

민감도기법과 RSM을 이용한 대용량 BLDC 전동기 영구자석의 형상 최적화

논문
58-4-11

A Magnet Pole Shape Optimization of a Large Scale BLDC Motor Using a RSM With Design Sensitivity Analysis

신 판 석* · 정 현 구** · 우 성 현†
(Pan Seok Shin · Hyun Koo Chung · Sung Hyun Woo)

Abstract - This paper presents an algorithm for the permanent magnet shape optimization of a large scale BLDC(Brushless DC) motor to minimize the cogging torque. A response surface method (RSM) using multiquadric radial basis function is employed to interpolate the objective function in design parameter space. In order to get a reasonable response surface with relatively small number of sampling data points, additional sampling points are added on the basis of design sensitivity analysis computed by using FEM. The algorithm has 2 stages: the first stage is to determine the PM arc angle, and the 2nd stage is to optimize the magnet pole shape. The developed algorithm is applied to a 5MW BLDC motor to get a minimum cogging torque. After 3 iterations with 4 design parameters, the cogging torque is reduced to 13.2% of the initial one.

Key Words : RSM, Design Sensitivity Analysis, Cogging Torque, Magnet Pole Shape Optimization

1. 서 론

최근에, 대형 전동기 응용 시스템에서부터 소형 서보 시스템에 이르기까지 BLDC 전동기가 아주 광범위 하게 사용되어지고 있다. BLDC 전동기는 자속을 공급하는 영구자석 (PM)과 전기자의 개구부 슬롯 형상에 따른 자속에 의해 코깅토크가 발생하고, 이는 전동기내에서 예기치 않은 진동과 소음을 유발하며, 결과적으로 코깅토크와 토크리플에 의해 전동기의 효율이 감소하고, 특성이 저하되는 현상이 발생한다.

1990년대 이후부터, 서보 시스템을 중심으로 코깅토크 저감을 위한 기법이 다양하게 연구되어왔고, 그것은 크게 두 가지로 분류된다. 먼저 민감도 기법(design sensitivity analysis)을 이용한 결정론적 방법[1],[2]과, 진화 전략 기법(evolution strategy)이나 유전 기법(genetic algorithm)과 같은 비(非) 결정론적 방법이 있다[3]-[5]. 결정론적인 방법은 최초의 형상이 최적 형상에 매우 근접했을 때만 그때의 최적 형상을 얻을 수 있는 것으로 알려져 있다. 반면 비결정론적 방법은 계산시간이 오래 걸리지만 결정론적 방법보다 더 정확하게 전영역에서의 최적해(global optimal solution)를 얻어낼 수 있다. 최근 표면반응기법(response surface method:RSM)를 이용하여 BLDC 전동기가 사양에 적합한 토크 특성을 가질 수 있도록 최적화 하여 성공적으로 적용

되고 있으며[6],[7], 본 연구에서도 RSM을 이용하여 대용량 BLDC 전동기의 코깅토크를 최소화하기 위하여 영구자석의 형상을 최적화하는 알고리즘을 제안하였다.

표 1 5MW BLDC 전동기의 사양
Table 1 Specifications of the 5 MW BLDC Motor

Parameters	Value	Unit
최대 토크	320	ton.m
최대 출력	5000	kW
전 압	550~830	V
전 류	≤9600	A
정격 속도	150	rpm
상 수	9	phase
외 경(stator/rotor)	3440/2970	mm
공극 길이	6.0	mm
고정자 축방향 길이	2000	mm
영구자석 잔류 자속(SmCo)	0.9	T
Stator slot/RotorPM poles	144/32	개

대용량 전동기는 선박의 추진 시스템에 많이 적용되고 있으며, 최초의 전기추진 방식의 선박의 시초는 1839년에 러시아의 소형 교통선에 축전지와 직류전동기로부터 시작되었으며[9], 20세기 후반에 들어 전력소자의 발전과, 컴퓨터를 이용한 기기 설계 기술의 진보로 전기철도나 선박에 대형 전동기를 이용한 추진 시스템이 적용되기 시작 하였다. 추진 전동기 개발에 선도적인 업체는 독일의 SIEMENS社이며, 그림 1은 Siemens社에서 개발하여 선박과 잠수함의 추진용으로 사용되고 있는 영구자석형 추진 전동기(Permanent magnet propulsion motor : PMPM)이다. 이 전동기들은 2-5MW, 150-200 rpm 정도의 사양을 가진 것으로 보고되어지고 있다[11].

* 정 회 원 : 홍익대학 전기공학과 교수 · 공박
** 준 회 원 : 홍익대학 전기공학과 석사과정
† 교신저자, 준회원 : 홍익대학 전기공학과 박사과정
E-mail : smilor@hanmail.net
접수일자 : 2008년 9월 8일
최종완료 : 2009년 3월 10일

그러나, 이러한 대용량 BLDC 전동기는 고 에너지 밀도를 가진 영구자석을 사용하기 때문에, 전기자 슬롯의 형상과 상호 영향으로 인하여 상당히 큰 코깅 토크를 발생 시킨다. 이러한 코깅토크는 속도가 일정하지 않거나, 시스템 내에서 진동 또는 소음을 일으키는 것과 같은 매우 큰 문제의 원인이 되고 있다.

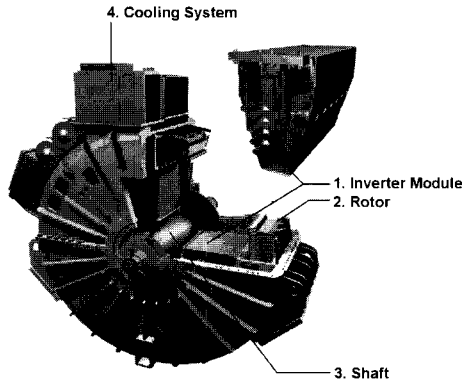


그림 1 국외에서 개발하여 사용중인 영구 자석형 추진 전동기의 형태 (Siemens의 PERMASYN 전동기)
 Fig. 1 Permanent magnet propulsion motor (PERMASYN PMPM : Siemens)

그림 2는 본 논문에서 연구하게 될 BLDC 전동기를 나타낸 것이며, 전동기의 사양은 표 1에 자세하게 설명되어 있다. 적용모델은 5MW, 32극, 144slot, 9상 전동기이며, 코어의 포화 자속밀도는 1.95[T] 이다. 그림 2(a)에서 보는바와 같이, 영구자석(PM)의 형상이 매우 넓고 두꺼우며 (60×260mm), 영구자석이 매립형이 아닌 돌출형이다. 영구자석의 비투자율이 공기의 비투자율과 같은 1이기 때문에, 결과적으로 유효 공극의 길이는 길어지게 된다. 또한 전동기에 1극(Pole)에 대응 되는 슬롯의 수가 6개가 되어, 1극당 1개에서 3개정도의 슬롯이 대응되는 일반적인 BLDC 전동기에 비해 공극의 자속밀도분포가 편차가 크게 계산 되었다. 다음 식 1은 전동기의 토크를 나타낸 식으로, 여기서 p 는 극쌍수, Z 는 전기자 도체수, I 는 전기자 전류, $2a$ 는 병렬 회로수, $B_g(\theta)$ 는 공극자속밀도 분포, l_i 는 도체유효길이(=철심 적층두께), r_g 는 공극 중앙부의 반경을 나타내며[12], 식 (1)에 의해 공극자속밀도 분포의 편차가 커지면 위치에 따라 토크리플이 커지게 된다.

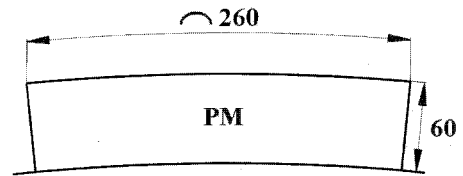
$$\tau = \frac{pZI}{2\pi a} \int_0^{\pi} \{B_g(\theta)\} l_i r_g d\theta \quad (1)$$

코깅 토크는 슬롯수와 극수의 최소 공배수를 기본 주파수로 하여 맥동을 하게 되고 전동기의 속도제어 및 위치제어에 악영향을 주고 진동의 원인이 되는 토크리플의 주요 원인이 되며, 아래의 식으로 나타낸다[13].

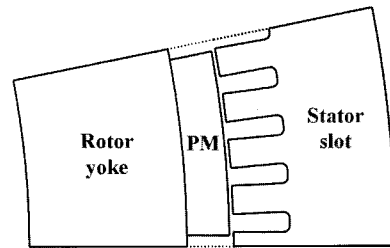
$$T_{cog} = \frac{\pi}{4} DI_{stk} \sum_n \frac{\sin(n\sigma L_{stk})}{n\sigma L_{stk}} \Lambda_n f_n \sin(n\xi) \quad (2)$$

여기서 $n = kS$, $k = 1, 2, \dots$, S 는 슬롯수와 극수의 최소 공배수, $\sin(n\sigma L_{stk})/n\sigma L_{stk}$ 는 스큐에 의한 효과를 나타낸 함수, σ 는 스큐각, Λ_n 은 회전자가 회전할 때 자석에서 본 퍼미언스의 공간고조파, f_n 은 자속분포의 공간고조파, ξ 는 회전자의 회전 각도를 나타낸다.

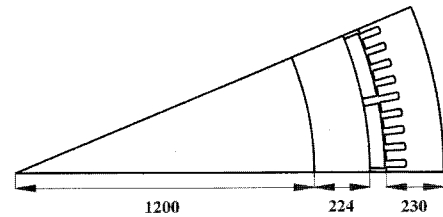
이와 같이 대형 BLDC에서는 코깅토크가 크므로, 이것을 저감하기 위하여 영구자석의 형상 최적화 설계를 하게 되었다. 본 논문에서는, (1+1) 진화 전략 기법과, 민감도기법을 이용한 RSM 을 적용하여 영구자석의 형상을 최적화 하여 코깅토크를 저감 시키는 방법을 제안하였다.



(a) permanent magnet



(b) stator slot shape



(c) configuration

그림 2 최적설계를 위한 BLDC 전동기 모델
 Fig. 2 A BLDC motor to be optimized to reduce cogging torque

2. RSM을 이용한 최적화 방법

2.1 다중 방사상 기저함수를 이용한 RSM

다중 방사상 기저함수(RBF:Radial Basis Function)를 사용한 RSM은 최적화 기법으로 이용되는 보간법 중의 하나로 [6]-[8]. 설계변수에 따라 다음 식과 같이 반응평면을 구성한다.

$$S(x) = \sum_{i=1}^n c_i g(x - x_i) \quad (3a)$$

$$g(x) = \sqrt{|x|^2 + h^2} \quad (3b)$$

여기서, x 는 디자인 파라미터 벡터이고, c_i 는 샘플링 포인트 x_i 에 대응하는 상수이고, $g(x)$ 는 다차원 곡면의 방사상 기저 함수이고, h 는 '형상 파라미터(Shape Parameter)'라고 불리며 기능은 중심점 옆에 있는 단일의 기저 함수의 굴곡을 제어 하는 것이다. 만약에 샘플링 데이터가 다음 수식과 같이 주워 졌을 경우,

$$X = \{(x_i, f(x_i)), i = 1, 2, 3, \dots, N\} \quad (4)$$

상수 c_i 는 다음 일차 방정식을 이용하여 행렬식으로 구할 수 있다.

$$f(x_k) = \sum_{j=1}^N c_j g(x_k - x_j), k = 1, 2, 3, \dots, N \quad (5)$$

식 (3)을 보면, RSM의 실행은 형상 파라미터 h 에 전적으로 의존된다. 형상 파라미터의 값을 구하는 방법은 이미 잘 알려져 있으며, 대표적인 방법으로는 R. L. Hardy(식 (6a))와 R. Franke(식 (6b))의 방법 등이 있다[8].

$$h = 0.815d \quad (6a)$$

$$h = 1.25D/\sqrt{N} \quad (6b)$$

여기서, d 는 샘플링 데이터 포인트와 그 가장 가까운 이웃 사이의 거리의 평균이고, D 는 데이터 포인트를 모두 둘러싸는 최소의 직경, N 는 샘플링 데이터 포인트의 수이다. 형상 파라미터가 결정된다면, 다음으로는 'sequential leave one out' method[14],[15]를 이용하여 보간 오차를 계산한다. 보간 오차 E 는 다음과 같이 계산된다.

$$E = \sum_{k=1}^N \sqrt{E_k} / N \quad (7a)$$

$$E_k = f(x_k) - S^{(k)}(x_k), k = 1, 2, 3, \dots, N \quad (7b)$$

여기서, $S^{(k)}(x_k)$ 는 축소된 샘플링 데이터 세트 $X^{(k)}$ 로부터 구축된 반응평면(response surface)이다.

만약에 샘플링 데이터 포인트가 X 로 고정된다면, 오차 E 는 형상 파라미터 h 의 함수가 된다. 따라서 최적화에 있어서 중요한 것은 형상 파라미터 h 를 찾는 것이며, 본 논문에서는 이미 실험적으로 정확성이 검증된 R. L. Hardy 방법을 적용하였다.

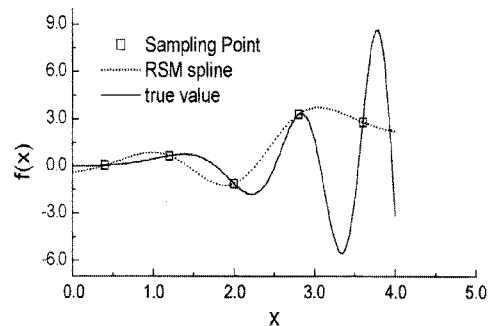
2.2 RSM의 적용

반응평면의 구성에 있어서, 최저수의 샘플링 포인트는 (1+1) 진화 전략 기법과 같은 일반적인 최적화 기법을 사용하여 쉽게 찾을 수 있다. (1+1) 진화 전략 기법은, 환경의 변화에 적응하여 생존하는 생명체의 적응 진화과정을 모사한 유전 알고리즘과 금속의 제련 과정 중 풀림과정을 통하여 금속이 가장 안정된 에너지 상태에 도달하는 과정인 담금질기법(simulated annealing) 알고리즘을 합성한 것으로,

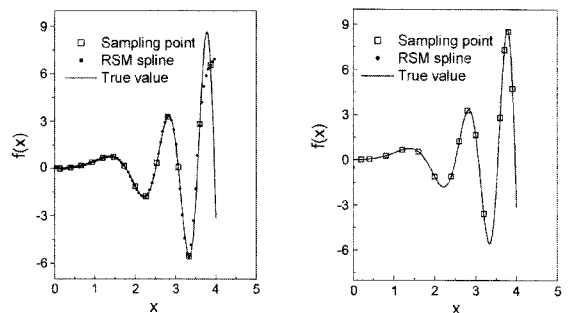
재생산, 변이, Annealing의 세 가지 과정으로 구성되어 있다. (1+1) 진화 전략 기법은 정확한 함수식의 정의가 없으면 사용하기 힘들지만, 비결정론적 최적화 알고리즘 중에서 가장 빠른 수렴특성을 가진 알고리즘이다[10]. 이러한 알고리즘을 통해 얻을 수 있는 해법의 질은 반응평면에서 계산되어지는 샘플링 데이터 포인트의 개수에 따라 결정된다. 일반적으로, 샘플링 데이터 포인트의 개수가 늘어날수록 보간 오차 E 가 감소하여, 진정한 최적화 기법에 가깝다 할 수 있다. 그러나 유한요소법으로 계산되는 샘플링 데이터 포인트는 충분한 개수를 계산 할 경우 많은 시간을 필요로 하게 되므로 최소의 샘플링 포인트로, 적절한 반응평면을 구성하는 것이 가장 중요하다.

이를 위해, 본 논문에서는, 샘플링 데이터 포인트를 보간 오차 E 가 비교적 큰 곳에, 보간 오차 E 의 크기를 기준으로 하여 추가 하였고, 이를 통해 등간격으로 샘플링 포인트 추가 방법보다. 적은 수의 샘플링 포인트를 추가할 수 있도록 알고리즘을 개발하였다. 이 알고리즘의 이해를 위하여, 한 개의 변수를 가진 시험함수를 가지고 설명을 하도록 한다. 이 시험함수는 식 (8)과 같이 지수함수와 정현함수의 조합으로 이루어 졌으며, 그림 3은 식 (8)의 함수와 제한 조건으로 5개의 균등한 간격의 샘플링 데이터 [$x = 0.4, 1.2, 2.0, 2.8, 3.6$]으로부터 RSM을 구현한 것이다.

$$f(x) = \frac{1}{5} e^x \sin x^2, 0 \leq x \leq 4 \quad (8)$$



(a) configuration



(b) uniform sampling point (c) adaptive sampling point

그림 3 샘플링 데이터 추가에 따른 RSM 스플라인 비교
Fig. 3 Comparison of RSM spline for Adaptive sampling data point addition

그림 3(a)에서 보는 바와 같이, RSM 스플라인과 실제 함수가 샘플링 포인트의 주변에서 큰 오차를 가지고 있다 특

히, 그림 3(a)에서 5번째 샘플링 포인트 ($x = 3.6$)의 주변($x = 3.4, 3.8$)에서 가장 큰 오차를 보이고 있다. 여기서, 가장 큰 오차를 보인 5번째 샘플링 포인트의 오차(± 0.2)를 기준으로 하여 각각의 샘플링 포인트 데이터 주변에 추가로 두 개씩의 추가 샘플링 포인트를 적용하였고, 다시 반복한 결과, 그림 3(c)와 같이 적은 수의 샘플링 데이터로 실제 데이터에 근사한 RSM 스플라인을 구하였다.

계산과정에서 k 번째 샘플링 포인트에서의 오차 E 는 다음 식에 의해 구할 수 있다.

$$E_g(x_k) = \left\| \frac{\nabla F_{obj}(x_k)}{\|\nabla F_{obj}(x_k)\|} - \frac{\nabla S(x_k)}{\|\nabla S(x_k)\|} \right\| \quad (9)$$

여기서 $F_{obj}(x)$ 와 $S(x)$ 는 각각 목적함수와 반응평면이며, 반응평면의 구배(gradient) 벡터는 다음 식에 따라 구해진다.

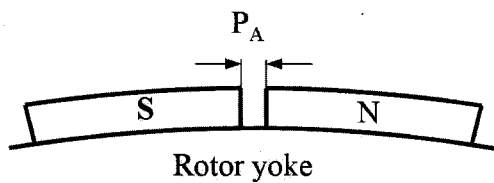
$$\frac{\partial S(x)}{\partial x^k} = \sum_{i=1}^N c_i \{ |x - x_i|^2 + h^2 \}^{-\frac{1}{2}} (x^k - x_i^k) \quad (10)$$

여기서, N 은 샘플링 데이터 포인트의 개수이고, x^k 는 설계변수 벡터 x 의 k 번째의 구성원이다. 목적함수의 구배(gradient)는 민감도 기법을 이용하여 구할 수 있다[1], [2].

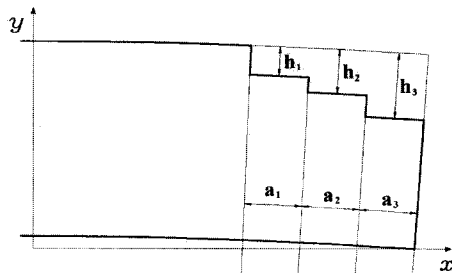
샘플링 포인트가 초기치에 잘 삽입되었다면, 다른 반응평면이 잘 설정 되어서 좋은 결과를 줄 것이다. 이 과정을 계속 반복하면, 최적점을 결정할 수 있으며, 본 논문에서는 좀 더 정확한 보간 함수 을 얻기 위해, 삽입되는 샘플링 포인트의 수를 최소화 하여 최적화 시키도록 하는 것이다.

3. 대용량 BLDC영구자석 형상의 최적 설계

3.1 영구자석 형상 최적화



(a) 영구자석 극간격 P_A



(b) 영구자석 형상 설계변수 (h_1, h_2, h_3)

그림 4 영구자석 형상 최적화를 위한 설계변수

Fig. 4 Design parameters for shape optimization of the permanent magnet pole

토크저감을 위한 최적화는 2단계에 걸쳐 시행하였다. 각각의 최적화 목적함수 설정은 그림 4와 같이 자극 사이간격 P_A 를 1단계 최적화 설계변수로 설정하고, 2단계 최적화 설계변수는 영구 자석의 형상에서 외각 모서리 부분에 3개의 설계 변수로 높이와 관계된 h_1, h_2, h_3 와 고정조건으로 0.6° 로 고정된 내각 a_1, a_2, a_3 로 되어있다. 설계변수를 3개(h_1, h_2, h_3)만 설정한 이유는, 영구자석의 형상이 변할 것을 경험적으로 예측하여 설정한 것이고, 4개의 변수 이상을 최적화할 수 있는 프로그램은 개발이 어렵기 때문에 본 연구에서는 현 단계에서 3개를 설정한 것이다. 그리고 a_1, a_2, a_3 또한 영구자석 형상의 넓이와 관련된 변수이지만, 최적화 과정에서 변수의 개수가 한 개 늘어날 때마다 5의 제곱수만큼의 샘플링 포인트가 증가하기 때문에 최적화에 소요되는 비용과 시간을 단축하기 위해 고정 조건으로 설정한 것이며, 차후에 a_1, a_2, a_3 를 적용한 최적화도 수행할 예정이다. 각 단계의 설계 목적함수는 다음 식 (11)과 같다.

$$\text{Minimize } F_{1st\ obj} = \sum_{i=1}^{N_p} \left(\frac{W_i - W_0}{W_0} \right)^2 \quad 0.4 \leq P_A \leq 4.5[mm] \quad (11a)$$

$$\text{Minimize } F_{2nd\ obj} = \sum_{i=1}^{N_p} (W_i - W_0)^2 \quad 0 \leq h_1, h_2, h_3 \leq 5[mm] \quad (11b)$$

여기서, N_p 는 계산되는 코깅토크 샘플링 데이터 포인트의 개수이고, W_i 는 각 i 번째 회전자 위치에서의 자계에너지, W_0 는 W_i 들의 평균값이다. 일반적으로 영구자석의 코깅 토크와 관련된 최적화 과정에서 목적함수는 식 (11b)와 같이 설정한다. 식 (11b)와 같이 설정하여 최적화 할 경우 코깅 토크의 발생원인인 영구 자석의 존재가 없어지는 곳에서 최적값을 찾게 되는 경우가 있으며, 1 단계 최적화 경우가 그런 예에 속한다. 따라서 이를 보정하기 위하여 식 (11a)과 같이 W_0 로 나누어 그 값을 보정하고, 설계 민감도는 다음 식 (12)와 같이 계산되어 진다 [1],[2].

$$\frac{dF_{obj}}{d[p]} = 2 \sum_{i=1}^{N_p} (W_i - W_0) \frac{\partial W_i}{\partial [p]} \quad (12)$$

여기서, $[p]$ 는 P_A, h_1, h_2, h_3 로 이루어진 설계변수 벡터이다. 만약 영구자석에 저장된 자계에너지가 일정하다면, 영구자석에 저장된 자계에너지는 1차 삼각요소를 이용한 다음 식 (13)에 의해서 계산할 수 있다.

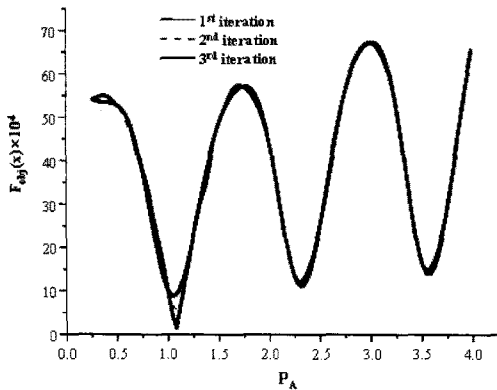
$$W = \frac{1}{2} \int_V \vec{B} \cdot \vec{H} dv = \sum_{e=1}^{N_e} \frac{1}{2\mu_e} B_e^2 \Delta_e \quad (13)$$

여기서, N_e 는 삼각형 요소의 개수이고, μ'_e 와 Δ_e 는 각각 투자율과 e 번째 삼각형 요소를 나타낸다. 자성재료의 비선형성을 고려하면, $d\vec{B}/d[p]$ 는 $dA/d[p]$ 와 그 수반 행렬로 계산되어지고, A 는 자기 벡터 포텐셜 이다 [1],[2].

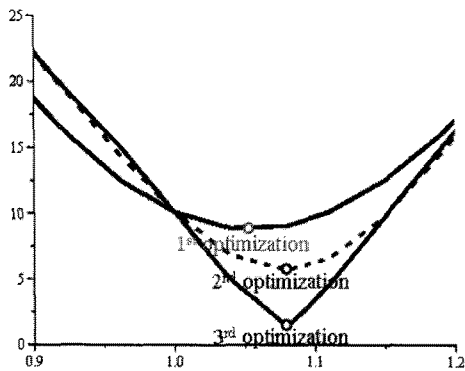
3.1 최적화 결과

1 단계의 RSM 최적화에서 총 세 번의 반복계산과정을 거쳐 최적화 한 결과 설계변수에 따른 목적함수의 그래프는 다음 그림 5(a)와 같이 근사화 되었다. RSM 함수를 (1+1)진화전략기법을 통하여 함수의 최소 부분을 찾은 결과가 그림 5(b)와 같으며, 이것은 5(a)의 첫 번째 최소화 지점을 확대한 그림으로, P_A 가 1.08° 일때 cogging토크가 최소가 됨을 알 수 있다. 그림 6은 1단계 최적화에서 RSM에 의해 계산된 최적점을 나타낸 그래프이며, 반복계산을 통해 최적점이 근사화 됨을 확인 할 수 있다

2 단계 3개의 설계 변수에 따른 최적화 결과 RSM에 따른 목적함수의 변화 값이 다음 그림 7과 같이 계산 되었다. 그림 7의 (a)~(c)의 좌측 그림은 RSM에 의해 계산된 h_1 은 고정된 후 h_2, h_3 에 따른 코깅 토크 최대값의 변화이고, 우측은 이의 등고선을 나타내며, 각 그림에서의 사각점은 샘플링 데이터 포인트를 나타낸다. 첫 번째 계산 후 최적점으로 예상되는 지역을 다시 균등한 샘플링 포인트 125개를 추가하여 계산하고, 동일한 방법으로 다시 반복계산을 하게 된다.



(a) 전체 목적함수 변화



(b) 최적지점 부분의 확대도

그림 5 1 단계 최적화에 따른 RSM 근사 목적함수 변화

Fig. 5 Magnitude of the object function variation at the 1st optimization stage

그림 8은 2단계 최적화에서 RSM에 의해 계산된 최적점을 나타낸 그래프이다. 초기형상에서 41,974 [N.m], 첫 번째

반복계산에서 8,100 [N.m] 로 코깅토크가 매우 큰 폭으로 감소하였으며, 이후 반복계산과정에서는 6,400 [N.m], 5,545 [N.m] 로 반복계산을 통해 최적점이 근사화 됨을 확인 할 수 있다.

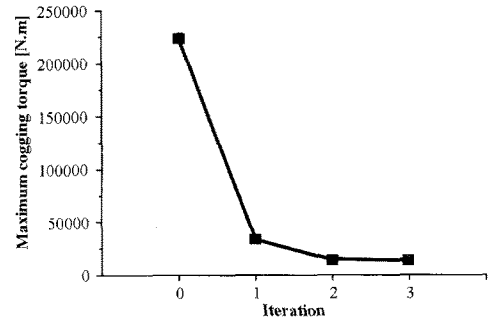


그림 6 1 단계 RSM 최적화 결과

Fig. 6 Magnitude of the cogging torque variation at the 1st optimization stage

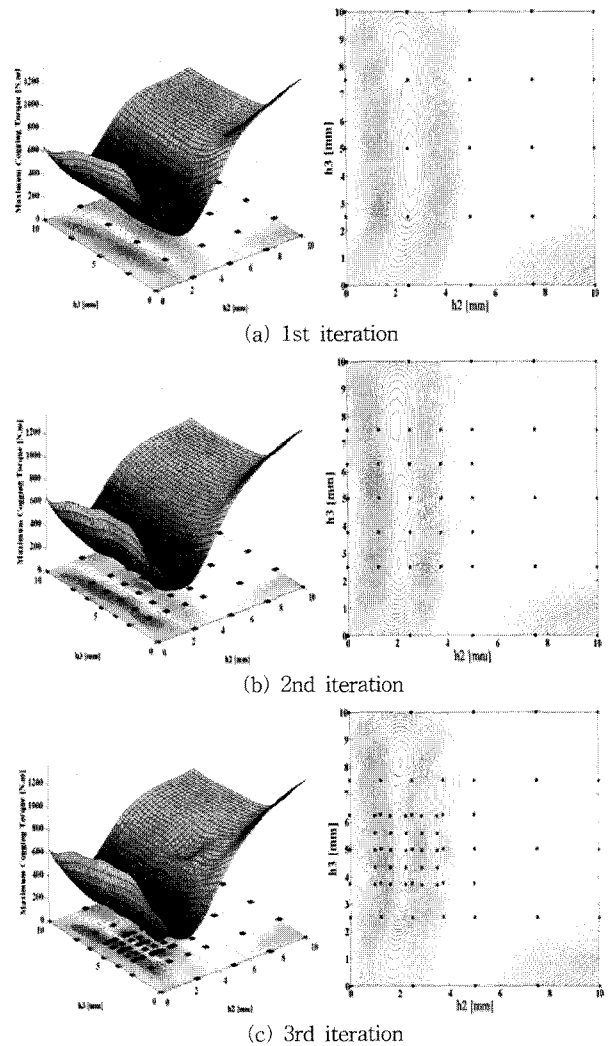


그림 7 샘플링 데이터 포인트와 대응하는 반응평면

Fig. 7 Sampling data points and corresponding response surfaces

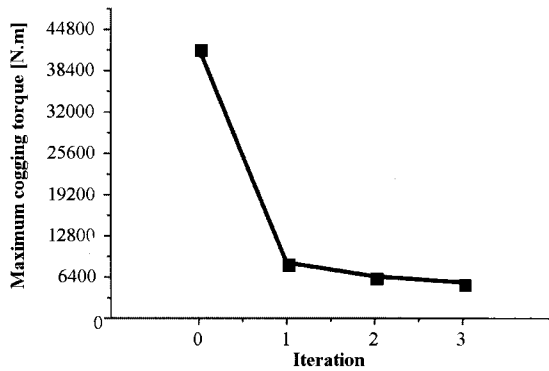


그림 8 2 단계 RSM 최적화 결과
 Fig. 8 Magnitude of the cogging torque variation at the 2nd optimization stage

다음 그림 9는 2 단계의 최적화 과정에 따른 코깅 토크의 비교그래프이다. 각각의 최대값을 비교해 보면 초기 형상에서 41,974 [N.m], 1단계 최적화 결과 20,105 [N.m], 2 단계 최적화 결과 5,545 [N.m]으로 저감됨을 알 수 있다.

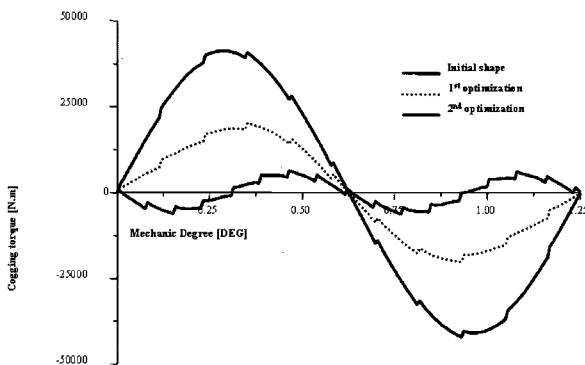


그림 9 최적화에 따른 코깅토크 변화
 Fig. 9 Distributions of cogging torque profile at the rotor speed of 150 rpm

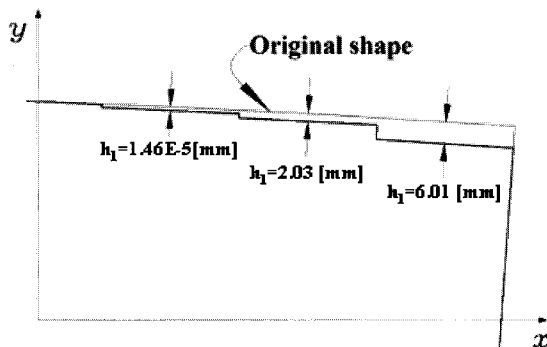


그림 10 최적화에 따른 영구자석 형상 변화 비교
 Fig. 10 Comparison of the optimized and initial shapes of the permanent-magnet pole

4. 결 론

최대출력 5MW인 BLDC 전동기의 코깅토크를 저감시키기 위해 (1+1) 진화기법과, 다중 방사상 기저함수를 이용한 RSM을 적용하여, BLDC 전동기의 영구자석 형상 최적화를 수행 하였다. 샘플링 포인트를 최소화한 반응평면을 구성하기 위하여, 보간 오차 E 가 현저하게 큰 곳에 샘플링 포인트를 추가하는 적응 샘플링 포인트 삽입 알고리즘을 적용하였고, 이것은 계산시간을 최소화하는 방법이 되었다.

RSM을 이용한 영구자석 최적화는 2단계로 나누어 실시되었으며, 각 단계별로 3차례의 RSM 최적화 기법을 적용하였다. 그 결과 초기형상에서 41,974 [N.m]이었던 코깅 토크의 최대값이 1단계 최적화후 20,105 [N.m]으로 48%로 저감 되었고, 2단계 최적화 후 5,545 [N.m]으로 13.2%로 저감 되었다.

본 연구에서는 RSM을 이용한 최적화 알고리즘을 적용한 영구자석의 형상변화를 통해, BLDC 전동기의 코깅 토크를 저감시켰으며, 작은 횟수의 반복계산과정 만으로 최적점에 수렴하여 계산시간 또한 단축되었다. 그러나 본 연구에서 적용한 최적화 알고리즘은, 설계변수에 따라 생성되어야 할 최소 샘플링 포인트의 개수에 의해, 필연적으로 최적화 계산 준비과정에서 많은 시간이 소요되는 문제점을 가지고 있다. 따라서 향후에는 이러한 문제점을 해결하기 위해 RSM 최적화 알고리즘에, 랜덤함수를 이용하여 샘플링 포인트를 생성하는 기법인 Latin Hypercube Sampling(LHS) 기법을 합성한 최적화 알고리즘을 적용하여 최적화에 소요되는 시간을 줄이고, 최적화 결과 특성을 더 개선하는 연구를 할 것이다.

또한 본 연구의 최적화 결과에 의해 설계된 영구자석 형상은 실제로 제작하기 쉽지 않으므로, 영구자석 제작과정에서 가공이 용이하도록 하는 곡면처리기법인 Spline 기법을 적용하여 최적화를 수행할 예정이다.

감사의 글

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 수중운 동체 특화연구센터의 지원으로 수행되었으며, 이에 깊이 감사를 드립니다. (계약번호 UD030000AD)

참 고 문 헌

- [1] C. S. Koh, H. S. Yoon, 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 and et. al., "Utilizing Design Sensitivity Analysis for the Global Optimization of Electromagnetic Devices with C1 Piecewise Response Surface Patches", IEEE Trans on Magn, 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] 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

[5] 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

[6] X. K. Gao, T. S. Low, Z. J. Liu, and S. X. Chen, “Robust Design for Torque Optimization Using Response Surface Methodology”, IEEE Trans. on Magnetics, vol. 38, no. 2, pp. 1141-1144, March 2002

[7] 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

[8] 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

[9] S. M. Robinson, “Electric Ship Propulsion”, Simmons-Boardman Publishing Company, 1922.

[10] Manfred Kasper, “Shape Optimization by Evolution Strategy”, IEEE Trans. on Magn., vol.28, no.2, pp.1556-1560, March 1992

[11] 한국해양대학교, “수중운동체특화연구센터 보고서”, 2007. 12.

[12] 大川光吉 (역:원종수), “페라이트 磁石回轉機의 設計”, 동일출판사, 1995. 5.

[13] J. R. Hendershot Jr., TJE Miller “Design of Brushless Permanent-Magnet Motors”, Magna Physics Publishing and Clarendon Press, Oxford, 1994.

[14] T. Zhang, “A leave-one-out cross validation bound for kernel methods with application in learning,” presented at the Conf. Computational Learning Theory, 2001.

[15] M. M. S. Lee, S. S. Keerthi, C. J. Ong, and Dennis DeCoste, “An Efficient Method for Computing Leave-One-Out Error in Support Vector Machines With Gaussian Kernels”, IEEE Trans. On Neural Networks, vol. 15, no. 3, pp. 750-757, MAY 2004

저 자 소 개



신 판 석 (申判錫)

1953년 1월 28일생. 1977년 서울대학교 공과대학 졸업. 1986년 R.P.I. 전기공학 석사. 1986년 R.P.I. 전기공학 박사. 1980~1993 한국전기연구원 선임 연구원. 1993~현재 홍익대학교 전기공학과 교수
Tel : 041-860-2593
Fax : 041-863-7605
E-mail : psshin@hongik.ac.kr



우 성 현 (禹成賢)

1981년 12월 11일생. 2007년 홍익대학교 전기공학과 졸업. 2009년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2009년~현재 동 대학원 전기공학과 박사과정
Tel : 041-860-2509
Fax : 041-863-7605
E-mail : smilor@hanmail.net



정 현 구 (鄭賢九)

1981년 3월 19일생. 2008년 홍익대학교 전기공학과 졸업. 2008년~현재 동 대학원 전기공학과 석사과정
Tel : 041-860-2509
Fax : 041-863-7605
E-mail : surez@naver.com