

유전알고리즘과 신경회로망을 이용한 선형유도전동기의 최적설계

(Optimum Design of a Linear Induction Motor using Genetic Algorithm and Neural Network)

김창업*

(Chang - Eob Kim)

요 약

본 논문에서는 유전 알고리즘과 신경 회로망을 이용하여 선형유도전동기의 최적화 설계 방법에 대하여 연구하였다. 최대 추력 및 추력/중량을 목적함수로 하여 유전알고리즘, 신경회로망, 유전알고리즘과 신경회로망의 합성에 의한 방법으로 선형유도전동기의 최적설계를 한 결과 제안한 방법이 가장 우수함을 확인하였다.

Abstract

In this paper, a new optimum design method is proposed for the linear induction motor(LIM). The Genetic Neural Network(GNN) is introduced in the optimum design of LIM and the simulation result is compared with the Genetic Algorithm(GA) and Neural Network(NN). The maximum thrust and trust/weight are selected as the object functions. The comparison showed that the proposed method is better than GA and NN.

Key Words : Linear Induction Motor, Optimum Design, Genetic Algorithm, Neural Network, genetic Neural Network

1. 서 론

본 논문에서는 산업용 선형 유도전동기(LIM)의 설계 변수를 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)과 신경 회로망(Neural Network)을 이용하여 최적화하였다. 유전 알고리즘은 재생산, 교배, 돌연변이의 3가지 연산자를 사용하였으며[1-3] 신경회로망은 역전파 학습 알고리즘을 이용하였다[4-5]. 또한 신경회로망은 오차 역전파법을 이용하여 목적함수를 추론해 나가는 부분으로 학습결과에 따른 매개변수의

결과 및 목적함수의 결과를 표현한다. 본 논문에서는 유전알고리즘과 신경회로망을 결합한 새로운 방법인 GNN(Genetic Neural Network)을 제안하였다.

GNN은 신경회로망의 오차 역전파법을 통해 학습 추론 후 유전알고리즘의 3가지 연산자를 적용함에 따라 목적함수의 변화 및 매개변수의 변화를 표현하였다. 이상의 3가지 최적화 이론을 선형유도전동기의 최적설계에 적용하여 유전알고리즘, 신경회로망 및 GNN을 비교 분석하여 제안한 방법의 우수함을 입증하였다.

2. LIM의 특성

그림 1은 LIM의 해석 모델이고 그림 2는 등가회로를 나타낸다[6].

* 주저자 : 호서대학교 전기정보통신공학부 조교수
Tel : 041-540-5657, Fax : 041-540-5693
E-mail : cekim@office.hoseo.ac.kr
접수일자 : 2003년 4월 3일
1차심사 : 2003년 4월 15일
심사완료 : 2003년 7월 24일

유전알고리즘과 신경회로망을 이용한 선형유도전동기의 최적설계

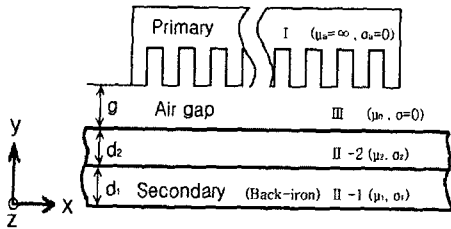


그림 1. 선형유도전동기 해석 모델
Fig. 1. Analysis model of LIM

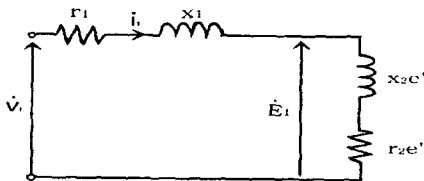


그림 2. 선형유도전동기의 등가 회로
Fig. 2. Equivalent circuit of LIM

- m : 상수
- V_1 : 입력전압[V]
- r_1, x_1 : 1차 권선저항, 1차 리액턴스[Ω]
- $r_{2e'}, x_{2e'}$: 단부 효과를 고려한 2차 저항, 2차 리액턴스[Ω]

발생 추력 F_x 는 식 (1)과 같다

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

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

3. LIM의 최적 설계

3.1 최적화 이론

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

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

여기서 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 는 독립 설계 매개 변수이고, n 은 매개변수의 개수이며, j 는 제약 조건 수이다.

본 논문은 SUMT를 사용하여 최적화 문제를 비제약 형식으로 변환시켜 식 (3)으로 해를 구한다.

변환함수 Φ_k 의 최소화 값 X 는

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

여기서, G_j 는 제약함수 g_j 의 함수이고 r_k 는 벌점 계수라 한다. 이 계수를 순차적으로 증가시켜 가면서 점점 제약의 강도를 높인다.

3.2 최적화 알고리즘

3.2.1 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 확률적인 방법과 개체간의 체계적인 정보교환을 통해 탐색 공간(Search space)을 조사해 나감으로써 주위 환경(Environment)에 알맞은 가장 적절한 해를 얻고자 하는 방법이다[3]. 유전 알고리즘은 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.

1) 기본 유전 연산자

- ① 재생산 - 개체의 적합도 값에 따라 적응성이 높은 개체만이 적자생존 방식으로 선택되어 자손을 번식시킬 수 있다. Roulette wheel을 이용하여, 적합도에 비례한 개체가 확률적으로 주어진다.
- ② 교배 - 분열 과정에서 2개의 염색 분체가 일부 유전자를 서로 교환하는 현상으로, 유성생식 모델에서는 먼저 아버지의 스트링을 2개씩 만들어 이중 하나씩 2개의 스트링이 서로의 유전자를 교환한다.
- ③ 돌연변이 - 돌연변이는 일정 확률로 유전자의 값

을 바꾸는 방법이 일반적이며, 염색체의 일정구간을 확률적으로 선정, 상위비트와 하위비트의 값을 서로 교환하는 방법이다.

이와 같은 변환 과정을 가지는 유전 알고리즘은 다음과 같은 단계로 진행된다.

STEP 1 : 유전 알고리즘 파라미터 결정

먼저 적절한 설계치의 수를 결정한다. 대상 설계치의 수가 너무 적으면 설계 공간의 전체 정보를 활용하기가 어려워 국부 탐색이 행해지기 쉽고, 너무 많으면 계산 시간이 오래 걸리는 단점이 있으므로 문제의 특성에 따라 적절한 수의 설계치를 사용한다.

또한 이 단계에서 교배 확률과 돌연변이 확률을 결정해야 한다.

STEP 2 : 초기 설계 집단 형성

STEP 1에서 결정한 설계치 수만큼 2진수 문자열 형태의 초기 설계치 집단을 형성한다. 문자열의 길이는 변수의 정확성에 관계하므로 문제에 따라 적당한 길이를 가지도록 하면 각 인수는 0과 1의 임의 값을 가진다. 따라서 설계치들은 초기에 설계 영역 안에 골고루 분포하게 된다.

STEP 3 : 적합도 평가

문자열로 표시된 설계 변수를 주어진 설계 영역으로 선형 변환시켜 각 설계 변수의 실제 값을 계산한 뒤에 목적 함수의 결과에 따라 적합도를 부여한다.

STEP 4 : 재생산, 교배, 돌연변이의 과정을 초기에서 정한 집단과 같은 수의 새로운 집단이 형성될 때까지 반복한다.

STEP 5 : 수렴조건을 만족하면 종료하고 만족하지 않으면 STEP 3으로 돌아간다.

3.2.2 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 신경

회로망은 다층구조를 가지는 퍼셉트론으로 구성할 수 있는데 본 논문에서는 그림과 같이 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer), 출력층(Output layer)의 3개층으로 구성된 신경회로망을 구축하였다. 그림 3은 3층 구조의 신경회로망 모델이다.

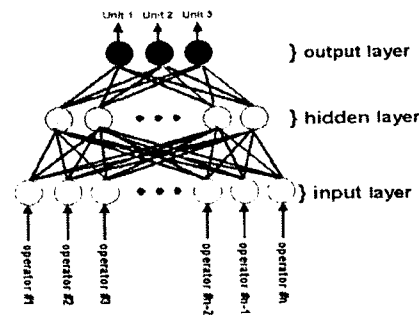


그림 3. 3층 구조를 가지는 신경회로망
Fig. 3. The structure of neural network with 3 layers

신경회로망의 오차 역전파 학습 알고리즘은 다음과 같다.

STEP 1 : 매개 변수들을 초기 설정한다. 중간층 유니트수, 반복횟수, 오차 한계치, 최대 반복수, 가중치 등을 초기화한다.

STEP 2 : 입력 데이터에 가중치를 곱하여 시그모이드에 통과시킨다.

STEP 3 : 초기 학습 패턴을 정한 후, 새로운 가중치를 적용하여 가중치에 의한 오차와 기존의 가중치에 의한 오차값을 비교하여, 오차가 작아지지 않는다면 정해진 반복횟수만큼까지 반복한다.

STEP 4 : 새로운 학습 패턴을 정한 후 만족할 만한 결과가 나오거나 최대 반복수가 지날 때까지 STEP 2와 STEP 3을 통하여 얻어진 근사값은 신경망의 역전파 알고리즘에 의해 미세 조정을 거쳐 최적해를 생산해 낸다.

3.2.3 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 데이터들을 정규화하고 임의의 초기 유전 개체들을 발생시킨다.

STEP 3 : 각 개체의 염색체 평가를 통해 적합도 함수값을 각 개체에 부여한다.

STEP 4 : 적합도 함수값에 비례하여 선택이 이루어 지고 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 3 과 STEP 4 를 통하여 얻어진 근사값은 신경망의 역전파 알고리즘에 의해 미세 조정을 거쳐 최적해를 구한다.

그림 4는 GNN의 계산 흐름도이다.

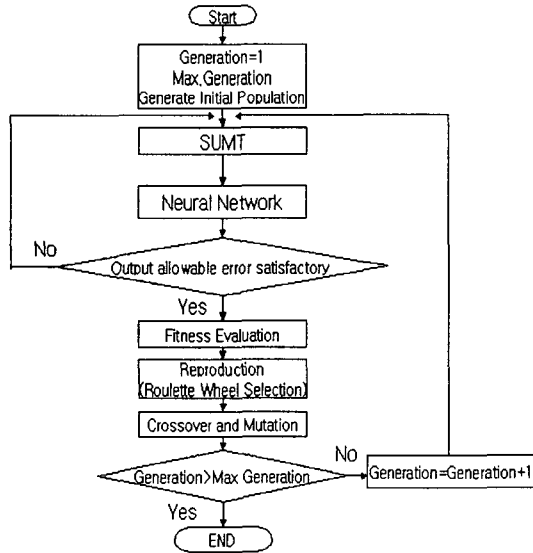


그림 4. GNN의 계산흐름도
Fig. 4. Flow-chart of GNN

본 논문에서는 입력층, 은닉층, 출력층의 3개층으로 구성된다. 입력층은 4개의 변수인 슬롯폭, 적층폭, 치폭, 슬롯 깊이로 잡았으며, 은닉층의 뉴런수는 47개로한 신경 회로망을 사용하였다. 출력은 추력으로

역전파 학습 알고리즘을 이용하였다. 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 : Ws (슬롯폭) | g_1 : 1차전류밀도 $J_1 \leq 5 [A/mm^2]$ |
| X_2 : Zt (치폭) | g_2 : 치의 최대 자속밀도 $B_{tm} \leq 1.5 [T]$ |
| X_3 : ds (슬롯 깊이) | g_3 : LIM의 최대길이 $L \leq 500 [mm]$ |
| X_4 : h (적층 폭) | g_4 : $5.0 \leq Ws \leq 12.5 [mm]$ |
| | g_5 : $2.5 \leq Zt \leq 8 [mm]$ |
| | g_6 : $30 \leq ds \leq 60 [mm]$ |
| | g_7 : $60 \leq h \leq 100 [mm]$ |

3.3 단일목적 최적설계

구속시 선형유도전동기의 추력을 최대로 하는 설계 데이터를 찾기 위하여 다음식과 같은 조건에서 최적화 알고리즘을 수행하였다.

- 목적함수: $f(X) = Fx$ (4)

- 제약조건: $g_1(X) = J - b_1$ (5)

$$g_2(X) = B_{tm} - b_2 \quad (6)$$

$$g_3(X) = L - b_3 \quad (7)$$

- 제약조건함수 :

$$P(X) = f(X) + r_p \cdot \sum_{i=1}^n [\max(0, g_i(X))]^2 \quad (8)$$

위의 함수에서 Fx 는 추력[N], J 는 전류밀도 $[A/mm^2]$, B_{tm} 은 치자속 밀도[T], L 은 1차측의 길이 [m]이고 b_1, b_2, b_3 는 각각 5.0, 1.5, 0.5이며, r_p 는 50으로 하였다. 변수 Ws 는 슬롯 폭이고, Zt 는 치폭, ds 는 슬롯깊이, h 는 1차측 코아의 적층폭이고, 공극은 4[mm]로 하였다. 그림 5는 세대수 및 반복회수에 따른 목적 함수의 최적화 과정을 나타낸다. 약 200세대 이후에는 유전알고리즘(GA), 신경회로망(NN), GNN에 의한 추력이 모두 수렴함을 알 수 있다. 그림 6~9는 최적

화 변수에 대한 수렴 과정을 나타낸다.

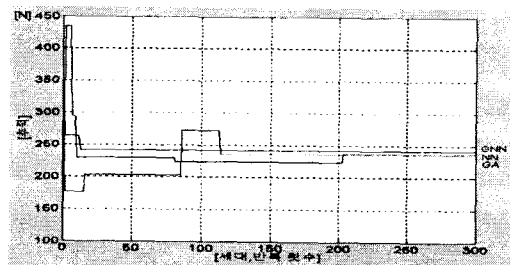


그림 5. 목적 함수(추력)
Fig. 5. Object function(Thrust)

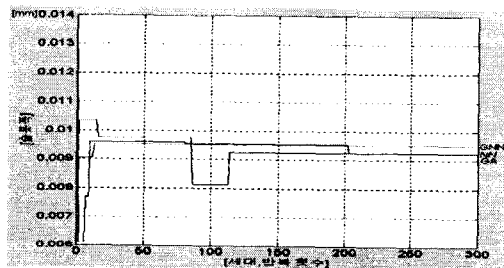


그림 6. 슬롯폭
Fig. 6. Slot width

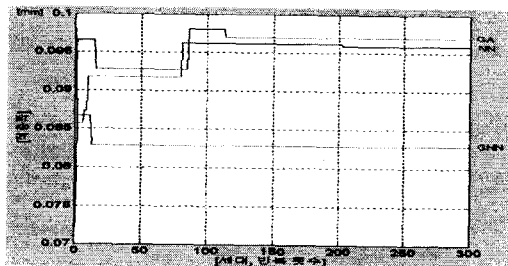


그림 7. 적층폭
Fig. 7. Stack height

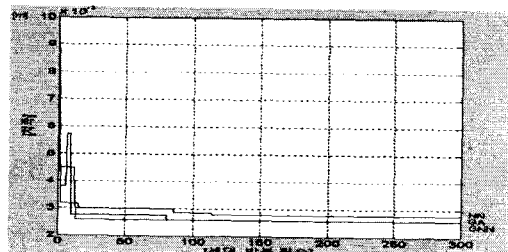


그림 8. 치폭
Fig. 8. Teeth width

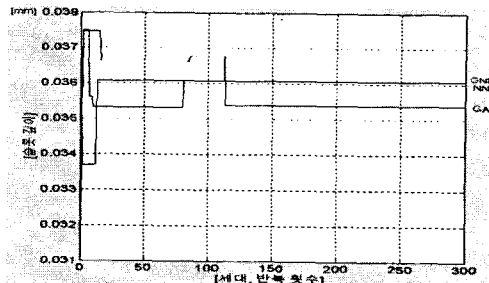


그림 9. 슬롯 깊이
Fig. 9. Slot depth

표 2는 구속시 최대추력이 단일 목적 함수일 때 초기모델과 최적화 방법에 의한 설계 변수의 결과이다. 최적 설계 결과 초기 모델에 대해 목적 함수인 추력이 초기 모델보다 GA는 71[%], NN는 72[%] 그리고 GNN은 75[%] 증가하였다. 또한 슬롯 깊이와 1차 리액턴스의 경우 슬롯 깊이의 변화로 1차 리액턴스가 약 50% 줄어들었다.

표 2. 단일 목적 함수의 설계 변수
Table 2. Design parameters of single object function

| 설계 변수 | 초기치 | GA | NN | GNN |
|-------------------|--------|--------|--------|--------|
| 1차 전압[V] | 220 | 220 | 220 | 220 |
| 주파수[Hz] | 60 | 60 | 60 | 60 |
| 1차 전류[A] | 7.23 | 7.2 | 7.1 | 7.3 |
| 1차 길이[m] | 0.495 | 0.496 | 0.486 | 0.498 |
| 극 수 | 6 | 6 | 6 | 6 |
| 극간격[mm] | 72 | 72 | 71 | 72 |
| 슬롯깊이[mm] | 47 | 35 | 36 | 36 |
| 슬롯 폭[mm] | 8.8 | 9 | 9.2 | 10 |
| 슬롯피치[mm] | 12 | 12 | 12 | 12 |
| 치 폭[mm] | 3.2 | 3 | 2.6 | 3 |
| 슬롯폭/슬롯피치 | 0.733 | 0.769 | 0.78 | 0.788 |
| 단절률 | 5/6 | 5/6 | 5/6 | 5/6 |
| 치자속밀도[T] | 0.4615 | 0.496 | 0.497 | 0.498 |
| 반코일 길이[mm] | 190 | 187 | 184 | 173 |
| 1차 저항[Ω] | 3.0967 | 2.44 | 2.4 | 2.33 |
| 1차리액턴스[Ω] | 85240 | 4.3 | 4.3 | 4.1 |
| 적층폭[mm] | 100 | 97 | 96 | 83 |
| 공 극[mm] | 4 | 4 | 4 | 4 |
| Back-iron 두께 [mm] | 6 | 6 | 6 | 6 |
| 알루미늄 두께[mm] | 2 | 2 | 2 | 2 |
| 추 력[N] | 137 | 235 | 237 | 241 |
| 1차축 중량[kg] | 32.8 | 40.7 | 40.5 | 39.1 |
| 추력/중량[N/kg] | 4.1768 | 5.7740 | 5.8519 | 6.1637 |

3.4 다중목적 최적설계

다중목적 최적설계는 하나 이상의 목적함수를 가지는 함수를 최적화하는 것이다.

- 목적함수 : $f(X_1) = Fx$ (9)

$$f(X_2) = W_g \quad (10)$$

- 제약조건 : $g_1(X) = J - b_1$ (11)

$$g_2(X) = B_{tm} - b_2 \quad (12)$$

$$g_3(X) = L - b_3 \quad (13)$$

- 제약조건함수 : $P(X)$

$$P(X) = (a_1 f(X_1) - a_2 f(X_2)) + r_p \cdot \sum_{i=1}^n [\max(0, g_i(X))]^2 \quad (14)$$

위의 함수에서 Fx 는 추력[N], W_g 는 1차축의 중량, J 는 전류밀도 [A/mm^2], B_{tm} 은 치자속 밀도 [T], L 은 1차축의 길이[m]이고 b_1, b_2, b_3 는 각각 5.0, 1.5, 0.5이며, r_p 는 50으로 하였다. a_1, a_2 는 다중목적함수의 추력과 중량에 대한 가중치로 a_1, a_2 는 각각 125, 1로 하였다. 변수와 공극은 최대추력을 목적으로 하였을 때와 동일하게 하였다. 단일 목적함수 함수에서 최대추력인 241[N]을 발생하기 위한 추력/중량을 최소로 하는 설계 변수를 구하였다. 그림 10은 중량에 대한 최적화 과정을, 그림 11-14는 설계 변수에 대한 최적화 과정을 나타낸다. 표 3은 초기 모델과 3가지 최적화 방법에 의한 다중목적 설계 변수의 결과이다. 단일목적함수에서 최대 추력 241[N]을 발생하는 조건에서 추력/중량값이 초기모델에 비해 GA는 57.3[%], NN은 59.7[%], GNN은 67.1[%]로 증가하였다. 이 결과로부터 다중목적 함수를 사용하였을 때 GNN의 경우가 가장 좋은 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다.

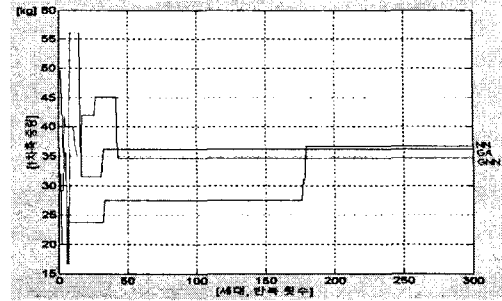


그림 10. 목적 함수(중량)
Fig. 10. Object function(Weight)

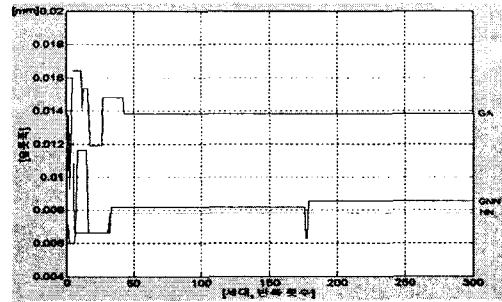


그림 11. 슬롯 폭
Fig. 11. Slot width

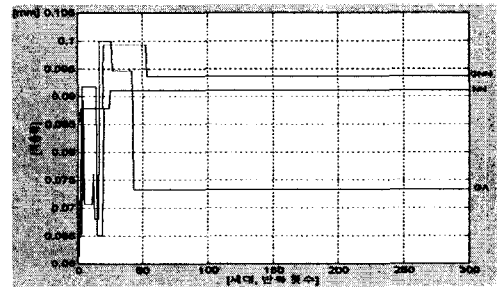


그림 12. 적층폭
Fig. 12. Stack height

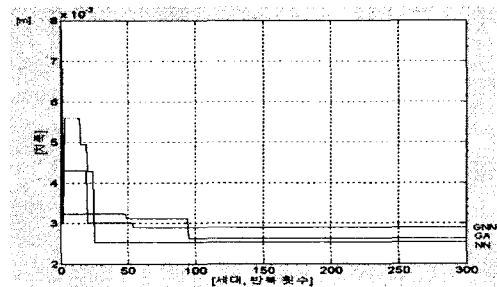


그림 13. 치폭
Fig. 13. Teeth width

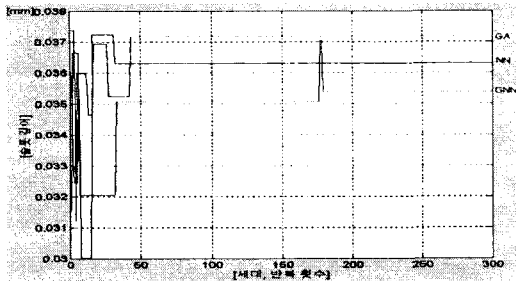


그림 14. 슬롯 깊이
Fig. 14. Slot depth

표 3. 다중 목적함수의 설계 변수
Table 3. Design parameters of multi-object function

| 설계 변수 | 초기치 | GA | NN | GNN |
|------------------|--------|--------|--------|--------|
| 1차전압[V] | 220 | 220 | 220 | 220 |
| 주파수[Hz] | 60 | 60 | 60 | 60 |
| 1차 전류[A] | 7.23 | 7.5 | 7.5 | 7.1 |
| 1차 길이[m] | 0.495 | 0.45 | 0.49 | 0.48 |
| 극 수 | 6 | 6 | 6 | 6 |
| 극간격[mm] | 72 | 98 | 70 | 70 |
| 슬롯 깊이[mm] | 47 | 37 | 36 | 35 |
| 슬롯 폭[mm] | 8.8 | 14 | 10 | 10 |
| 슬롯 피치[mm] | 12 | 11 | 10 | 10 |
| 치 폭[mm] | 3.2 | 2.5 | 4 | 3 |
| 슬롯폭/슬롯피치 | 0.733 | 0.84 | 0.66 | 0.74 |
| 단절률 | 5/6 | 5/6 | 5/6 | 5/6 |
| 치 자속밀도[T] | 0.4615 | 0.49 | 0.48 | 0.497 |
| 반코일 길이[mm] | 190 | 196 | 170 | 192 |
| 1차 저항[Ω] | 3.0967 | 3.99 | 3.04 | 3.5 |
| 1차 리액턴스[Ω] | 8.5240 | 7.16 | 6 | 6.85 |
| 적층폭[mm] | 100 | 94.7 | 91.1 | 94 |
| 공 극[mm] | 4 | 4 | 4 | 4 |
| Back-iron 두께[mm] | 6 | 6 | 6 | 6 |
| 알루미늄 두께[mm] | 2 | 2 | 2 | 2 |
| 추 력[N] | 137 | 241 | 241 | 241 |
| 1차측 중량[Kg] | 32.8 | 36.7 | 36.2 | 34.6 |
| 추력/중량 [N/kg] | 4.1768 | 6.5668 | 6.6575 | 6.9653 |

4. 결 론

본 논문에서는 유전 알고리즘과 신경 회로망을 이용하여 선형유도전동기의 최적화 설계를 연구하였다. 선형유도전동기의 최대 추력을 목적함수로 하는 단일 목적 최적 설계와 추력/중량을 목적함수로 한 다중목적 최적 설계로부터 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 최적 설계 결과 LIM의 초기모델에 대해 단일

목적 함수에서는 추력이 초기모델보다 GA는 71[%], NN은 72.9[%], GNN은 75.9[%]로 GNN 방법이 가장 우수함을 확인하였다.

2) 선형유도전동기의 추력과 1차측 중량을 목적 함수로 하는 다중 목적함수에서는 목적 함수인 추력/중량이 초기모델보다 GA는 57.3[%], NN은 59.7[%], GNN은 67.1[%]로 증가하여 GNN 방법이 우수함을 확인하였다.

3) 본 논문은 산업용 선형유도전동기에 대하여 GA, NN 그리고 GNN을 이용하여 최적설계를 한결과 GA 및 NN보다 제안한 GNN 방법이 우수함을 확인하였다.

이 논문은 2003년도 호서대학교 학술연구조성비에 의하여 연구되었음.

References

- [1] Ki-Hwa Kim, Multicriteria Structural Optimization by Genetic Algorithm, Seoul National University, 1994.
- [2] Sung-Ok Hong, Optimum Design of a Linear Induction Motor using Genetic Algorithm, Hoseo University, 2000.
- [3] David E. Goldberg, Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-wesley, pp. 1-57, 1989.
- [4] Dong-jin Bae, Analysis and Design of the Induction Motor using Neural Network, Seoul National University, 1996.
- [5] Seung-Beum Chung, A New Algorithm for Structural Optimization of Neural Networks, KAIST, 1997.
- [6] Dal-Ho Im, Cheol-Jick lee, Seung-Chan Park, "Optimization of Design Variables of SLIM using the Equivalent Circuit Analysis and SUMT," KIEE Trans., vol. 42, no. 5, pp.340-343, 1993.

◇ 저자소개 ◇

김창업 (金昌業)

1960년 1월 1일생. 1983년 서울대학교 전기공학과 졸업(학사). 1990년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1995년 한양대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사). 1983. 2~1997. 2 (주)효성중공업 기술연구소 책임연구원. 2000. 8~2001. 8 영국 University of Southampton Post Doc. 1997. 3~현재 호서대학교 전기정보통신공학부 조교수.