

RSM을 이용한 6MW BLDC용 영구자석의 형상 최적화 연구 (I)

우성현, 정현구, 신판석
홍익대학교 전기공학과

**A Permanent Magnet Pole Shape Optimization
for a 6MW BLDC Motor by using Response Surface Method (I)**

Sung Hyun Woo, Hyun koo Chung, Pan Seok Shin

Department of Electrical Engineering, Hongik University

Abstract - An adaptive response surface method with Latin Hypercube sampling strategy is employed to optimize a magnet pole shape of large scale BLDC motor to minimize the cogging torque. The proposed algorithm consists of the multi-objective Pareto optimization and $(1+\lambda)$ evolution strategy to find the global optimal points with relatively fewer sampling data. In the adaptive RSM, an adaptive sampling point insertion method is developed utilizing the design sensitivities computed by using finite element method to get a reasonable response surface with a relatively small number of sampling points. The developed algorithm is applied to the shape optimization of PM poles for 6MW BLDC motor.

1. 서 론

영구자석(permanent magnets=PM)이 소형뿐만 아니라 전기철도나 선박의 추진용으로 사용되는 대형 BLDC에도 사용되며 코킹토크로 인하여, system내에서 많은 진동과 소음을 유발하고 있다. 1990년대부터, 주로 작은 servo system에서 코킹토크 저감에 대한 기법들이 연구되어져 왔으며, 이러한 기법들은 두 가지로 나누어진다. 첫째 결정론적 방법론에 근거한 민감도 기법/design sensitivity analysis)[1], 비 결정론적 방법론에 근거한 진화 전략기법(evolution strategy)과 유전 기법(genetic algorithm)이 있다 [2], [3]. 결정론적인 방법은 최초의 형상이 최적 형상에 매우 근접했을 때만 그때의 최적 형상을 얻을 수 있는 것으로 알려져 있다. 반면 비 결정론적 방법은 계산시간이 오래 걸리지만 결정론적 방법보다 더 정확한 "global optimal solution"을 얻어낼 수 있다. 최근 response surface method(RSM)를 이용하여 BLDC 전동기가 요구된 토크 profile을 가질 수 있는 최적에 성공적으로 적용되고 있다[4], [5].

본 논문에서는, response surface method와 Latin Hypercube sampling strategy[8]를 이용하여 선박에서 사용될 6MW BLDC 전동기의 영구자석 형상의 최적화를 연구하였다. 본 연구에서 사용된 BLDC 전동기의 사양을 표 1.에서 설명하고 있다. 해석에 사용된 전동기는 32극, 192슬롯, 정격속도 150rpm, 정격전압 750V이며 12개의 인버터 모듈을 이용해서 운전을 한다. 그림 1.에서 보는 바와 같이, 영구자석(PM)의 형상이 매우 넓고 두꺼우며(260x60mm), 유효 공극의 길이는 길어지고, 공극의 자속밀도가 다른 작은 것들에 비해 편차가 커졌다. 이러한 이유로 코킹토크의 저감을 위해 영구자석의 형상 최적화 설계를 하게 되었고, multi-objective Pareto optimization에 근거한 Latin Hypercube Sampling(LHS), response surface method(RSM)과 함께 $(1+\lambda)$ 진화기법으로 이루어진 최적화 algorithm을 제안하고자 한다[6-8].

표 1. Specifications of the 6 mw BLDC Motor

Parameters	Value	Unit
Maximum output	6000	kW
Rated voltage/current	750/ 500	V/A
Rated speed	150	rpm
Number of phase	24/12	phase
Outer diameter (stator/rotor)	1750/1500	mm
Air-gap length	10.0	mm
Stator core length	2600	mm
stator slots/Rotor PM poles	192/32	

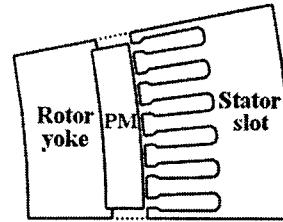


그림 1. 6MW BLDC motor to be optimized.(1/32 Model)

2. Optimization Algorithm and Strategy

Latin Hypercube sampling strategy(LHS)는 연속적으로 "zoomed-out"된 설계공간에 순응적으로 샘플링 포인트를 추가하면서, 샘플링 포인트 분포의 "quality"를 향상 시키는 것 이다[8].

이 algorithm은 그림 2.에서 보는 바와 같이 4 단계로 이루어진다. : 1) 전체 설계변수 영역에서 LHS를 이용하여 초기 샘플링 포인트를 생성한다. 2) optimal shape parameter로 반응평면(response surface)을 만들고, $(1+\lambda)$ 진화기법을 이용하여 'pseudo-optimal point'를 찾는다. 3) 찾아낸 pseudo-optimal point의 수렴 여부를 판별한다. 4) 설계범위 축소하고, 그 범위 내에서 부가적으로 샘플링 포인트를 생성한 후, LHS를 이용하여 근접한 pseudo-optimal point를 찾는다. 찾아낸 pseudo-optimal point를 중심점으로, 설계영역을 재설정하는 "zoomed-out"을 한다. 여기서 부가적인 샘플링 포인트를 추가하는 것이 LHS를 의미하는 것과 같다. 그리고 나면, 반응평면은 다시 설정되고, 실제 global optimal point 찾아질 때 까지 이 과정을 반복하게 된다. RSM 또한 design parameter 영역에 목적함수를 삽입한 방사상 기저함수(multiquadric radial basis function)를 이용한다 [9], [10].

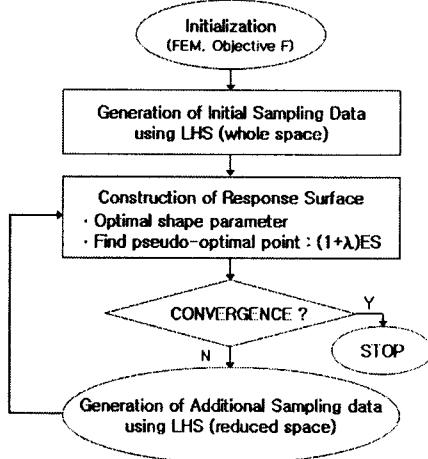


그림 2. Flow chart of LHS algorithm with ES

2.1 Pareto Optimization을 이용한 Latin Hypercube Sampling strategy

Latin hypercube sampling은 ‘공간을 채우는’ 형식의 설계 방법이며[8], Latin hypercube sampling은 $n \times k$ 행렬이다. 여기서 n 은 샘플링 포인트 데이터의 개수이고, k 는 설계 변수의 개수이다. 각각의 변수는 동일한 확률에 근거하여 n 간격으로 나누어지고 각각의 k 열은 가능한 변수들의 실제 범위에 근거하여 $(1, \dots, n)$ 으로 일의 배열한다. 실제로, LHS는 임의적인 생성이 가능하다. 하지만 그림 3.(a)에서 볼 수 있듯이, 임의적으로 선택된 LHS는 좋지 않은 결과를 가져오고, 영뚱한 결과를 예측, 판단할 수도 있다.

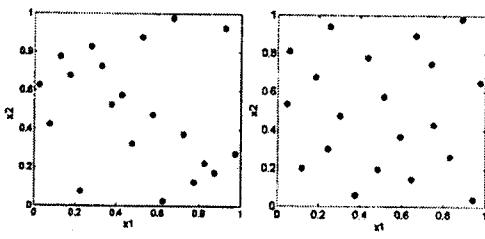


그림3. Example of Latin hypercube sampling design of size $n=20$ with two design variables

수치적으로 좋은 샘플링 포인트 데이터를 찾기 위해, LHS에서는 minimax 와 maximin 조건을 재검토 할 것을 요구한다. minimax 조건은 모든 샘플링 포인트 사이의 거리가 충분히 멀지 않아야 하고, maximin 조건은 각각의 포인트의 간격이 너무 불어있지 않아야 한다. minimax 조건 설계에서, 두 샘플링 포인트 사이의 거리가 두드러지게 가까운 경우가 종종 발생한다. 이에 반하여 maximin 조건 설계에서는 항상 두 샘플링 포인트 사이의 거리가 증가하여 샘플링 포인트 중 일부가 설계영역의 범위 밖에 위치하는 경우가 있다. 동시에 두 설계조건을 고려하기 위한 multi-objective Pareto optimization은 완벽한 minimax 나 maximin 보다는 Pareto 쪽을 선택하는 것이 더 좋은 LHS design이다. 여기서, 최종 Pareto curve는 minimax 조건과 maximin 조건을 고려하는 것을 의미한다. 그림 3.(b)에서 볼 수 있듯이 Pareto-optimization point는 좀 더 균일한 분포 특성을 가진 LHS design이다.

2.2 RSM with Multiquadric Radial Basis Function

목적함수의 보편적인 보간법인, 방사상 기저함수를 이용한 RSM은 설계영역 샘플링 포인트의 제한된 조건에도 최적점을 찾아낸다는 강력한 이점이 있다. 샘플링 데이터가 주어지면, 반웅평면은 아래와 같이 형성된다[9]:

$$S(x) = \sum_{i=1}^N \beta_i \|x - x_i\|^2 + h^2 \quad (1)$$

$$X = \{(x_i, f(x_i)), i = 1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

여기서 $\|\cdot\|$ 는 Euclidean distance, x 는 design parameter vector, β_i 는 i 번째 샘플링 포인트 x_i 에 대응하는 계수, X 는 샘플링 포인트, N , 그리고 h 는 형상파라미터이다. 형상파라미터 h 는 보간함수의 평탄한 정도와 정확도에 영향을 미친다. 본 연구에서, $(1+\lambda)$ 진화 기법을 이용하여, 반웅평면의 보간에러를 최소화하는 최적 h 를 찾고자 한다[9].

3. 최적화 결과

6MW BLDC 전동기의 코킹토크 저감을 위해, 영구자석 간의 간격을 설계변수(P_A)로 설정하고, 총 3번의 최적화를 시행하였다. 회전자는 총 32개의 극 쌍을 가지며, 영구자석의 크기는 260mm × 60mm이다. 고정자는 총 192개의 슬롯으로 이루어져 있다. 본 연구에 적용한 설계변수는 자극 사이간격인 P_A 뿐이지만, 차후에 자석의 형상까지 최적화 하기 위해 그림 4.에서 볼 수 있듯이 h_1, h_2, h_3 를 이용한 최적화도 할 것임을 미리 언급하는 하고자 한다.

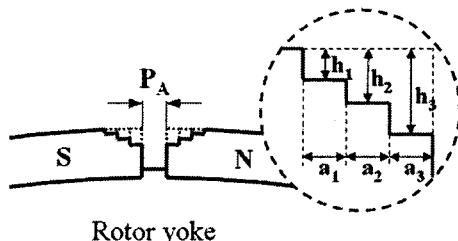


그림 4. Arc length optimization model of PM

3.1 영구자석 호 길이(P_A)의 최적화

먼저 그림 4.에서 볼 수 있듯이, 자극 사이간격을 P_A 로 설정하여 최적화를 시행하였다. 이때 설계변수 P_A 의 단위는 각도의 단위인 degree이다.

목적함수, F_{1st} 은 다음과 같다.

$$\text{Minimize } F_{1st} = \sum_{i=1}^{N_p} \left(\frac{W_i - W_0}{W_0} \right)^2, \\ \text{subject to } 0.4 \leq P_A \leq 4.5 \text{ deg.} \quad (3)$$

여기서, N_p 는 계산되는 코킹토크 샘플링 포인트의 개수이고 W_i 는 각 회전자 위치에서의 자계에너지, W_0 는 W_i 들의 평균값이다.

이번 단계에서는 설계변수를 한 가지만 설정하였기 때문에 총 세 번에 걸친 최적화만으로 LHS algorithm이 수렴을 하였다. 자극각 P_A 를 이용한 최적화 결과, P_A 의 크기는 2.67(degree)에서 수렴하였고,

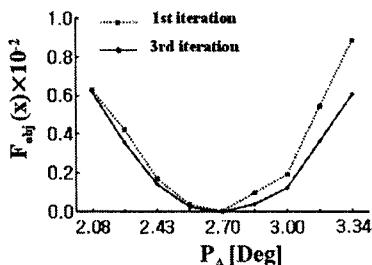


그림 5. Results of arc length optimization(2.67 deg.)

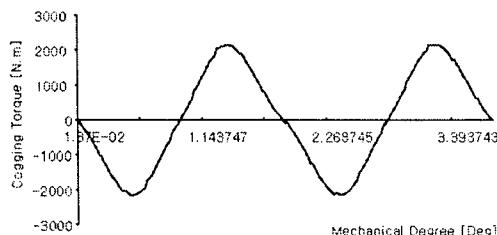


그림 6. Cogging torque profile at the 3rd iteration

4. 결 론

본 논문에서는 영구자석 형상 최적화를 위해 Latin Hypercube Sampling 을 이용하여 설계변수에 대한 샘플링 포인트를 추출하고, 이를 response surface method 에 적용하였다. 또한 multi-objective Pareto optimization 와 $(1+i)$ 진화 기법으로 이루어진 LHS algorithm 을 제안 하였다. 그리고 이를 6MW BLDC 전동기에 실제 적용하여 영구자석 형상이 변함에 따라 코깅토크가 변화하는 것을 알 수 있었다. 총 3번의 최적화 결과, 자극사이의 각도인 설계변수 P_A 의 크기가 2.67(degree)에서 수렴함을 알 수 있었다.

영구자석의 자극각 변화만큼이나 자석의 shape를 고려한 최적화 과정도 필요할 것으로 사료된다. 따라서 추후 영구자석의 극 간격뿐 아니라, shape까지 변화시키는 최적화를 연구할 예정이다.

[참 고 문 헌]

- [1] C. S. Koh, H. S. Yoo, K.W. Nam, and H. S. Choi, "Magnetic Pole Shape Optimization of Permanent Magnet Motor for Reduction of Cogging Torque," IEEE Trans. on Magnetics, vol. 33, no. 2, pp.1822-1827, March 1997
- [2] J.S.Ryu, Y.Yao, C. S. Koh, S. N. Yoon, and D. S. Kim, "Optimal shape design of 3-D nonlinear electromagnetic devices using parameterized design sensitivity analysis," IEEE Trans. on Magnetics, Vol. 41, No. 5, pp.1792-1795, May 2005
- [3] K. J. Han, H. S. Cho, D. H. Cho and H. K. Jung, "Optimal core shape design for cogging torque reduction of brushless DC motor using genetic algorithm," IEEE Trans. on Magnetics, vol. 36, no. 4, pp. 1927-1931, July 2000
- [4] C. A. Borghi, D. Casadei, A. Cristofolini, M. Fabbri, and G. Serra, "Application of a multiobjective minimization technique for reducing the torque ripple in permanent magnet motors," IEEE Trans. on Magnetics, vol.35, no.5, pp.4238-4246, September 1999
- [5] D. Tsao, and J. P. Webb, "Construction of device performance models using adaptive interpolation and sensitivities," IEEE Trans. on Magnetics, vol.41, No.5, pp.1768-1771, May 2005
- [6] P. Alotto, and M.A. Nervi, "An efficient hybrid algorithm for the optimization of problems with several local minima," International Journal for Numerical Methods in Engineering,

Vol.50, pp. 847-868, 2001

[7] Koehler J.R. and Owen A.B., Computer Experiments, Handbook of Statistics, Elsevier Science, New York, pp.261-308, 1996

[8] Yanli Zhang, H.S. Yoon and C.S. Koh, "Study on a Robust Optimization Algorithm Using Latin Hypercube Sampling Experiment and Multiquadric Radial Basis Function," Proceeding of KIEE EMECS Annual Spring Conference, pp.162-164, April 2007

[9] S. Rippa, "An algorithm for selecting a good value for the parameter c in radial basis function interpolation," Advances in Computational Mathematics, vol. 11, pp.193-210, 1999

[10] P.S. Shin, and et.al, "Shape Optimization of a Large-Scale BLDC Motor Using an Adaptive RSM Utilizing Design Sensitivity Analysis," IEEE Trans. on Magnetics, vol. 43, no. 4, pp.1653-1656, April 2007.

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 수중운동체 특화연구센터의 지원으로 수행되었으며, 이에 깊이 감사 드립니다. (계약번호 UD030000AD)