

신경회로망을 이용한 경전철 차량추진용 선형유도전동기의 설계변수 최적화

임 달호*, 박 승찬*, 이 일호**

* 한양대학교 전기공학과

Optimization of Design Parameters of a Linear Induction Motor
for the propulsion of Metro

Dal-Ho Im*, Seung-Chan Park* and Il-Ho Lee**

Department of Electrical Engineering, Hanyang University

Abstract - An optimum design method of electric machines using neural network is presented. In this method, two multi-layer perceptrons of analysis and design neural network are used in optimizing process. A preliminary model of linear induction motor for subway is designed by the electric and magnetic loading distribution method and then optimized by presented method.

- ③ 해석신경회로망의 학습
- ④ 설계신경회로망을 이용한 설계변수의 최적화
- ⑤ 최종모델에 대한 특성해석

1. 서론

기본설계된 전기기기 모델에 대해서 최적화 알고리즘을 적용하여 주요 설계변수를 최적화 하기 위해서는 선정된 설계변수에 대해서 목적함수 및 제약함수를 표현해야한다. 그러나 실제로 기기의 성능을 기기의 주요 치수에 대해 함수형태로 표현하기는 매우 어려운 일이다.

최근 기기의 주요치수에 대한 성능의 변화 패턴을 유한요소해석을 통해 얻어내고 이 결과를 신경회로망에 학습시켜 기기의 최적화에 이용하는 논문이 발표 되었다. 이 방법은 최적화 과정에 필요한 기기의 성능해석을 이미 학습된 신경회로망으로 대체함으로써 계산상의 시간을 단축시키는 효과를 보고 있다.

본 논문에서는 설계변수에 대한 목적 및 제약함수를 신경회로망으로 표현하고 이렇게 표현된 신경회로망에 또 다른 신경회로망을 부착하여 별도의 최적화 알고리즘을 적용하지 않고 신경회로망의 학습알고리즘 오차역전파 방법에 의한 최적화 방법을 제안한다. 또, 제한된 방법을 통하여 도시형 경전철 차량추진용 선형유도전동기를 최적설계한다. 본 논문에서 행한 설계절차는 다음과 같다.

- ① 선형유도전동기의 기본설계 및 설계변수 선정
- ② 유한요소법으로 설계변수에 대한 기기의 성능해석 (신경회로망의 학습패턴 작성)

2. 선형유도전동기의 기본설계

본 논문에서 설계 하고자 하는 선형유도전동기는 정격전압 1100[V], 정격출력 125[kW], 극수 8, 그리고 정격속도 40[km/h]의 경전철 차량추진용이다.

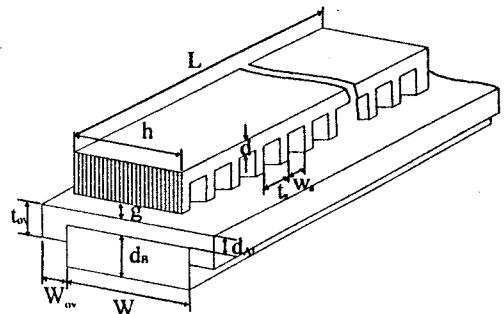


그림 1 설계모델

선형유도전동기의 기본설계는 장하분배법에 의해 행하였으며, 이때의 자기장하는 다음식으로 부터 구하였다.

$$\text{자기장하 } \phi = \phi_0 \left(\frac{S}{f \times 10^{-2}} \right)^{\frac{\gamma}{1+\gamma}} \quad (1)$$

여기서 기준자기장하 $\phi_0 = 0.127 \times 10^{-2}$ [Wb], 장하분배정수 $\gamma = 1.27$ 이며, 이 값들은 이미 설계된 선

형유도전동기의 장하통계(비용량에 대한 전기장하 및 자기장하의 관계)를 통하여 결정하였다.[1] 또한, $S/(f \times 10^{-3})$ 는 비용량을 나타내는 것으로서 S는 매극당 용량이며, f는 정격주파수이다.

표 1 기본모델 사양

파라미터	기호	단위	기본모델사양
선간전압	$\sqrt{3}V_p$	V	1100
주파수	f	Hz	24.81
1차측 선전류	I	A	165
용량	kVA	kVA	314
정격슬립			0.2
추력	F _x	N	12121
수직력	F _y	N	12376
동기속도	v _s	km/h	50.4
1차측 길이	L	m	2.45
상수	m		3
극수	p		8
극간격	r	mm	280
1차측 적층폭	h	mm	317
1차측 코아백 두께	d	mm	50
매극대상당 슬롯수	q		4
슬롯피치	ts	mm	23.33
슬롯폭	ws	mm	15.87
슬롯깊이	ds	mm	70.57
단절율	β		0.75
1코일당 턴수	N		8
상당 직렬턴수	N _{ph}		256
기계적 공극	g	mm	12
Back-iron 두께	db	mm	25
Back-iron 폭	w	mm	308
알루미늄 두께	d _{Al}	mm	5
사이드바 두께	t _{ov}	mm	15
사이드바 길이	w _{ov}	mm	20
효율×역률	η*cosφ	%	42.8
효율	η	%	71.2
역률	cosφ	%	60.1

회로방정식

$$R_a \bar{I}_a + j\omega L_a \bar{I}_a + j\omega \bar{\Psi}_a - R_c \bar{I}_c - j\omega L_c \bar{I}_c - \bar{\Psi}_c = \bar{V}_a - \bar{V}_s \quad (3)$$

$$R_b \bar{I}_b + j\omega L_b \bar{I}_b + j\omega \bar{\Psi}_b - R_c \bar{I}_c - j\omega L_c \bar{I}_c - \bar{\Psi}_c = \bar{V}_b - \bar{V}_s \quad (4)$$

$$\bar{I}_a + \bar{I}_b + \bar{I}_c = 0 \quad (5)$$

여기서, \bar{I}_a 는 a상 전류, L_a 는 a상 코일단(end coil) 누설 인덕턴스이다.

4. 해석 신경회로망

유한요소해석에 의해 구해진 설계변수에 대한 기기의 성능패턴을 다층퍼셉트론 신경회로망에 학습시켰다. 이를 해석신경회로망(Analysis neural network)이라 한다. 해석신경회로망의 입력은 5가지의 주요 설계변수로서 극간격(r), 1차측 적층폭(h), 슬롯폭/슬롯피치(w_s/t_s), 2차측 알루미늄두께(d_{Al}), 그리고 2차측 사이드바길이(w_{ov})이다. 출력은 효율×역률(kw/kVA), 추력(F_x), 그리고 수직력(F_y)으로 한다.

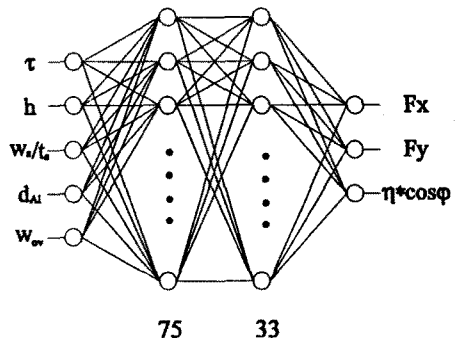


그림 2 해석신경회로망

이때 학습데이터는 각 설계변수당 3개 즉, 243개로 하였으며 학습결과는 표 2와 같다.

3. 선형유도전동기의 유한요소 해석

선정된 설계변수에 대한 기기성능의 패턴은 유한요소 해석을 통해 구한다. 이때 사용된 유한요소법은 평방향 단부효과를 고려한 전압원 구동의 2차원 해석이다.

· 지배방정식

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial \bar{A}_x}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{1}{\mu} \frac{\partial \bar{A}_y}{\partial y} \right) = -J_z + \alpha j\omega \bar{A}_z + v_x \frac{\partial \bar{A}_z}{\partial x} \quad (2)$$

표 2 해석신경회로망의 학습결과

		평균오차율 [%]	최대오차율 [%]
학습데이터 (243개)	역률×효율	0.50	2.49
	추력	1.48	11.11
	수직력	1.77	8.32
검증데이터 (32개)	역률×효율	0.58	2.26
	추력	1.70	6.55
	수직력	2.95	8.50

5. 신경회로망을 이용한 설계변수 최적화

목적함수를 효율×역률로 하고 추력을 등가제약으로 수직력을 부등제약으로 하였을 때, 최적화 문제는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\text{Find } \mathbf{x} = [\tau, h, w_s/t_s, d_{A1}, w_{ov}]$$

$$\text{to minimize } f(\mathbf{x}) = -\eta \cdot \cos \varphi$$

$$\text{subject to } h(\mathbf{x}) = F_x - F_{x0} = 0$$

$$g(\mathbf{x}) = F_y - F_{y0} \leq 0$$

여기서, F_{x0} : 추력의 목표치

F_{y0} : 수직력의 상한치

$$\mathbf{x}_1 \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_2$$

5.1 설계신경망의 학습

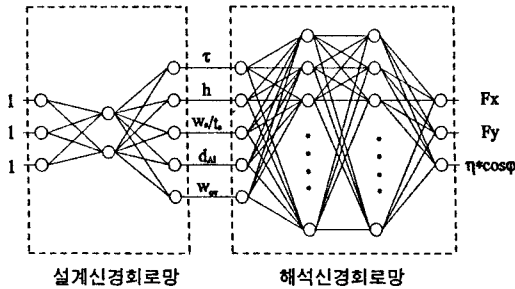


그림 3 설계신경회로망과 해석신경회로망

그림 3 과 같이 구성된 신경회로망에서 오차를 다음과 같이 정의한다.[2]

$$E(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + \frac{1}{2} k_c \cdot h(\mathbf{x})^2 + \frac{1}{2} k_c \cdot s \cdot g(\mathbf{x})^2 \quad (6)$$

여기서, $k_c > 1$

$$s = \begin{cases} 0 & g(\mathbf{x}) \leq 0 \\ 1 & g(\mathbf{x}) > 0 \end{cases}$$

식(6) 과 같이 정의된 오차를 최소화 하도록 설계신경회로망을 학습시킨다. 여기서 설계신경회로망의 출력은 해석신경회로망의 입력이 되는 설계변수를 나타내는 것으로서, 각 설계변수 \mathbf{x} 는 식(7) 로 표현된다.

$$\mathbf{x} = k/(1 + e^{-(net+b)}), \quad 0 \leq k \leq 1 \quad (7)$$

여기서, $net = \sum_i w_{ij} o_i$

w_{ij} : i신경에서 j신경으로의 연결강도

o_i : i신경의 출력

b : 바이어스

k : 설계변수의 상한치를 제약하는 계수

설계신경망의 연결강도와 바이어스의 증분은 다음과 같으며, 해석신경회로망의 연결강도와 바이어스는 변화시키지 않는다.

$$\Delta w_{ij}(t) = mc \cdot \Delta w_{ij}(t-1) + (1-mc) \cdot \eta \cdot \left(-\frac{\partial E(\mathbf{x})}{\partial w_{ij}}\right) \quad (8)$$

$$\Delta b_j(t) = mc \cdot \Delta b_j(t-1) + (1-mc) \cdot \eta \cdot \left(-\frac{\partial E(\mathbf{x})}{\partial b_j}\right) \quad (9)$$

여기서, η 는 학습율, mc 는 모우멘트 계수이다.

5.2 최적화 결과

각 제약조건들이

$$F_{x0} = 11000[\text{N}], \quad F_{y0} = 16500[\text{N}],$$

$$\mathbf{x}_1 = [240, 250, 0.6, 3, 10],$$

$$\mathbf{x}_2 = [300, 310, 0.7, 6, 30]$$

일 경우

설계신경회로망의 학습이 완료되었을때, 설계신경회로망의 결과는 표 3 과 같다.

표 3 설계신경회로망의 출력 (최적해)

τ [mm]	h [mm]	w_s/t_s	d_{A1} [mm]	w_{ov} [mm]
299.86	309.84	0.688	3.59	18.18

이때의 해석신경회로망의 출력은 표 4 에 나타내었다.

표 4 해석신경회로망의 출력

(목적함수 및 제약함수값)

효율*역률 (%)	추력 [N]	수직력 [N]
42.28 (42.09)	11002 (10962)	16217 (16247)

* ()는 유한요소해석결과

5.3 최종모델에 대한 유한요소해석

위에서 행한 최적화 결과의 특성해석은 다음과 같다.

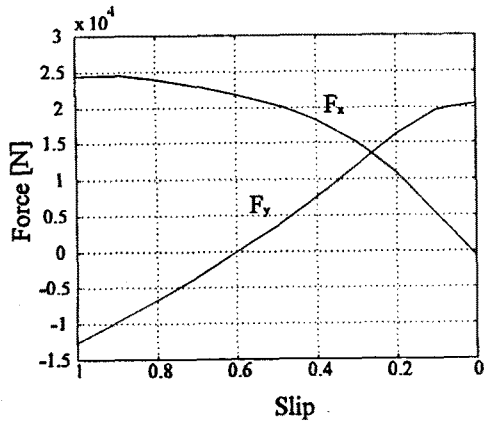


그림 4 추력과 수직력

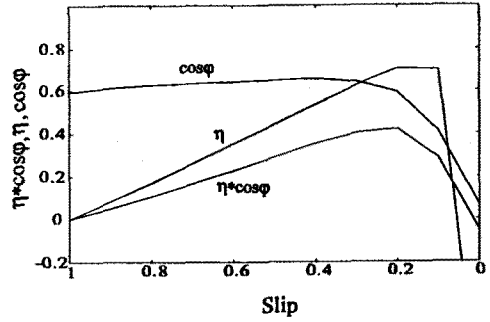
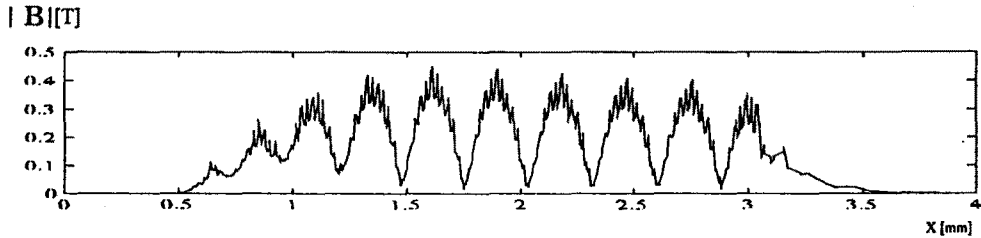


그림 5 효율×역률, 효율, 역률



(a) 등포텐셜 분포 ($f=23.15$, Slip=0.2)



(b) 공극자속밀도 ($f=23.15$, Slip=0.2)

그림 6 등포텐셜 분포 및 공극자속밀도

6. 결론

신경회로망을 이용한 기기설계의 최적화 방법을 제시하였고 이를 통해 경전철 차량추진용 선형유도전동기를 설계하였다. 신경회로망을 이용한 목적 및 제약함수의 표현은 전기기기의 최적화 과정에 매우 유용하게 사용될 수 있다. 또, 별도의 신경회로망을 이용한 최적화 과정은 간결하고 제약함수를 잘 만족시키는 결과를 얻을 수 있었다.

7. 참고문헌

- [1] Dal-Ho Im, Seung-Chan Park, and Il-Ho Lee, "Design of Linear Induction Motor for Subway Using Neural Network and FEM", LDIA'95 Nagasaki, Japan June 1995 pp 61-64
- [2] A. Cichoki and R. Unbinhauen, Neural Networks for Optimization and Signal Processing, John Wiley & Sons Ltd. 1993