

개선된 PSO 알고리즘을 적용한 외전형 영구자석형 전동기의 최적 설계

이 상엽, 서 장호, 정 현 교
 서울대학교 전기 컴퓨터 공학부

Optimal Design of Outer Rotor Type Interior Permanent Magnet Synchronous Motor using Improved Particle Swarm Optimization

Sang-Yub Lee, Jang-Ho Seo, and Hyun-Kyo Jung
 Department of Electrical Engineering and Computer Science, Seoul National University

Abstract - 본 논문에서는 기존의 Particle Swarm Optimization (PSO) 알고리즘에 반발 속도 (Repulsion Velocity) 개념을 도입한 개선된 PSO 알고리즘을 제안하였다. 낮은 적합도를 가지는 지역을 멀리하는 성질을 모사한 것이 반발 속도의 개념이다. 반발 속도의 개념을 도입한 제안된 알고리즘은 기존의 알고리즘에 비해서, 더 좋은 수렴 특성을 가지고, 더 빠른 계산 특성을 가짐을 알 수 있었다. 시험 함수를 통해서 제안된 알고리즘의 검증을 수행하였고, 외전형 영구자석형 전동기의 최적화에 적용하여서 그 결과를 나타내었다.

1. 서 론

PSO는 다양한 다차원 함수의 최적화 문제에서 효율적이고, 좋은 성능을 나타내는 것으로 입증되었다[1-2]. 또한, 벌의 무리의 지능을 모사한 이 알고리즘은 특별한 경우에는 GA와 같은 다른 알고리즘에 비해서 우월한 성능을 내기도 한다. PSO는 기본적으로 다음의 2가지 요소에 의해서 탐색 영역을 탐색하게 된다. 하나는 각각의 particle이 탐색한 곳 중에서 최고의 적합도를 가지는 *pbest*이고, 다른 하나는 모든 particle이 탐색한 곳에서의 최고의 적합도를 가지는 *gbest*이다. PSO의 탐색 알고리즘은 위와 같은 2가지의 요소에 의해서만 결정되기 때문에, 그 알고리즘은 매우 간단하여 많은 최적화 문제에 널리 사용되고 있다. 하지만, 많은 국부 최적점을 가지는 고차 함수의 최적화의 경우에는, 기존의 PSO를 이용하여 전역 최적점을 찾기가 힘든 경우도 발생한다. 따라서, 본 논문에서는 전역 최적점을 잘 찾지 못하는 기존의 PSO를 보완하기 위하여, 반발 속도의 개념을 도입하였다. 매 iteration마다 가장 낮은 적합도를 가지는 지역을 blacklist로 지정하고, 각각의 particle에 blacklist로 가지 않게 하는 반발 속도 항을 속도항에 추가하게 된다. 이에 따라서, 좀 더 빠르게 수렴할 수 있게 되고, 좀 더 정확하게 전역 최적점을 찾을 수 있다. 좀 더 자세한 개념은 본문에서 소개하도록 하겠다.

본 논문에서는 반발 속도 개념을 도입한 PSO 알고리즘을 소개하고, 시험 함수를 통해서 그 적합성을 검증한 후, 실제 기기에 적용하여서 최적 설계를 하였다.

2. 제안된 알고리즘

앞서 언급한 것과 같이, 기존의 PSO 역시, 전역 최적점을 잘 찾아낼 수 있지만, 많은 국부 최적점을 가지는 고차원 함수의 경우, 그 성능이 제대로 발휘되기 힘들다는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해서, 반발 속도의 개념이 제안되었고, 이러한 반발 속도의 개념을 적용한 알고리즘을 이어서 설명하도록 하겠다.

2.1 기본 조건의 설정

첫 단계에서는, 최적화 될 파라미터를 설정하고, 최소/최대 범위를 설정한다. PSO의 여러 가지 파라미터들도 최적화할 대상에 맞추어서 설정한다.

2.2 swarm location 과 속도의 초기화

모든 particle의 초기위치와 속도를 탐색 영역 내에서 생성되게 한다. 각각의 particle의 초기 위치가 최초의 *pbest*가 되고, 그중 가장 높은 적합도를 가지는 것이 *gbest*가 된다.

2.3 속도의 갱신

기존의 PSO 알고리즘에서는 particle의 속도는 *pbest*와 *gbest*의 위치에 따라서 결정된다. particle의 속도 식은 다음과 같다.

$$V_j^{k+1} = w V_j^k + C_1 \phi_1 (pbest_j^k - X_j^k) + C_2 \phi_2 (gbest^k - X_j^k) \quad (1)$$

여기서 V_j^k 와 X_j^k 는 k번째 iteration에서의 j번째 particle의 속도와 위치이고, w는 particle의 국부 수렴 탈출을 위한 초기 가중치로써, 일반적으로 0.4와 0.9사이의 값을 갖는다. ϕ_1 과 ϕ_2 는 0과 1사이의 임의의 숫자이고, C_1 과 C_2 는 *pbest*와 *gbest*로 particle을 끌어당기는 가속 factor이다. 일반적으로 다중 최적점을 가지는 고차원 함수의 최적화를 위해서 반발 속도의 개념을 도입하게 되고, 반발 속도의 개념을 도입한 particle의 속도 식은 다음과 같다.

$$V_j^{k+1} = w V_j^k + C_1 \phi_1 (pbest_j^k - X_j^k) + C_2 \phi_2 (gbest^k - X_j^k) + Rep_j^k(t) \quad (2)$$

여기서 V_j^k 와 X_j^k 는 k번째 iteration에서의 j번째 particle의 속도와 위치이고, w는 particle의 국부 수렴 탈출을 위한 초기 가중치이고, ϕ_1 과 ϕ_2 는 0과 1사이의 임의의 숫자이고, C_1 과 C_2 는 *pbest*와 *gbest*로 particle을 끌어당기는 가속 factor이고, $Rep_j^k(t)$ 는 반발 속도를 의미한다. 반발 속도 항은 다음과 같이 정의한다.

$$Rep_j^k(t) = B(t) \sum_{n=1}^N \frac{d_{jn}}{|d_{jn}|^m} \quad (3)$$

d_{jn}^i 는 blacklist된 지역 l로부터 j번째 particle까지의 vector 함수이고, B(t)는 시간에 따라서 변화하는 반발 상수이다. (3)식에서 알 수 있듯이, 반발 속도는 d_{jn}^i 의 크기에 반비례 한다. 또한 이러한 반발 속도의 크기는 m에 의해서 조절될 수 있다. 그럼 1은 반발 속도의 개념을 보여주고 있다. 전젠가는 수렴해야하는 최적화 알고리즘의

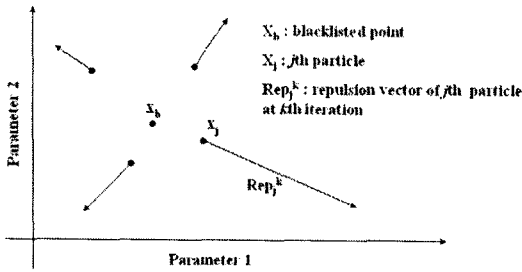


그림 1. 반발 속도의 개념

특성상, 반발 속도는 시간에 따라서 변화하는 특성을 가져야만 한다. 따라서 $B(t)$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$B(t) = (w_1 - w_2) \times \frac{MAXITER - iter}{MAXITER} + w_2 \quad (4)$$

여기서 w_1 은 시간에 따라 변화하는 상수의 최대 값이고, w_2 는 최소 값이다.

2.4 위치의 갱신

각각의 particle은 다음의 식에 따라서 그 위치를 갱신하게 된다.

$$X_{ij}^{k+1} = X_{ij}^k + V_{ij}^k \Delta t \quad (5)$$

여기서 Δt 는 시간 간격이고, 이는 일반적으로 1로 설정하게 된다.

2.5 pbest와 gbest의 갱신

만약 현재의 적합도가, 이전의 pbest의 적합도보다 높다면, pbest는 현재의 위치로 갱신되게 된다. 또한 gbest는 가장 높은 적합도를 가지는 pbest로 대체되게 된다.

2.6 수렴 판단과 반복

모든 particle이 gbest 주위에 모일 때 까지, 알고리즘의 시작에서 제한한 최대 iteration 횟수에 도달할 때까지, 앞서 언급한 2.3-2.5의 과정을 반복하게 된다.

3. 시험 함수를 통한 검증

제한된 알고리즘의 성능을 검증하기 위해서 다음과 같은 2차원 시험 함수가 적용되었다. 이는 단일 bell 함수의 선형 합으로 볼 수 있다.

$$f = \sum_{k=1}^{N_p} \frac{b_k}{1 + \frac{(x - x_{pk})^2 + (y - y_{pk})^2}{a_k}}, \quad -60 < x, y < +60 \quad (6)$$

여기서, N_p 는 peak의 개수이고, a_k 는 k번째 peak의 폭을 나타내고, b_k 는 k번째 peak의 값을 나타낸다. 또한, x_{pk} 와 y_{pk} 는 k번째 peak의 위치를 나타낸다. 그림 2에서 10개의 peak를 가지는 시험함수의 한 예를 나타내었다. 제안된 알고리즘을 검증하기 위해서, 기본 조건과 초기 해의 생성을 고정시켰고, 각각의 해석은 75번의 iteration을 가정하였다. 그림 3에서는 기존의 PSO의 최적화 결과를 나타내었고, 그림 4에서는 개선된 PSO

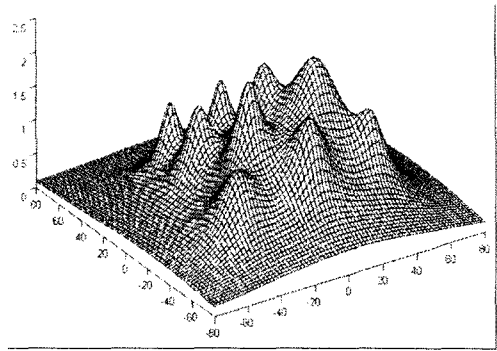


그림 2. 시험 함수

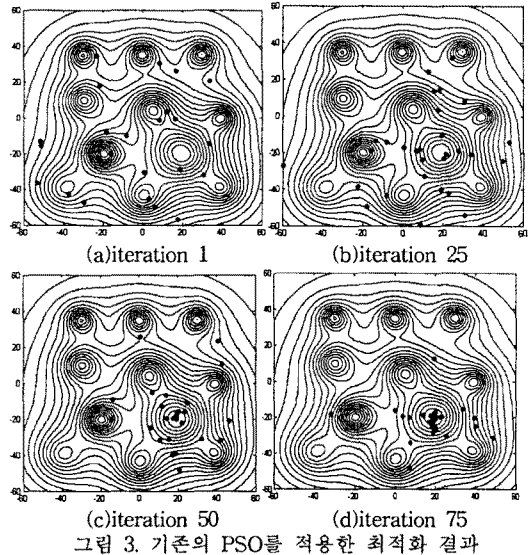


그림 3. 기존의 PSO를 적용한 최적화 결과

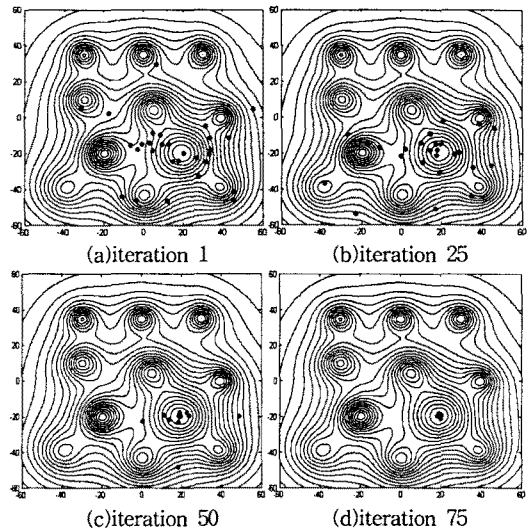


그림 4. 개선된 PSO를 적용한 최적화 결과

알고리즘을 적용한 최적화 결과를 나타내었다. 해석 결과에서 알 수 있듯이, 개선된 최적화 알고리즘이 좀 더 빠르고, 정확하다는 것을 알 수 있다.

4. 외전형 영구자석 전동기의 최적 설계

실제적인 최적화 예제로써, 본 논문에서는 외전형 영구자석형 전동기가 선택되었다. 회전자에서 24극을 가지고 있고, 고정자에서는 48극을 가지고, 슬롯 수는 36이다. 해석 모델의 단면도는 그림 5에 나타나 있다. 이 전동기의 사용 용도는 세탁기의 드럼 전동기으로써, 이와 같은 전동기의 경우, 전동기의 생산 단가가 가장 중요하게 된다. 따라서, 최적 설계의 목적은 제작 단가의 최소화이다. 전동기의 제작 단가의 가장 큰 부분은 권선, 즉 구리이고, 따라서, 권선의 양을 줄이는 것을 최적 설계의 목적 함수로 선택하였다. 자석의 간류 자속 밀도와 슬롯의 개수, 공극 길이, 회전자 외경의 크기가 고정되어 있고, 최적화의 변수로 사용 한 것은 고정자 턴수(N_s), 고정자 외경(r_s), 자석 각(2α), 자석의 두께(w_m)이다. 표 1.에서 기본적인 전동기의 사양을 알 수 있다.

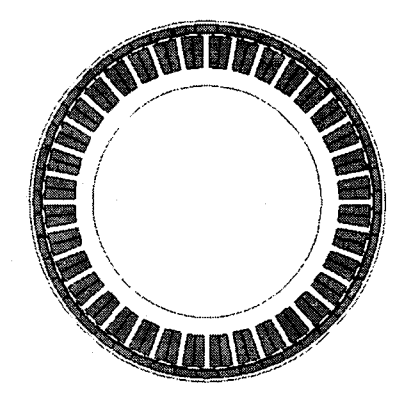


그림 4. 해석 모델의 형상

표 1. 해석 모델의 사양

정격 출력	800[W]
정격 속도	150[rpm]
회전자 외경	120[mm]
축방향 길이	25[mm]
공극 길이	1[mm]
고정자 슬롯/극 수	36/24
회전자 극 수	48

표 2. 최적화 결과

	후보 해1	후보 해2	후보 해3
구리의 양 [mm ³]	172125	174938	179819
정격 속도에서의 토크[Nm]	44.7	43.9	45.1
턴수	104	103	107
고정자 내경[mm]	110	109	109
자석 두께[mm]	3.8	3.8	3.7
자석 각	177	177	178

그리고 표 2.에서 구리 양의 최소화를 목적 함수로 하여서 얻어진 3개의 후보 해를 소개하였다. 첫 번째 후보해가 가장 구리의 양이 적음에도, 다른 후보해에 비해서 뒤떨어지는 성능을 보이지 않는다. 따라서, 첫 번째 후보해가 가장 좋은 해임을 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 개선된 PSO 알고리즘을 소개하였다. 제안된 알고리즘은 반발 속도의 개념을 도입하여서, 기존의 PSO에 비해서 높은 정확성, 그리고 빠른 수렴 속도를 가짐을 시험 함수를 통해서 검증하였다. 그리고 실제의 외전형 영구자석 전동기의 최적 설계에 적용하였다.

[참 고 문 헌]

- [1] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", in Proc. *IEEE Int. Conf. Neural Networks*, vol. 4, pp.1942 - 1948, 1995
- [2] J. H. Seo, C. H. Im, C. G. Heo, J. K. Kim, H. K. Jung, and C. G. Lee, "Multimodal function optimization based on particle swarm optimization," *IEEE Trans. Magnetics*, vol. 42, no. 4, pp. 1095-1098, 200