설계 변수 및 제한 조건

설계변수로 자석두께, 고정자 외반경, 회전자 외반경, 축방향 길이를 설정하였다. 나머지 변수는 설계 변수로 부터 계산해 내거나 고정된 값은 사용하였다.

제한조건으로는 효율을 선정하였다. 지정된 값 이하의 효율을 가지는 개체에 대해서는 목적함수의 적합도 값을 0으로 하였다. 모터 외형치수에 대한 제한 조건은 설계

변수의 범위로 다루었다.

#### 2.5.3 설계 결과

설계해야 할 모터의 사양을 표 2.2에서 나타내었다. 그림 2.2는 목적함수인 모터의 무게가 수렴되어 가는 과정을 나타낸 것이다. 최적설계시의 결과를 보면 초기 모터의 무게는 3.33[kg]이었고, 최종 설계된 모터의 무게는 2.57[kg]이다. 최적설계를 통해 설계된 모터의 무게가 약 22.8[%] 감소 되었다. 이 결과 BLDC 모터 최적 설계에 병렬 유전 알고리즘이 적용 가능할 것으로 판단된다.

표 2.2 전동기 사양

|                  |              |
|------------------|--------------|
| 정격출력             | 210[W]       |
| 정격토크             | 0.802141[Nm] |
| 정격속도             | 2500 [rpm]   |
| 전원전압             | 22 [V]       |
| 슬롯수 ,<br>극수 , 상수 | 12 , 4 , 3   |

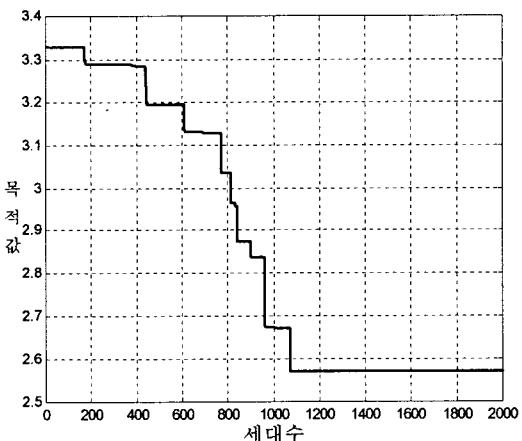


그림 2.2 목적함수의 수렴 특성

#### 3. 결 론

병렬 유전 알고리즘은 국부최적점(local optimum point)을 여러 개 가지고 있는 복잡한 형태의 목적함수를 탐색하는데 기존 유전 알고리즘 보다 더 우수한 결과를 나타내었다. 따라서, 많은 국부 최적점을 가지고 있거나 설계변수의 개수가 많은 경우에는 병렬 유전 알고리즘이 더욱 적합하리라고 본다.

이러한 병렬 유전 알고리즘을 이용하여 무게를 최소화하기 위한 BLDC 모터의 최적설계에 적용하여 설계 목적을 만족하는 전동기의 치수를 도출해 냈다.

#### [참 고 문 헌]

- [1] Shyh-Shang Lin, "Corarse-Grain Parallel Genetic Algorithm: Categorization and New Approach", IEEE, p. 10, 1994.
- [2] 진강규, "유전알고리즘과 그 응용", 교우사, 2000.
- [3] D.C.Hanselman, "Brushless Permanent-Magnet Motor Design" McGraw-Hill, Inc., 1994.