

다중 목적함수 신경회로망을 이용한 브러시리스 DC Motor의 최적 설계

문재윤, 이동엽, 정춘길, 김규탁
 창원대학교 전기공학과

Optimum design of Brushless DC Motor with Multi-objective function using Neural Network

Jae-Yun Moon, Dong-Yeup Lee, Chun-Gil Jung, Gyu-Tak Kim
 Dept. of Electrical Engineering Changwon University

Abstract - This paper presents the optimum design of Brushless DC Motor using multi-objective function Neural Network to maximize efficiency and Ratio of Torque per unit weight.

그리고 전동기의발생토크와 1극의 자속은 다음과 같다.

$$T + T_0 = K_t I = \left(\frac{m}{2}\right) \times \sqrt{2} p k_w w \Phi_g I$$

$$\Phi_g = \frac{3.72}{p} \sqrt{M(T + T_0)}$$

1. 서론

DC 모터에는 브러시가 있어 소음 및 스파크로 인해 수명이 단축되어 보수와 유지에 비용이 드는 단점을 보완하기 위하여 브러시리스 DC 모터가 널리 사용되고 있다. 이러한 브러시리스 DC 모터를 설계하고자 할 때 설계자가 요구하는 사양을 만족하기 위해서는 일반적인 경험에 의해 설계 변수와 파라미터들을 결정하여 설계를 하게 되면 많은 시행 착오로 인하여 만족한 설계결과를 도출해내기 위하여서는 많은 시간과 노력이 필요하다. 이러한 이유로 설계변수 선정의 새로운 테크닉이 요구되어 진다. 원하는 사양이 여러 가지 존재하는 경우 동시에 요구 조건을 만족하기 위해서는 설계자의 경험보다는 최적화 알고리즘을 도입한 최적 설계가 필요하다.

전동기의 형상이나 구조설계는 하나의 목적함수로 설계하게 되면 주어진 목적함수에는 만족을 하나 다른 조건에는 만족하지 못한 결과를 얻게 된다. 효율최대를 목적함수로 했을 경우 단위 무게 당 토크 비는 낮게 나타난다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 목적함수를 둘 이상으로 하는 다중 목적함수 신경회로망을 도입하였다. 둘 이상의 목적함수에 가중치를 두어 각각의 요구조건에 만족하는 최적값을 구할 수 있다.

본 논문에서는 다중목적함수 신경회로망을 BLDC 전동기의 최적 설계에 적용하였다. 전동기의 중요한 특성인 효율과 무게당 토크비를 다중 목적함수로 하여 최적해 후보를 선택하였다. 이 선택된 최적해는 유한 요소법으로 그 타당성을 검증하였다.

2. 설계 내용

2.1 설계 이론

전동기의 기본 설계는 장하 분배법을 이용하였다. 전자기회로의 장하비는 전자속 및 전압페어 도체수와의 비이며, 교류 m상기의 경우 장하비 M은 다음과 같이 표현된다.

$$M = \frac{2p \Phi_g}{2m k_w w l} = \frac{p \Phi_g}{m k_w w l}$$

여기서 p:극수, Φ_g :1극당 유효자속, k_w :권선계수, w:직렬 권수, I:전류, K_t :토크상수, T_0 :무부하 손실 토크, T: 정격 토크

여기서 장하비는 대략 $M \geq 60 \times 10^{-8}$ 정도의 값을 취한다. 일반적으로 전기기기 설계에서는 장하비는 경험적으로 결정된다. 이 장하비를 어떻게 취하는가에 따라 기기의 특성이 변하는데, 장하비를 크게 하면 철량이 많은 철기계가 되고 작게 잡으면 동량이 많은 동기계가 된다. 이렇게 하여 설계 전동기의 극 당 자속량이 결정되면 전동기의 자기회로 계산에서 퍼미언스 계수를 도입하여 영구자석의 치수를 결정 할 수 있다. 그 후 전동기의 부분적인 치수는 설계 수순으로부터 구할 수 있다. 이러한 설계수순으로 설계된 초기 설계결과를 아래의 표 1에 나타내었다.

표 1 BLDC 전동기의 초기 설계 결과

항 목	설계치	단 위
극당 공극 자속	171.88	[Mx]
회전자 외경	11.25	[cm]
형상치수비[Lm/D]	1.0	
자석제자 단면적	65.20	[cm ²]
자석 두께	1.764	[cm]
토크상수Kt	12.055	[kg.cm/A]
극 수	4	pole
슬롯 수	36	슬롯
정격 회전속도	1000	[rpm]
정격 토크	80	[kg.cm]
전원 전압	50	[V]
계자극 각도	70	[deg]
공극 길이	0.08	[cm]

2.2 설계 파라미터

보통 전동기를 설계할 때 설계자는 허용되는 전동기의 크기, 출력, 속도와 요구되는 토크, 사용되는 전압, 최대 허용 도체 전류 밀도 등 몇 가지 정보를 가지고 설계를 시작한다. 정격속도에서 요구되는 토크, 최대 역기전력, 그리고 최대 허용 전류 밀도는 전동기의 입력과 출력의 척도를 나타낸다. 이러한 정보로부터 설계자는 전동기의 여러 파라미터를 선정해야 한다. 선정해야 할 파라미터에는 구조적인 것으로 극수, 공극 길이, 자석 두

계, 고정자 외경, 회전자 외경, 축 방향 길이, 자극 각도등이 있고 물리적인 것으로는 도체 점적률, 도체 저항을, 제철 질량 밀도등이 있다. 그리고 자기적인 파라미터로서는 잔류 자석밀도, 리코일 투자율, 보자력 등이 있다. 그리고 권선 방법도 결정해 주어야 한다.

2.3 설계 변수 및 제한조건

본 논문에서는 설계 변수로서는 전동기의 크기에 영향을 크게 미치는 변수들인 자석 두께, 공극 길이, 자석 각도, 슬롯 피치 그리고 마지막으로 축 방향 길이 비로 하였다. 나머지 변수는 설계 변수로부터 계산하거나 고정된 값을 사용하였다. 여기서 축 방향 길이 비라고 하는 것은 자석 계자 외경과 자석 계자의 축 방향 길이의 비이다. 이 비는 일반적으로 0.5 ~ 2.0 사이의 값을 취하게 되는데 숫자가 커질수록 축 방향으로 긴 형상의 기기가 된다. 표 2에 각각의 변수들의 제한 조건을 나타내었다.

표 2 설계변수 제약 조건

	최소 값	최대 값
축 방향 길이 비 (Lm/D)	0.5	2.0
영구 자석 두께 (lm)	0.8	1.2
영구 자석 극호율	0.667	0.778
공극 길이 (lg)	0.7mm	1.0mm
슬롯 피치	7/9	9/9

극호율 α_i 는 다음 식과 같이 계산된다.

$$\alpha_i = \text{극쌍수} \times \text{자극각도}(\phi) / \pi$$

전동기의 가장 중요한 특성인 효율과 가격과 직결되는 무게 당 토크 비를 목적함수로 두었다. 효율과 무게 당 토크 비를 각각의 목적 함수로 하였을 경우와 동시에 다중 목적함수로 하였을 경우를 비교하였다.

2.4 목적함수

목적함수인 효율과 중량은 다음 식들로부터 구해진다. 우선 효율을 구하기 위해서는 권선저항 손실 P_r 과 코어손실을 계산하여야 한다. 코어 손실 P_{cl} 은 제철부분과 치부분으로 나누어 구하였다. 그리고 풍손, 표류부하손, 마찰손등 계산하기 힘든 손실은 P_s 로 하고 정격의 0.5%로 잡았다.

$$\eta = \frac{T \omega_m}{T \omega_m + P_r + P_{cl} + P_s} \times 100\%$$

전동기의 중량을 구하기 위해서는 동선중량, 자석중량, 코어중량을 각각 계산하여 합하여야 한다

$$\text{자석중량} = a_m \times L \times P \times m \text{ density}$$

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

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

여기서, C_u : 권선의 밀도, $m \text{ density}$: 자석 밀도, $C \text{ density}$: 코어 밀도, k_{cp} : 점적률, A_s : 슬롯면적, L : 축 방향 길이, r : 코일피치, a_m : 자석면적, P : 극수,

R_{so} : 고정자 외반경, R_{si} : 고정자 내반경, N_s : 슬롯 수, k_{st} : 철심 적층률, R_{ro} : 회전자 외반경, l_m : 자석 두께

3. 다중목적함수를 이용한 최적 설계

3.1 신경회로망의 학습

신경회로망에는 여러 가지 알고리즘이 제안되어 있는데 그 중에서 많은 공학적인 분야에서 비교적 널리 응용되고 있는 역전파 학습(back-propagation training) 알고리즘을 도입하였다. 또한, 다중의 목적(본 논문에서는 효율과 무게당 토크비)을 동시에 만족하는 최적값을 구하기 위해 다중목적함수를 이용하였다. 역전파 학습법을 이용한 신경회로망은 다중구조를 가지는 퍼셉트론으로 구성되는데 본 논문에서는 아래 그림과 같이 Input-Layer, Hidden-Layer, Output-Layer의 3개 층으로 구성된 신경회로망을 구축하였다.

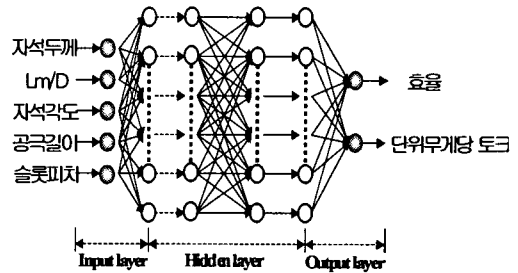


그림 1 다중목적 신경회로망

역전파 학습법에 의한 신경회로망의 학습은 다음과 같은 순서로 행하여진다. 먼저 학습시키고자 하는 입력 패턴을 선정하고 이러한 입력패턴에 대해 원하는 출력값들을 교차 신호로 설정한다. 다음 입력패턴을 순차적으로 입력시키면서 출력층의 출력신호가 허용오차범위 내에 수렴하면 신경회로망에 입력패턴이 학습된 것으로 간주하고 학습을 종료한다.

본 논문에서는 설계변수로는 Lm/D, lm, lg, Sp, Phi의 5개를 설정하였고, 출력은 효율과 단위 무게당 토크 비로 하였다.

3.2 다중목적함수를 이용한 최적 설계

본 논문에서는 장하 분배법을 기초로 하여 신경회로망을 학습시킬 데이터를 구하였다. 각각의 변수를 변화시키며 효율과 무게 당 토크 비를 구하였다. 이렇게 얻어진 학습데이터로부터 신경회로망을 학습시키고 효율과 무게 당 토크 비의 각각을 목적함수로 잡은 경우와 두 개를 한꺼번에 다중목적함수로 잡은 경우의 최적해를 구하였다. 아래의 그림 2는 신경회로망의 학습 과정을 나타내었다.

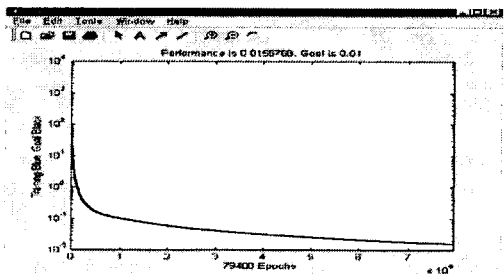


그림 2 신경회로망 학습과정

이때의 허용 오차는 10^{-2} 로 하였다. 아래의 표 3은 초기모델과 효율과 무게당 토크비를 각각 최대화시킨 모델과 다중목적함수로 최적화 시킨 모델의 사양을 나타낸 것이다. 여기서 무게당 토크 비는 T/kg 로 나타내었다.

표 3 최적 모델의 설계 파라미터

설계변수	초기모델	효율	T/kg	다중목적
Lm/D	1.0	1.3	0.7	1.0
자극각도	70	60	75	75
lg	0.8	0.07	0.07	0.07
슬롯피치	7/9	7/9	9/9	9/9
자석두께	1.764	1.815	1.512	1.89
효율	84.12	85.81	82.79	84.85
무게당 토크비	3.822	2.724	4.738	4.625

효율 최대 모델의 경우 효율은 초기모델과 비교하여 84.12% 에서 85.81로 1.69% 증가하였으나 무게 당 토크 비는 오히려 3.822 kg.cm/kg에서 2.724 kg.cm/kg으로 28.73%가 감소하였다. 그리고 무게 당 토크비 최대 모델의 경우 무게 당 토크 비는 3.822 kg.cm/kg에서 4.738 kg.cm/kg으로 23.97%가 증가하였으나 효율은 84.12%에서 82.79%로 1.33%가 감소하는 양상을 보였다.

이와 같이 설계자가 요구하는 하나 이상의 조건을 동시에 만족하기 위해서는 각각의 조건을 따로 고려하여서는 안되고 동시에 모든 조건을 고려해 주어야 한다. 두 목적 함수를 다중목적으로 적용 한 경우의 최적 모델은 초기모델과 비교하여 효율은 84.12% 에서 84.85로 0.73% 증가하였고, 무게 당 토크 비는 3.822 kg.cm/kg에서 4.625 kg.cm/kg으로 21.01%가 증가하였다. 이는 초기모델보다 중량이 3.63kg 이 감소 (17.3% 감소)하였고 이로 인해 전동기는 소형화되었음은 물론 효율도 높아지는 만족스러운 결과를 얻었다.

4.1 코깅 토크 최소화

설계 된 최적모델은 비록 효율과 무게 당 토크 비의 면에서는 만족을 하나 치, 슬롯 구조로 인한 코깅 토크의 문제가 여전히 남게 된다. 코깅 토크는 전기자를 무여자 로 하여 회전자를 회전시키면서 Maxwell 응력법을 이용하여 계산하였다.

코깅 토크의 저감을 위한 방법에는 자극 비의 조정, 스큐, 공극의 확대, Dead zone angle 조정 등 여러 가지 방법이 있으나 본 논문에서는 전체적인 전동기의 특성에 큰 영향을 주지 않는 스큐 효과로서 코깅 토크를 저감하고자 한다. 스큐각은 1 슬롯 분만큼인 10° 를 주고 코깅 토크의 저감 정도를 유한 요소법으로 확인하였다. 스큐 각도를 한 슬롯 피치만큼 주면 철심과 공기 영역을 통과하는 영구자석의 끝단면이 항상 일정하게 지나가기 때문에 자속량은 영구자석의 위치에 관계없이 평형하게 분포되고 코깅 토크는 제거된다. 스큐모델은 원래 3차원 문제로 해석하여야 하지만, 스큐에 따라 축 방향으로 연속적 분포된 2차원 모델로 가정하고 2차원 유한요소법으로 접근할 수 있다. 따라서 스큐해석은 해석 모델을 여러 개의 슬라이스로 나누어 해석하고 그 결과를 모두 중첩시켜 실제 현상을 고려하였다.

아래의 그림 3은 스큐를 줬을 때와 그렇지 않았을 때의 코깅 토크의 양상이다. 코깅 토크의 Peak-to-peak 값은 2.705 [kg.cm]에서 0.314 [kg.cm]로 감소하였다. 아래의 그림 4는 스큐를 줬을 때와 주지 않았을 때의 정상운전상태 토크 특성을 나타낸다. 스큐를 주게 되면 평균 토크의 값은 79.986 [kg.cm]에서 78.125 [kg.cm]로 2.327%가 감소하는 결과를 나타냈다.

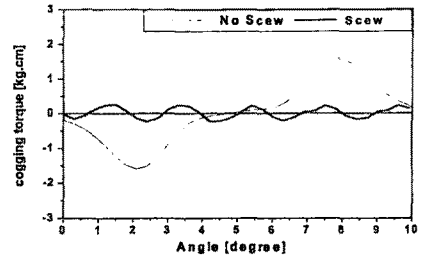


그림 3 스큐모델의 코깅 토크

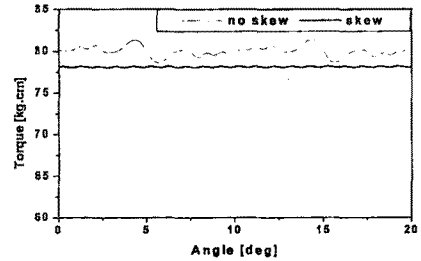


그림 4 정상상태 운전 토크

위의 결과를 아래의 표 4에 나타내었다.

표 4 토크 리플의 비교

	No skew	skew
최대토크[kg.cm]	81.3525	78.203
최소토크[kg.cm]	78.62	78.0464
최대-최소[kg.cm]	2.7325	0.157
리플율[%]	3.476	0.2
토크평균값	79.986	78.125

이상에서와 같이 본 논문에서는 장하분배법을 이용하여 초기 설계를 수행하였고 거기서 얻어진 데이터들로 다중 목적함수 신경회로망을 학습시켜 최적해를 구하였다. 최적해에서도 문제시 되는 코깅토크의 저감을 위해 스큐를 줘서 코깅토크 저감을 꾀하였고 그 감소의 정도를 유한 요소법으로 검증하였다.

4. 결 론

다중목적함수 신경회로망은 하나 이상의 목적함수를 동시에 고려하며 최적해를 구할 수 있다. 여러 가지 조건을 동시에 만족해야하는 최적설계 분야에서 기존의 신경회로망보다 더 적합한 결과를 얻을 수 있다. 따라서 하나이상의 목적함수를 가지는 최적설계의 경우 일반적인 신경회로망보다 다중목적함수 신경회로망이 더욱 적합하다.

[참 고 문 헌]

- [1] Masayuki Takada, "Noise Reduction by Drive Control for Brushless", Matsushita Technical Journal, vol.44, no. 2, 1998
- [2] Simon Haykin, "Neural networks", WestWords. Inc. 1999