

유전 알고리즘과 신경 회로망을 이용한 선형 유도전동기 최적 설계

이주현, 김홍식, 김창업  
호서 대학교 전기공학과

Optimum design of Linear Induction Motor Using Genetic Algorithm and Neural Network

Ju-Hyun Lee, Hong-Sik Kim, Chang-Eob Kim  
Dept. of Electrical Engineering Hoseo University

**Abstract** - The paper presents the optimum design of a linear induction motor(LIM) using Genetic algorithm, Neural Network and SUMT. The design variables are optimized by three different optimization methods and the results are discussed.

그림 2는 등가 회로를 나타낸 것이다.

- $m$  - 상수
- $V_1$  - 입력전압[V]
- $r_1, x_1$  - 1차 권선저항과 리액턴스[Ω]
- $r_e', x_e'$  - 단부 효과를 고려한 등가 2차 저항과 리액턴스[Ω]

1. 서 론

본 논문에서는 산업용 선형 유도전동기(LIM)의 설계변수를 유전알고리즘(Genetic Algorithm)과 신경 회로망(Neural Network)을 이용하여 최적화하였다. 유전 알고리즘은 재생산, 교배, 돌연변이의 3가지 연산자를 사용하였으며 신경회로망은 역전파 학습 알고리즘을 이용하였다. 또한 신경회로망의 학습이론을 유전알고리즘에 적용하여 최적화한 결과를 위의 방법과 비교 검토하였다.

추력  $F_x$ 가 발생하는 식은

$$F_x = m V_1^2 r_{2e}' / V_S Z_1^2 \quad (1)$$

여기서  $V_S$ 는 동기 속도[m/s]이고,  $Z_1$ 은 등가 회로 임피던스[Ω]이다.

2. 본 론

2.1 LIM의 특성

그림 1은 LIM의 모델을 해석한 것이다.

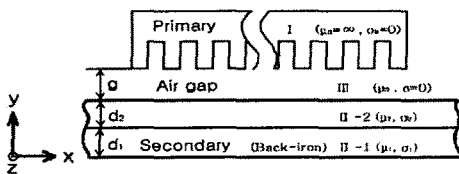


그림 1. LIM의 모델  
Fig. 1. LIM Model

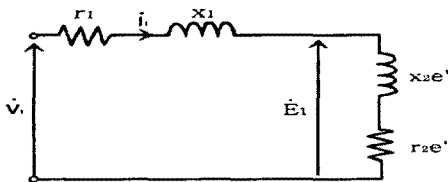


그림 2. 등가 회로  
Fig. 2. Equivalent Circuit

2.2 LIM의 최적 설계

2.2.1 최적화 이론

최적화 문제에 적용키 위한 방법으로 비선형 최적화 프로그래밍은 다음의 식(2)로 표현된다.

$$g_j(X) \leq 0 (j=1,2,3,\dots,m) \text{의 조건에서} \\ \Phi(X) \text{를 최소화시키는 } X \text{를 찾는다.} \quad (2)$$

여기서  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 는 독립 설계 매개변수이고,  $n$ 은 매개변수의 개수이며,  $j$ 는 제약 조건의 개수이다.

따라서 본 논문은 SUMT를 사용하였으며[1], 이러한 최적화 문제를 다른 형식으로 변환시켜 다음 일련의 식(3)으로 해를 구한다.

$\Phi_k$ 의 최소화값  $X$ 는

$$\Phi_k = \Phi(X, r_k) = f(X) + r_k \sum_{j=1}^m G_j [g_j(X)] \quad (3)$$

여기서  $r_k (k=1, 2, \dots)$ 는 Penalty 매개 변수이다.

목적 함수로는 추력  $F_x$ 을 선택하였다.

## 2.2.2 최적화 알고리즘

### A. 유전 알고리즘

유전알고리즘은 확률적인 방법과 개체간의 체계적인 정보교환을 통해 탐색공간(Search space)을 조사해나감으로써 주위환경(Environment)에 알맞은 가장 적절한 해를 얻고자 하는 방법이다. 유전알고리즘은 여러 점을 동시에 탐색하는 전역적 탐색(Global search)을 하기 때문에 다극점(Multi model) 문제에 있어서 국부수렴(Local convergence) 할 가능성이 적고, 확률적인 방법에 의한 의사결정으로 최적점 탐색을 위한 어떠한 가능성도 배제하지 않는 점이 장점중의 하나이다.

#### 가) 유전적 탐색을 위한 기본 설정

인공적인 염색체인 스트링상에 이진수의 유전자형(Genotype)으로 코딩(Coding)된 유전정보는 개체의 표현형(Phenotype), 즉 실변수값을 얻기 위한 과정이 필요하다. 한 변수에 대한 스트링의 길이를  $l_i$ 로 할당하면 스트링이 나타내는 이진수  $b_i$ 의 범위는  $[0, 2^{l_i}-1]$ 이 되고 이 값은 다음 식(4)에 의해 실변수의 범위  $[x_i^{\min}, x_i^{\max}]$ 로 선형적으로 mapping된다.

$$x_i = x_i^{\min} + \frac{b_i}{2^{l_i}-1} (x_i^{\max} - x_i^{\min}) \quad (4)$$

#### 나) 스트링 길이

각 변수의 스트링 길이 결정은 최적점 탐색의 분해능(Resolution)과 관계되는 문제이다. 만일, 최적점 탐색에 있어 한 변수값에 요구되는 정밀도(Precision)가  $p(x_i)$ 라면 그 변수에 할당되어야 할 스트링상의 비트수  $l_i$ (정수)는 다음 식(5)을 만족하여야 한다.

$$l_i \geq \log_2 \left( \frac{x_i^{\max} - x_i^{\min}}{p(x_i)} + 1 \right) \quad (5)$$

스트링의 전체길이  $l$ 은 각 변수에 할당된 비트수의 합으로 결정된다.

$$l = \sum_{i=1}^m l_i \quad (6)$$

#### 다) 적합도 평가

스트링의 전체길이  $l$ 이 결정되면, 유전알고리즘을 이용한 최적화문제는  $2^l$ 개의 점이 존재하는 이산적인 탐색 공간에서 적합도를 최대화하는 점을 찾는 문제로 단순화된다. 그러므로, 목적함수 최소화문제를 적합도 최대화 문제로 변환하는 과정이 필요하며, 이는 목적함수의 역으로 쉽게 얻을 수 있다.

$$Fitness(A) = 1/P(X) \quad (7)$$

여기서,  $X$ 는 스트링  $A$ 의 2진정보를 식에 의해 mapping하여 얻어지는  $m \times 1$ 의 변수벡터이다. 각 세대마다 모든 개체는 적합도에 대한 평가(Evaluation)를 시행하고 적합도값의 결과는 우열관계, 교배에 중요한 정보가 된다.

#### 라) 기본 유전 연산자

재생산 - 개체의 적합도 값에 따라 적응성이 높은 개체만이 적자생존 방식으로 선택되어 자손을 번식시킬 수 있다. Roulette wheel을 이용하여, 적합도에 비례한 개체가 확률적으로 주어진다.

교배 - 분열 과정중 2개의 염색 분체가 일부 유전자를 서로 교환하는 현상으로, 유성생식 모델에서는 먼저 아버지의 스트링을 2개씩 만들어 이중 하나씩 2개의 스트링이 서로의 유전자를 교환한다.

돌연변이 - 돌연변이는 일정 확률로 유전자의 값을 바꾸는 방법이 일반적이며, 염색체의 일정구간을 확률적으로 선정, 상위비트와 하위비트의 값을 서로 교환하는 방법이다[2],[4],[5].

### B. 신경 회로망

신경회로망에는 여러 알고리즘이 제안되어 있는데 그 중 많은 공학적 분야에서 비교적 널리 응용되고 있는 역전파 학습(back-propagation training)알고리즘을 도입하였다. 역전파 학습법을 이용한 신경회로망은 다층구조를 가지는 퍼셉트론으로 구성할 수 있는데 본 논문에서는 그림과 같이 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer), 출력층(Output layer)의 3계층으로 구성된 신경회로망을 구축하였다.

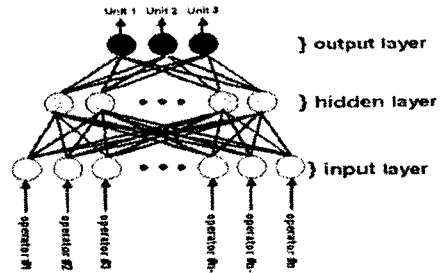


그림 3. 3층 구조를 가지는 신경회로망

Fig. 3. The structure of neural network with 3 layers

역전파 학습법에 의한 신경회로망의 학습은 다음과 같은 순서로 행하여진다. 먼저 학습시키고자 하는 입력 패턴을 선정하고 이러한 입력패턴에 대해 원하는 출력값을 교사신호로 설정한다. 다음 입력패턴을 순차적으로 입력시키면서 출력층의 출력신호가 허용오차범위 내에서 교사신호와 일치할 때 까지 반복적으로 학습을 진행한다. 최종적으로 출력신호가 허용오차의 범위내에 수렴하면 신경회로망에 입력패턴이 학습된 것으로 간주하고 학습을 종료한다.

본 논문에서 입력은 4개의 매개변수이고, 출력은 추력으로 목적함수로 하였다[3],[4],[5].

## B. 신경 회로망과 유전 알고리즘의 결합

제안된 방법에서 사용되는 알고리즘은 다음과 같다.  
 STEP 1: 유전 알고리즘의 각종 매개 변수들을 초기 설정한다. 최대 세대수와 개체군수, 교배율, 돌연변이율, count수, 오차 한계치, 적합도 함수 결정에서 목적함수의 가중치등을 초기화 한다.  
 STEP 2: 입출력 데이터를 정규화하고 임의로 초기 유전 개체들을 발생시킨다.  
 STEP 3: 각 개체의 염색체 평가를 통해 적합도 함수값을 각 개체에 부여한다.  
 STEP 4: 적합도 함수값에 비례하여 선택이 이루어지고 교배와 돌연변이를 걸쳐 새로운 세대를 구성한다. 이 과정에서 최고의 적합도 함수값을 갖는 개체는 보존된다.  
 STEP 5: 만족할 만한 결과가 나오거나 최대 세대수가 지날 때 까지 STEP 3과 STEP 4를 통하여 얻어진 근사값은 신경망의 역전파 알고리즘에 의해 미세조정을 거쳐 최적해를 생산해 낸다.  
 본 논문에서는 입력층, 은닉층, 출력층의 3개층으로 구성된 신경 회로망으로 입력층은 4개의 매개변수와 은닉층의 뉴런수는 47개로한 신경 회로망을 사용하였으며, 출력층은 추력으로 역전파 학습 알고리즘을 이용하였다. 또한 유전 알고리즘의 염색체수는 90개이며, 교배율은 0.6, 돌연 변이율은 0.4로 하였다. 신경 회로망의 오차 한계치는 0.1로 하였다. 표 1은 최적 설계에 대한 설계 변수와 제약 조건을 나타낸다.

표 1. 설계 변수와 제약 조건

Table 1. Design parameters and constraints

설계 변수	제약 조건
$X_1$ : $Zt$ (치폭)	$g1$ : 1차전류밀도 $J_1 \leq 5 [A/mm^2]$
$X_2$ : $W8$ (슬롯 폭)	$g2$ : 치의 최대자속밀도 $B_m \leq 1.5 [T]$
$X_3$ : $ds$ (슬롯 깊이)	$g3$ : LIM의 최대길이 $L \leq 500 [mm]$
$X_4$ : $h$ (적층 폭)	$g4$ : $5.0 \leq W8 \leq 12.5 [mm]$
	$g5$ : $2.5 \leq Zt \leq 8 [mm]$
	$g6$ : $30 \leq ds \leq 60 [mm]$
	$g7$ : $60 \leq h \leq 100 [mm]$

## 3. 해석 결과 및 검토

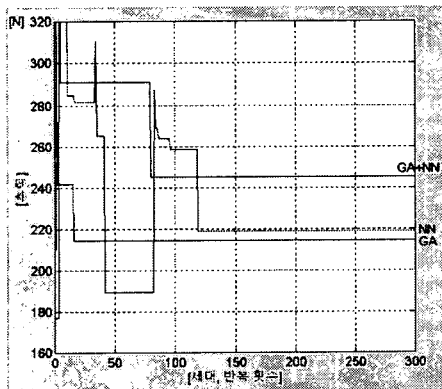
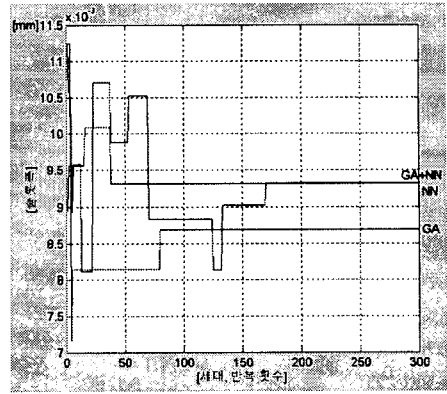
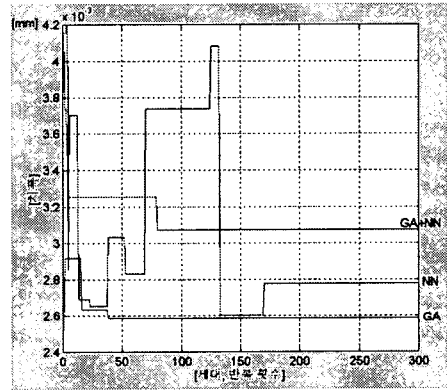


그림 4. 목적 함수(추력)

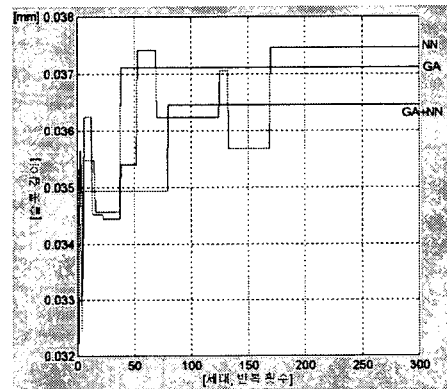
Fig. 4. Object function(Thrust)



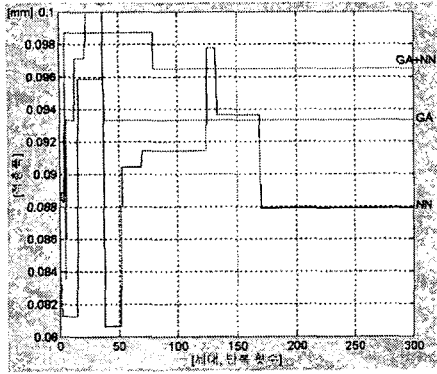
(a) 슬롯 폭



(b) 치폭



(c) 슬롯 깊이



(d) 적층폭

그림 5. 설계 변수

Fig. 5. Design parameter

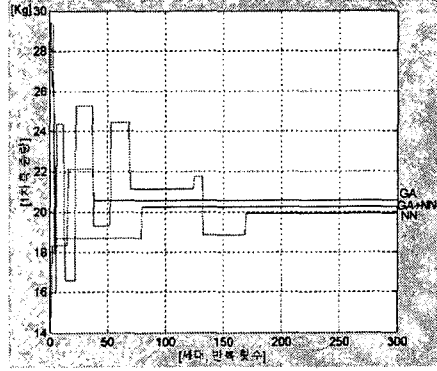
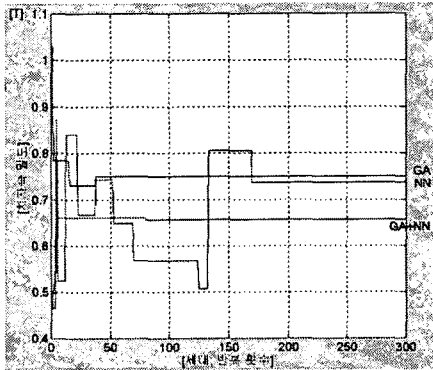
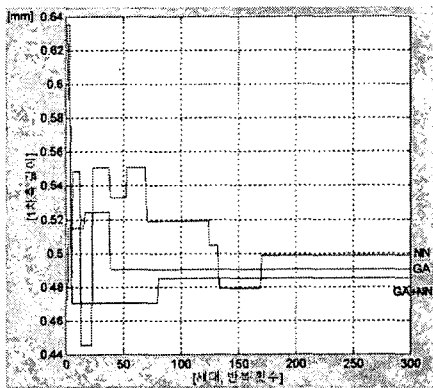


그림 7. 1차축 중량

Fig. 7. Primary weight



(a) 치자속 밀도



(b) 1차축 길이

그림 6. 제약 조건

Fig. 6. Constraints

수렴 조건으로는 유전 알고리즘을 반복 수행해가면서 더 이상 상당한 개선이 일어날 가능성이 매우 적다고 판단될 때의 세대를 종료 조건으로 선택하는 것으로 최대 추력의 동일한 값이 100번 반복 수행 될 때 종료 조건으로 선택하였다.

신경 회로망의 수렴 조건은 오차 함수가 최소로 되는 상태를 최적 회로망으로 하고 회로망 학습을 생각하였다. 그래서 오차를 결합 계수에 관해서 최소화 하는 것으로 하였다. 또한 반복 횟수를 종료 조건으로 선택하는 것으로 최대 추력의 동일한 값이 100번 반복 수행 될 때 종료 조건으로 선택하였다.

그림 4부터 그림 7까지는 유전 알고리즘의 세대수, 신경 회로망의 반복 횟수, 유전 알고리즘과 신경 회로망의 결합의 세대수를 기준으로 표현하였다.

그림 4는 목적 함수인 추력에 대한 최적설계값으로 GA- 214[N], NN- 219[N], GA+NN- 245[N]를 얻었다.

그림 5는 4가지 매개 변수인 슬롯폭, 치폭, 적층폭, 슬롯 깊이를 3가지 최적화 알고리즘으로 표현하였다.

그림 6은 제약 조건을 표현한 것으로 조건을 만족하는 것을 표현하였다.

그림 7은 추력을 목적 함수로 하였을 때의 최적화 알고리즘의 1차축 중량을 표현하였다.

표 2는 초기 모델과 3가지 최적화 방법에 의한 설계 변수의 결과이다. 최적 설계 결과 초기 모델에 대해 목적 함수인 추력이 GA는 56%, NN는 59% 그리고 GA+NN은 78% 증가하였다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 기존의 GA와 NN, 그리고 GA+NN을 이용한 LIM의 최적 설계에 대해 제안을 하였다. 최적 설계 결과 초기모델에 대해 목적 함수인 추력이 다음과 같이 증가되었다: GA- 56%, NN- 59%, GA+NN- 78%. 따라서 제안한 GA+NN 방법이 최적설계 결과 우수함을 확인하였다.

#### [참 고 문 헌]

- [1] 임달호, 이철직, 박승찬, "등가회로법과 SUMT를 이용한 편측식 선형유도 전동기의 설계변수 최적화", 대한 전기학회 논문지, vol. 42, no. 5, pp. 340-343, 1993.
- [2] David E. Goldberg, Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-wesley, 1989.
- [3] 임달호, 박승찬, 장석명, 이철직, "신경회로망과 SUMT를 이용한 선형유도전동기의 설계기법", 대한 전기학회 논문지, vol. 43, no. 8, pp.1244-1251, 1994.
- [4] 이진환, 장욱, 권오국, 주영훈, 박진배, "퍼지신경망과 유전알고리즘을 이용한 표적 추적알고리즘", 1998년도 한국 자동제어 학술회의, pp. 565-568, Oct, 1998.
- [5] B. Mirzaean, M. Moallem, Senior Member, IEEE, V. Tahani, Member, IEEE, and C. Lucas, "Multiobjective Optimization Method Based on a Genetic Algorithm for Switched Reluctance Motor Design", IEEE Trans. on Magnetics, vol. 38, no. 3, May, 2002.

표 2. 설계 변수

Table 2. Design parameters

매개 변수	초기모델	GA	NN	GA+NN
1차 전압 [V]	220	220	220	220
주파수 [Hz]	60	60	60	60
1차 전류 [A]	7.23	10.9	11.4	12.5
1차 길이 [m]	0.495	0.49	0.499	0.485
극 수	6	6	6	6
극간격 [mm]	72	71	73	71
슬롯 깊이 [mm]	47	37.1	37	36
슬롯 폭 [mm]	8.8	9.3	9	9
슬롯 피치 [mm]	12	12	12	12
치 폭 [mm]	3.2	2.6	3	3
슬롯폭/슬롯피치	0.733	0.783	0.77	0.74
단절률	5/6	5/6	5/6	5/6
치 자속밀도 [T]	0.4615	0.499	0.497	0.496
반코일 길이 [mm]	190	183	179	185
1차 저항 [ $\Omega$ ]	3.0967	2.53	2.5	2.3
1차 리액턴스 [ $\Omega$ ]	8.5240	4.8	4.7	4.27
적층폭 [mm]	100	93.3	88	97
공극 [mm]	4	4	4	4
Back-iron 두께 [mm]	6	6	6	6
알루미늄 두께 [mm]	2	2	2	2
추력 [N]	137	214	219	245
1차측 중량 [Kg]	32.8	20.3	19.2	20.7