

최적화기법을 이용한 대용량 영구자석 전동기의 코깅토크 저감 연구

김한돌*, 신판석*, 고창섭**, 박관수***
 *홍익대학교 전기공학과, **충북대학교 전기공학과, ***부산대학교 전기공학과

A Cogging Torque Reduction study of Large Scale BLDC Motor by using Numerical Optimization

Han-Deul Kim*, Pan-Seok Shin*, Chang-Seop Koh**, Gwan-Soo Park***
 *Hongik University, **Chungbuk National University, ***Pusan National University

Abstract - 대용량 BLDC 모터의 진동과 소음의 원인은 영구자석과 슬롯 형상에 의한 코깅토크와 전류 파형에 의한 고주파이다. 특히 대용량 BLDC의 경우 코깅토크에 의한 진동 및 소음의 영향이 상대적으로 큰 값을 가지게 되며, 본 연구는 5MW급 영구자석형 전동기에서 코깅토크 발생원인 중 하나인 영구자석의 형상을 최적화하기 위하여 RSM(Response Surface Method)과 민감도기법을 적용하여 코깅토크 저감을 위한 연구를 하였다. FEM에 의해서 자속밀도분포와 토크를 계산하고, 1개의 목적함수와 3개의 설계변수를 설정하여 최적화 하였다. FEM과 최적화기법(RSM+민감도기법)을 결합하여 영구자석의 형상을 최적화한 결과 코깅토크의 ripple이 최대 20%정도로 감소되었으며, 목적함수와 설계변수의 개수에 따라 더욱 개선될 수 있다.

1. 서 론

추진용 전동기의 진동 및 소음원으로는 기계적인 원인, 전자기적인 원인, 공기역학적인 원인이 있다. 그러나 추진용 전동기는 대부분 저속으로 구동되므로 추진용 BLDC 전동기 같은 경우 상대적으로 전자기적인 원인에 의한 진동 및 소음에 주원인이다. 전동기의 코깅 토크(Cogging torque)가 소음 및 진동의 주원인이므로 이러한 코깅 토크를 FEM을 이용하여 해석하고 이를 분석하여 전동기의 코깅 토크를 저감시킬 수 있도록 전동기의 설계변경에 관한 방법을 연구한다.

코깅토크에 따라 발생하는 문제점들을 보완하기 위하여 영구자석의 형상에 따라 발생하는 코깅토크의 저감을 위해 최적화 기법중 하나인 RSM(Response Surface Method) 및 민감도기법을 적용하여 연구하였다.

2. 관련 이론

2.1 다중기저함수를 이용한 RSM

다중 방사상 기저함수(RBF : Radial Basis Function)를 사용한 RSM은 많이 이용되고 보간법중의 하나로, 설계변수에 따른 RSM은 다음 수식과 같이 구성된다.

$$S(x) = \sum_{i=1}^n c_i g(x - x_i) \quad (식 1-a)$$

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{|x|^2 + h^2}} \quad (식 1-b)$$

여기서, x 는 디자인 파라미터 벡터이고, c_i 는 샘플링 포인트 x_i 에 대응하는 상수이고, $g(x)$ 다차원 곡면의 방사상 기저 함수(RBF : Radial Basis Function)이고, h 는 '형상 파라미터(Shape Parameter)'라고 불리며 기능은 center point 옆에 있는 단일의 기저 함수의 굴곡을 컨트롤 한다. 만약에 샘플링 데이터가 다음과 주위 겹칠 경우,

$$X = \{(x_i, f(x_i)), i = 1, 2, 3, \dots, N\} \quad (식 2)$$

상수 c_i 는 다음 일차 방정식을 이용하여 행렬식으로 간단히 풀 수 있다.

$$f(x_k) = \sum_{j=1}^N c_j g(x_k - x_j), k = 1, 2, 3, \dots, N \quad (식 3)$$

식 (1)을 보면, RSM의 실행은 형상 파라미터 h 에 전적으로 의존된다. 형상 파라미터의 좋은 값을 구하는 방법은 이미 나와 있고, 또한 많이 연구 중에 있다. 대표적인 방법으로는 R. L. Hardy와 R. Franke의 방법 등이 있다. 형상 파라미터가 결정된다면, 다음으로는 'sequential leave one out' method를 이용하여 에러를 계산한다. 에러 E 는 다음과 같이 계산된다.

$$E = \sum_{k=1}^N \sqrt{E_k} / N \quad (식 5-a)$$

$$E_k = f(x_k) - S^{(k)}(x_k), k = 1, 2, 3, \dots, N \quad (식 5-b)$$

여기서, $S^{(k)}(x_k)$ 는 축소된 샘플링 데이터 세트 $X^{(k)}$ 로부터 구축된

response surface이다. 만약에 샘플링 데이터 포인트가 X 로 고정된다면, 에러 E 는 형상 파라미터 h 의 함수가 된다. 따라서 최적화에 있어서 중요한 것은 형상 파라미터 h 를 찾는 것이며, 본 논문에서는 형상 파라미터 h 를 (1+1) 진화기법을 사용하여 찾아냈다

2.2 적응 샘플링 포인트(Adaptive Sampling Point)의 추가 기법

response surface의 구성에 있어서, 최저수의 샘플링 포인트는 일반적인 최적화 기법(예로 유전 알고리즘)을 사용하여 쉽게 찾을 수 있다. 얻을 수 있는 해법의 질은 계산되어지는 샘플링 데이터 포인트의 개수에 따라 전적으로 결정된다. 일반적으로, 샘플링 데이터 포인트의 개수가 늘어날수록, 진정한 최적화 기법에 가깝다 할 수 있다. 그러나 유한요소법으로 계산되는 샘플링 데이터 포인트는 충분한 개수를 계산 할 경우 많은 시간을 필요로 하게 된다. 그러므로 적은 개수의 샘플링 데이터 포인트로 가장 근사화한 response surface를 구현하는 것이 매우 중요하며 따라서 추가되는 샘플링 데이터 포인트는 에러가 비교적 큰 곳에 추가되어야 한다(Adaptive Sampling Point Addition). 다음 <그림 1>은 식 (6)의 함수와 제한 조건으로 5개의 균등한 샘플링 데이터로부터 RSM을 계산한 것이다.

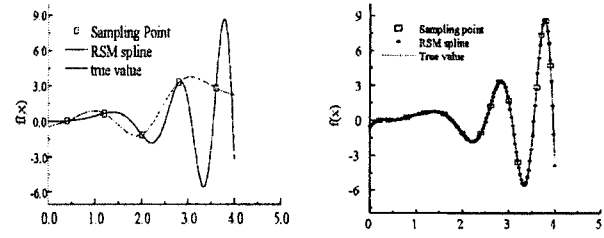
$$f(x) = \frac{1}{5} e^x \sin x^2, 1 \leq x \leq 4 \quad (식 6)$$

<그림 1>의 (a)에서 실선은 실제의 함수 값이고, 사각형은 샘플링 데이터 포인트이고, 점선은 샘플링 데이터로부터 구한 RSM 스플라인이다. <그림 1>의 (b)는 에러가 비교적 큰 곳에 추가하였을 경우이다. <그림 1>의 (b)를 보면 적은 수의 샘플링 데이터로 실제 데이터에 근사한 RSM 스플라인을 구하였다.

response surface의 gradient 벡터는 다음 식에 따라 구해진다.

$$\frac{\partial S(x)}{\partial x^k} = \sum_{i=1}^N c_i \{ |x - x_i|^2 + h^2 \}^{-\frac{1}{2}} (x^k - x_i^k) \quad (식 7)$$

여기서, N 는 샘플링 데이터 포인트의 개수이고, x^k 는 설계변수 벡터 x 의 k 번째의 구성원이다.



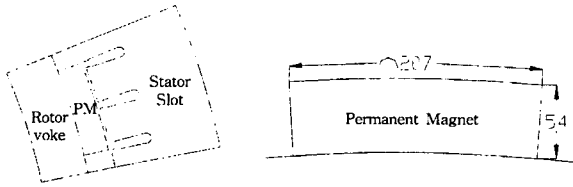
(a) 기본 5 포인트 RSM 스플라인 (b) 적응 샘플링 데이터 추가시
 <그림 1> 샘플링 데이터 추가에 따른 RSM 스플라인 비교

3. 해석 모델 및 결과

대용량 추진용 PM BLDC MOTOR의 해석 모델의 기본 사양은 다음 <표 1> 및 <그림 2>와 같이 3상 32극으로 정격 분당회전수는 180[rpm], 정격전압은 600[V], 전류는 9600[A]이다.

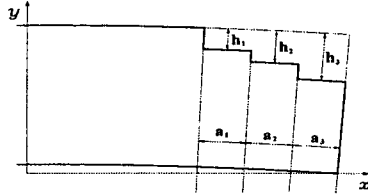
<표 1> PM BLDC MOTOR의 기본 사양

용량 [MW]	극수 [극]	상수 [상]	슬롯수 [개]	Rated Voltage Range [V]	전류 [A]	Rated Speed [rpm]
5	32	3	96	550 ~ 830	<9600	180



(a) 전동기 고정자 및 회전자 형상 (b) 영구자석 형상

<그림 2> 5MW PM BLDC 전동기 도면



<그림 3> 영구자석 최적화를 위한 디자인 파라미터

<그림 3>에서와 같이 영구자석에는 3개의 파라미터는 설계 변수로써 영구자석의 높이와 관계된 h_1, h_2, h_3 와 고정조건으로 0.6°로 고정된 내각 a_1, a_2, a_3 로 되어있다. 설계 목적은 다음 식과 같다.

$$\text{Minimize } F_{obj} = \sum_{i=1}^{N_p} (W_i - W_0)^2 \quad (\text{식 8})$$

$$\text{Subject to } 0 \leq (h_1, h_2, h_3) \leq 5[\text{mm}]$$

여기서, N_p 는 계산되는 코깅토크 샘플링 데이터 포인트의 개수이고, W_i , W_0 는 각각 i 번째의 모터 회전위치에 대한 자계에너지의 누적된 값과 각 모터 회전위치 자계에너지의 평균값이다

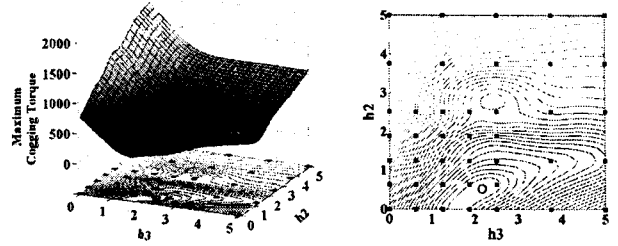
첫 단계에서는 h_1, h_2, h_3 를 각각 5개로 균등(각 포인트 간격 1.25mm)하게 샘플링 데이터 포인트를 각각 설정하고, FEM 상용 프로그램인 FLUX 2D를 이용하여 각각의 값을 계산하였다. 각 단계별 샘플링 데이터를 추가시에는 적용 샘플링 포인트 기법으로 추가 지점을 설정 하였으며 (<그림 4>), 3단계의 RSM 최적화 과정을 한 결과 $(h_1, h_2, h_3) = (0.3041, 0.6667, 2.1478)$ 로 계산되었다. 최적화에 따른 코깅토크를 최초 형상과 최적화 후의 코깅토크를 비교해 보면, 최대값은 870[N.m]에서 174[N.m]로 약 20%로 감소하였다.

4. 결 론

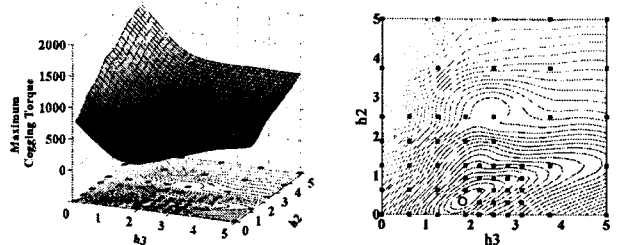
본 논문에서는 추진용 대용량 BLDC 전동기의 코깅토크 저감을 위해 영구자석에 RSM 기법 및 민감도 기법을 적용한 최적화를 연구하였다. 최적화 결과 a_1, a_2, a_3 가 0.6°로 균일하게 고정되었을 경우 $(h_1, h_2, h_3) = (0.3041, 0.6667, 2.1478)$ 로 계산 되었으며, 이에 따른 코깅토크 최대값은 영구자석의 형상 변화전에 비하여 약 20%로 감소하였다.

고정조건으로 설정한 내각들인 a_1, a_2, a_3 도 코깅토크 최대값의 변화에 영향을 주므로, 이를 고려한 최적화 과정이 필요할 것으로 사료된다. 따라서 추후 내각까지 고려한 영구자석의 최적화를 통한 코깅토크가 더 저감된 최적화를 연구할 예정이다.

본 연구는 2006년도 국방과학 연구소의 수중운동체 특화연구센터의 지원으로 이루어졌음

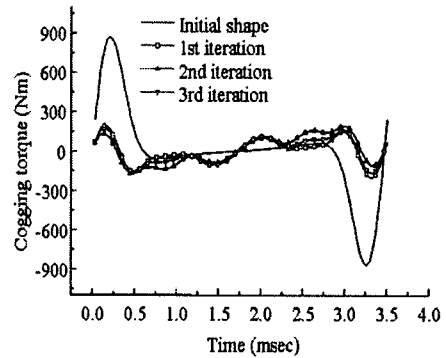


(b) 두 번째 샘플링 및 RSM 결과

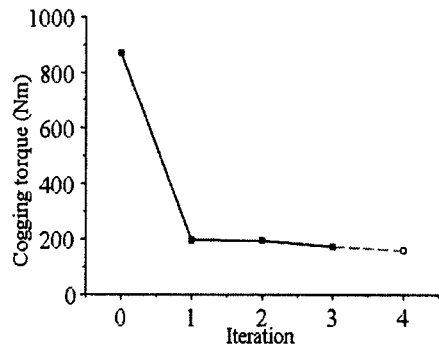


(c) 세 번째 샘플링 및 RSM 결과

<그림 4> 샘플링 데이터 포인트와 대응하는 response surface



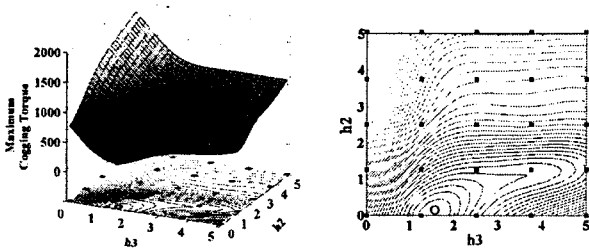
<그림 5> 최적화에 따른 코깅토크 변화



<그림 6> 최적화에 따른 코깅토크 최대값 변화

[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] T. K. Chung, S.K.Kim, and S.Y Hahn, "optimal Pole Shape Design for the Reduction of Cogging Torque of Brushless DC Motor Using Evolution Strategy," IEEE Trans. on Magnetics, vol. 33, no. 2, pp.1908-1911, March 1997
- [3] S. Rippla, "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
- [4] 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



(a) 최초의 샘플링 및 RSM 결과