

신경회로망을 이용한 Slotless PMLSM의 추력 최적화

이 동엽*, 문재윤, 조성호, 김규탁
 창원대학교 전기공학과

The optimum for thrust force of slotless type Permanent Magnet Linear Synchronous Motor using neural network

Dong-yeup Lee*, Jae-youn Moon, Sung-ho Jo, Gyu-Tak Kim
 Dept. of Electrical Engineering, Chang-won Univ.

Abstract - This paper is deal with the method of redesign for optimum thrust model using Neural-Networks in Permanent Magnet Linear Synchronous Motor(PMLSM)

This method is saved time compared with design method using only Finite Element Method(FEM). In this paper, data sets for training Neural-Networks obtained using 2D FEM. To confirm the validity of the data sets for training Neural-Networks, optimum values of that is compared with results of FEM. And then, this method is verified that it could be applied to the design for Slotless type PMLSM.

1. 서 론

선형 전동기는 일반 회전형 전동기에 비해 전동기 자체의 효율이 낮고 역율이 떨어지는 등의 단점이 있음에도 불구하고, 직선 추력을 직접 발생하므로 직선운동이 요구되는 시스템에 적용할 경우 여러 가지 장점을 갖고 있기 때문에 메카트로닉스 분야를 비롯하여 교통차량용 기기, 산업용 기기, 사무자동화 기기 등에 응용되고 있다. 특히, 영구자석 선형 동기전동기(Permanent Magnet Linear Synchronous Motor : 이하 PMLSM)는 계자 코일을 영구자석을 대체함으로써 구조가 단순화되고, 제어 성능이 우수하며, 고속, 고효율이 가능하다는 장점 때문에 설계 및 특성 해석에 관한 연구가 활발하게 이루어지고 있다.

한편, PMLSM은 영구자석과 전기자 치, 슬롯구조에 의하여 필연적으로 디텐트력(detent force)이 발생하게 되는데, 이러한 디텐트력은 전동기의 추력 맥동으로 작용하여 기기의 소음 및 진동을 유발할 뿐만 아니라 기기의 제어성능을 악화시킨다. 디텐트력을 저감시키기 위한 방법으로는 영구자석의 자극폭을 적절하게 선정하는 방법, 자극 배치 조정, 영구자석 및 전기자 슬롯의 스쿠(skew)구조 채택, 반폐 슬롯구조 등의 여러 가지 방법들이 보고되고 있다. 그러나, 디텐트력을 근본적으로 제거하기 위해서는 전기자의 구조를 치, 슬롯이 없는 슬롯리스형(slotless type)으로 가져가는 것이 타당하다. 이러한 구조의 채택은 큰 자기적 공극으로 인하여 출력밀도가 떨어지는 단점이 있지만, 디텐트력이 제거되고 수직력이 작기 때문에 추력 리플은 거의 발생하지 않아서, 정확한 제어 특성이 요구되는 정밀한 시스템에 적용하기 알맞다. 특히, 최근엔 에너지 밀도가 높은 영구자석 재료의 발달과 더불어 슬롯리스형 PMLSM에 대한 관심이 더욱 증가하고 있는 실정이다

따라서 본 논문은 전기기기를 해석하는데 사용되는 유한 요소법의 단점인 시간상의 문제를 극복하기 위하여 신경회로망을 도입하여 기존에 설계되어진 슬롯리스형 PMLSM의 추력을 최대화 시키는 설계법을 제시하고자

한다.

2. 본 론

2.1 기존의 설계모델 및 사양

그림 1은 편축식 슬롯리스형 PMLSM의 기본구조로써 영구자석이 이동하는 가동자석형(moving magnet type)을 나타낸 것이다. 전기자의 구조를 보면, 치와 슬롯이 존재하지 않고 공심(air-core)구조의 코일을 직접 백아이언(back iron)에 부착시킨 형태로 만들어져 있다.

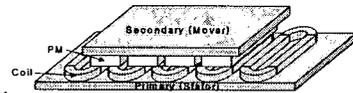


그림 1. 슬롯리스형 PMLSM의 기본구조

표 1은 기존의 설계된 모델과 사양을 나타내었다.

표 1 기존 모델의 사양

항목	기호	값 [단위]
극 수	$2p$	12
장유자속밀도	B_f	1.2 [T]
가동자 (영구자석) 영구자석 높이	h_p	12 [mm]
영구자석 길이	l_p	73.5 [mm]
영구자석 폭	ω_p	26 [mm]
극 피치	τ	28.5 [mm]
코일당 턴수	N	650 [턴]
고정자 (전기자철심) 코일 높이	h_c	11 [mm]
코일 폭	ω_c	12 [mm]
코일 사이 간격	d_c	12 [mm]
상전류(피대치)	I	2.66 [A]
공극의 길이	l_g	2 [mm]

2.2 최적화 설계 과정

그림 2은 최적화 설계 과정을 나타낸 흐름도이다.

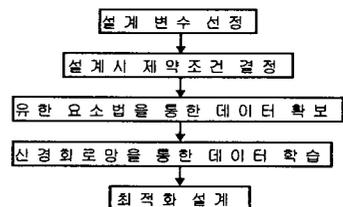


그림 2 최적화 설계 과정

2.3 유한 요소법을 통한 데이터 확보

유한 요소법을 통하여 획득하여야 할 데이터들을 먼저 선정하였다.

그림 3는 코일 형상을 세부적으로 표시하였고 표 2는 각 세부항목의 제약조건을 나타내었다.

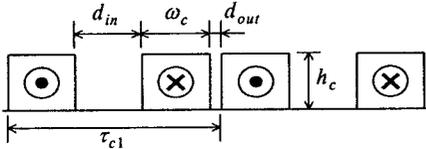


그림 3 코일 형상의 각 항목 표시

표 2 영구자석 및 코일 치수의 제약 조건

항 목	기 호	값 [단위]	비 고
고정 치수	s_c	132 [mm ²]	코일 단면적 : $s_c = \omega_c \times h_c$
	τ_{cl}	38 [mm]	코일피치 : $\tau_{cl} = 2\omega_c + d_{in} + d_{out}$
가변 치수	ω_c	4~19 [mm]	코일 폭
	h_c	33~6.95 [mm]	코일 높이
	d_{in}	1~30 [mm]	코일 안간격
	d_{out}	30~1 [mm]	코일 바깥간격
	PMW _D	1~28.4 [mm]	영구자석 폭

설계변수를 선정함에 있어 영구자석의 폭은 하나의 단속된 설계변수이다. 표 2를 살펴보면 코일 단면적과 코일 피치는 고정치수가 정해져 있으므로 변수로 정할수 있는 부분들은 코일의 단면적에서 살펴보면 코일 폭과 코일 높이가 있으나 상호 종속이므로 여기서는 코일 폭만을 설계 변수로 선정하였고, 코일 피치를 살펴보면 코일 안간격과 코일 바깥간격이 코일 피치가 고정된 상태에서는 상호 종속이므로 코일 안 간격을 설계변수로 선정하였다. 따라서 신경회로망의 설계변수로는 영구자석폭과 코일 폭과 코일 안간격을 두었다.

영구자석 폭과 코일 폭 그리고, 코일 안간격을 서로 바꾸어 가며 유한요소법을 통하여 데이터를 구하였다. 표 3은 신경회로망을 학습시키기위해 유한 요소법을 통하여 구한 데이터들의 예를 나타낸다.

표 3 신경회로망의 학습을 위한 데이터 예

NO.	입력			출력
	PMW _D	W _c	d _{in}	발생 추력
1	25	15	7	401.062
2	27	17	3	406.117
3	26	14	8	391.647
4	28	15	6	398.931
5	27	16	3	385.413

2.4 신경회로망의 학습

신경시스템은 여러층에 걸쳐 고밀도로 상호연결된 유니트로 구성되어 있는데, 그 각각의 유니트는 신경시스템에서 가장 기본적인 단위인 이상화된 뉴런으로서 동작

한다. 그림 4와 5는 각각 뉴런의 동작과 시그모이드 (sigmoid) 비선형 활성화함수를 나타낸다.

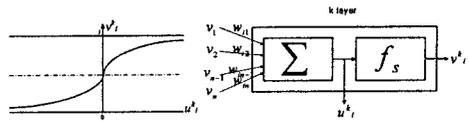


그림 4 뉴런의 동작

그림 5 시그모이드 함수

MLP(multi-layer perceptron)형 신경회로망은 입력층과 출력층사이에 하나이상의 중간층(은닉층)이 존재하는 신경회로망으로 그림 6에 나타낸것과 같은 계층구조를 갖는다. 본 논문에서는 그림 6에서와 같은 은닉층을 3층으로, 또한 각 은닉층의 뉴런수는 50개로 한 신경회로망을 사용하였으며, 여기서 입력은 3개의 독립설계변수이고, 출력은 추력이다.

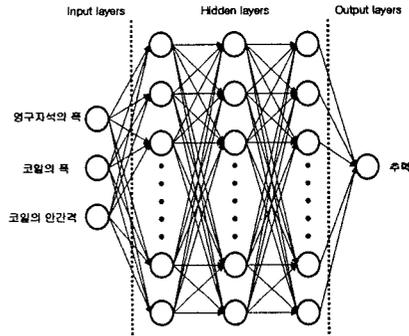


그림 6 추력의 추정을 위한 신경회로망

2.4 신경회로망을 통한 설계결과

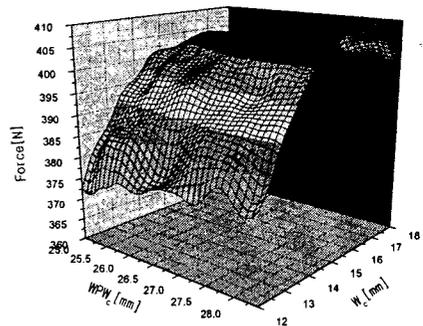


그림 7 신경회로망을 통하여 구한 영구자석 폭과 코일 폭의 변화에 따른 발생 추력의 변화

그림 7은 영구자석 폭 및 코일의 폭 치수 변화에 따른 추력 분포를 나타낸 것으로, 표시된 값은 부하각 60(deg.)일 때 추력값을 의미한다. 부하각 60(deg.)일 때 추력값은 영구자석이 클수록 증가하나 제약조건에 의하여 한계가 정해졌다. 신경회로망을 통하여 구한 최적설계치는 영구자석의 폭이 28(mm), 코일 폭이 16(mm), 코일 안간격이 5(mm)인 경우에 추력이 409.458[N]로 나타나 이때가 최적의 조건임을 나타내었다.

2.5 결과 검증

신경회로망의 신빙성을 확인하기 위하여 유한 요소법을 통하여 구한 데이터와 비교하였다.

표 4 신경회로망의 유한요소법의 비교

	신경회로망	유한 요소법
발생 추력[N]	409.458	409.654

표 4에서 보는 바와 같이 발생추력의 오차가 거의 없음을 확인할수 있었다.

3. 특성 비교

3.1 역기전력

그림 8은 기존 모델과 최적화 모델의 역기전력 파형이다. 최적화 결과 영구자석 폭의 증가로 인해 역기전력 최대값은 34.45(V)에서 39.07(V)로 높아졌다.

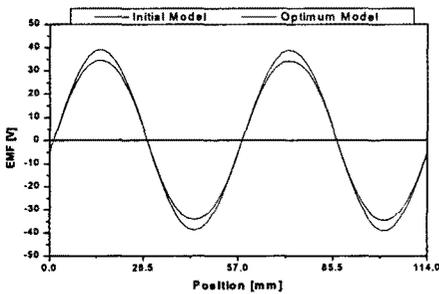


그림 8 역기전력

3.2 인덕턴스

초기 모델의 자기 인덕턴스는 30.03[mH], 상호 인덕턴스는 9.07[mH]이고 실험치는 자기 인덕턴스 29.38[mH], 상호 인덕턴스 9.07[mH]이었고, 최적 설계 모델의 자기 인덕턴스 32.87[mH], 상호 인덕턴스 7.67[mH]이었다. 코일 폭의 증가로 인하여 자기 인덕턴스는 증가하고 상호 인덕턴스는 감소하였다.

3.3 추력 및 수직력

가동자 변위에 따른 추력은 그림 9와 같고, 추력의 최대값은 428.671(N)에서 475.253(N)로 증가하였다.

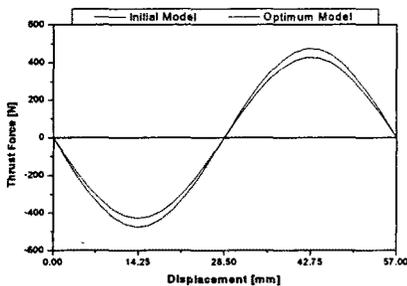


그림 9 추력

가동자 변위에 따른 수직력은 그림 10과 같고, 기존 모델보다 최적모델의 수직력이 크게 증가하였다.

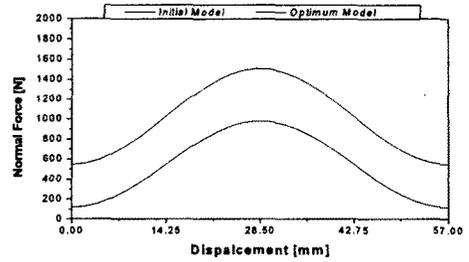


그림 10 수직력

3.4 정상상태 운전시 추력

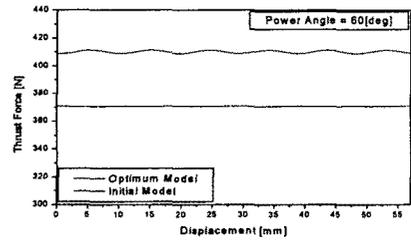


그림 11 정상상태 운전시 슬롯리스형 PMLSM의 추력

그림 11는 초기 모델과 최적설계 모델에서, 영구자석을 이동하면서 부하각이 60 (deg.)가 되도록 1차측 전류의 위상을 동기시켜 계산한 정상상태 운전시의 추력을 나타낸 것이다. 추력이 큰 최적 설계 모델의 경우, 형상의 변화로 인해 추력의 리플성분이 증가되었지만 추력 리플의 peak to peak값은 약 2.5 [N]으로 전체 추력의 0.6 [%]에 지나지 않는 매우 작은 값이므로 전동기의 제어 특성의 변화에는 별다른 영향을 미치지 못하리라 판단된다.

4. 결 론

본 논문에서는 슬롯리스형 PMLSM을 대상으로 추력을 최적화시키는 방법에 유한요소법을 적용하고 유한요소법의 단점을 극복하기 위하여 신경회로망을 적용하였다. 설계변수 변화에 따른 유한요소 해석의 단점이 시간상의 문제를 해결하기 위하여 신경회로망을 사용하였으며 이는 유한요소법에 의한 특성해석과 거의 큰 차이를 보이지 않고 시간을 줄일 수 있었다. 그리고 초기 모델과 최적 설계 모델의 특성을 비교하였다. 최적 설계 모델은 추력은 증가하였으나 추력리플이 발생하였는데 추력리플은 전체추력에서 0.6[%]정도에 지나지 않아 전동기의 제어특성의 변화에는 별 영향을 미치지 못하리라 판단된다.

본 연구는 과학기술부·한국과학재단 지정 창원대학교 공작기계기술연구소의 지원에 의한 것입니다.

[참고 문헌]

- [1] 이주민, "슬롯리스형 영구자석 선형 동기전동기의 특성해석", 국립 창원대학교 석사학위 논문, 2000
- [2] Ki-Chae Lim, Jung-Pyo Hong, Gyu-Tak Kim, "The Novel Technique Considering Slot Effect by Equivalent Magnetizing Current", IEEE Trans. on Magnetics, Vol. 35, No. 5, pp. 3691-3693, 1999.
- [3] Simon Haykin, "Neural networks", WestWords, Inc. 1999