

## Multiojective Design Optimization of Brushless DC Motor

全 衍 度\* · 若尾 真治\*\* · 李 柱\*\*\* · 吳 在 應§  
(Yon-Do CHUN · Shinji WAKAO · Ju LEE · Jae-Eung OH)

**Abstract** - The multiobjective optimization (MO) problem usually includes the conflicting objectives and the use of conventional optimization algorithms for MO problem does not so good approach to obtain an effective optimal solution. In this paper, genetic algorithm (GA) as an effective method is used to solve such MO problem of brushless DC motor (BLDCM). 3D equivalent magnetic circuit network (EMCN) method which enables us to reduce the computational burden is also used to consider the 3D structure of BLDCM. In order to effectively obtain a set of Pareto optimal solutions in MO problem, ranking method proposed by Fonseca is applied. The objective functions are decrease of cogging torque and increase of torque respectively. The airgap length, teeth width and magnetization angle of PM are selected for the design variables. The experimental results are also shown to confirm the validity of the optimization results.

**Key Words** : Multiobjective Design Optimization, Genetic Algorithm, Brushless DC motor, 3D Equivalent Magnetic Circuit Network Method

### 1. 서 론

최근 최적화기법에 대한 이론적 연구의 진전과 컴퓨터의 고성능화에 따라 각종 전기기기의 성능 및 효율 향상을 목적으로 전자계 수치해석기법과 최적화기법을 조합한 최적설계 방법이 활발히 연구되고 있다. 설계자의 의도에 적합한 기기를 개발하고 그에 따른 비용, 시간 등을 줄이기 위해서는 컴퓨터를 이용한 최적설계 방법이 유용하지만 실제로 설계 단계에 널리 적용되고 실용화되기에는 아직도 많은 어려움이 존재한다. 예를 들면, 얻어진 최적해의 만족도는 설계 변수의 공차나 외부환경 조건 변화 등으로 인한 불확실성의 영향을 고려하지 못하여 실용적 관점에서 취약한 설계가 될 수도 있으며, 설계 환경의 여러 조건을 모두 고려하면 복잡한 비선형 문제가 되어 여기에 반복계산을 기본으로 하는 최적설계를 적용할 경우, 설계자의 의도에 만족하는 해를 구하기 위한 계산시간이 허용범위를 초과할 수도 있다[1]. 또한 기기의 구조상 3차원 해석을 할 필요가 있는 경우 허용 계산시간의 제한 등으로 최적설계의 적용은 더욱 어렵게 된다.

각종 전기기기를 대상으로 최적설계를 실제로 적용해 보

면, 설계자가 원하는 목적함수는 보통 여러 개가 존재하며, 많은 국소해를 가지는 경우가 대부분이다. 현재 이러한 다목적최적화 (Multiobjective Optimization: 이하 MO라 함) 문제의 해법으로 다양한 방법들이 제안되고 있다. 가중치를 이용하여 목적함수들을 하나의 선형 합으로 변환하여 단일 목적함수로 만드는 가중치 방법은 다수의 목적함수 사이에 가중치를 적절히 설정하기가 곤란한 단점이 있다. 또한 하나의 목적함수만 남기고 그 이외의 목적함수는 제약조건으로 처리하는  $\epsilon$ 제약법은 전역최적점 외에 국소최적점들이 다수 존재하는 경우, 이러한 국소최적점을 탐색하기가 어렵다[2].

MO 문제에서는 보통 다수의 목적함수 사이에 서로 경합 (trade off) 관계가 성립하므로 모든 목적함수의 최적화를 동시에 만족하기는 사실상 어려우며, 최적이라는 관점에서 주안점을 어디에 두느냐에 따라서 선택되는 최적해는 달라지게 된다. 그러므로 이러한 최적해를 “어떻게 적절히 균형 있게 선택할 것인가?”라는 본질적인 문제에 대해서는 기존의 일반적인 최적화기법을 적용하면 하나의 전역 최적점에 만 수렴하게 되므로 미흡한 점이 많다[3].

MO 문제에서 목적함수 사이의 경합관계에 대해 적절히 균형을 가지고 해를 얻기 위해서는 “파레토 (Pareto) 최적성”이 중요한 개념이다. 파레토 최적성은 MO의 해를 다른 임의의 해와 종합적으로 비교해서 열세가 되지 않도록 보증하는 것이다. 즉 다른 어떤 해보다도 반드시 우위에 있다고 말할 수 없지만, 보다 우세한 해가 다른 해에는 존재하지 않는 상태이다. 일반적으로 파레토 최적성을 만족하는 해는 복수개가 존재한다. 따라서 컴퓨터에 의해 최적화 계산 단계에서 최적해의 후보를 복수 선출하고 설계자에게 선택의

\* 正 會 員 : 漢陽大 BK21機械分野 契約教授 · 工博  
 \*\* 非 會 員 : 日本 早稲田大学 理工学部 電気 · 情報生命  
 工学科 助教授 · 工博  
 \*\*\* 正 會 員 : 漢陽大 工大 電気工學科 助教授 · 工博  
 § 非 會 員 : 漢陽大 工大 機械工學部 教授 · 工博  
 接受日字 : 2003年 11月 4日  
 最終完了 : 2004年 4月 5日

여지를 남겨둔 후, 설계자 자신이 설계상의 제약이나 제작시의 공차 혹은 수치화가 곤란한 기기의 특성 등 다양한 요소를 종합적으로 고려해서 최종적으로 최적해를 결정하는 방법이 효율적이고 실용적이며 동시에 균형을 가진 최적해를 선택하는데 크게 도움이 된다고 할 수 있다[2-4].

본 논문에서는 이러한 MO 문제에 대해 유전알고리즘(Genetic Algorithm: 이하 GA라 함)을 사용하여 최적해의 후보를 복수 산출하는 것에 초점을 두고 최적해의 후보로서 파레토 최적해를 구하는 방법에 대해서 설명한다. GA는 생물의 진화과정 원리에 기초한 확률적인 최적화 기법으로 다목적함수의 최적화를 쉽게 처리할 수 있다. 최적설계의 적용모델로서 영구자석 오버행 및 회전자 캡 구조를 가진 브러시리스 직류전동기의 특성 개선을 위해 코딩토크 저감 및 토크 증가를 목적함수로 선택하였으며, 설계변수로는 고정자 치 폭, 영구자석의 자화 각도 및 공극 길이를 선정하였다. 적용모델은 구조적으로 2차원 해석이 곤란하므로, 계산시간을 줄이고 3차원 해석에 효과적인 3차원 등가자기회로방법을 이용하여 최적설계를 시행하였다. 또한 얻어진 최적설계 결과를 가지고 실제 모터를 제작하고, 초기모델 및 최적설계 모델에 대해서 실험치 및 해석치를 비교함으로써 결과의 타당성을 확인하였다.

## 2. 유전알고리즘에 의한 다목적 최적화

### 2.1 다목적 최적화 문제

2개의 목적함수 사이에 그 우선 순위가 명확하지 않은 경우 혹은 양쪽 목적함수의 최적해를 모두 얻고자 하는 경우에는 2개의 목적함수를 동시에 최적화하는 문제 설정이 필요하게 된다. 이와 같이 복수의 목적함수를 가지는 최적화 문제를 MO문제라고 한다. 목적함수가 경합하는 경우 복수개의 목적함수를 동시에 최소화하는 완전최적해는 일반적으로 존재하지 않는다. MO문제는  $k$ 개의 상호 경합하는 목적함수를  $m$ 개의 제약조건으로 최소화(또는 최대화)하는 문제로서 다음과 같이 정의된다[4].

$$\begin{aligned} &\text{minimize } f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x))^T \\ &\text{subject to } x \in F \triangleq \{x | g_j(x) \leq 0, \forall j=1, 2, \dots, m\} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, 목적함수  $f_i(x)$  및 제약조건  $g_j(x)$ 는 변수  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 의 비선형 함수로서 식 (2)로 주어지며  $F$ 는 실행가능 영역을 나타낸다.

$$\begin{aligned} f_i(x) &= f_i(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad i=1, \dots, k \\ g_j(x) &= g_j(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad j=1, \dots, m \end{aligned} \quad (2)$$

### 2.2 파레토(Pareto) 최적해의 개념

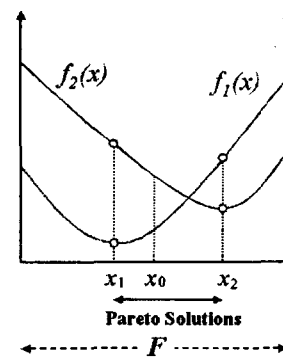
파레토 최적해는 이탈리아의 공학자이자 경제학자인 V. Pareto에 의해 처음 정의되었으며, MO문제에서 소극적인 해로서 어느 목적함수 값을 개선하기 위해서 적어도 다른 하나의 목적함수 값을 나쁘게 만들지 않도록 하는 해를 파레토 최적해라고 한다. 식 (1)로 정의된 최적화 문제에 대해서  $x_0 \in F$ 일 때 파레토 최적해는 다음과 같이 정의된다[4].

- 약파레토 최적해: 모든  $k$ 에 대해  $f_k(x) < f_k(x_0)$ 인  $x \in F$ 가 존재하지 않을 때  $x_0$ 를 약파레토 최적해(Weak Pareto optimal)라 한다.

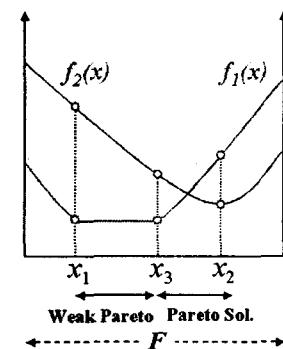
- 파레토 최적해: 모든  $k$ 에 대해  $f_k(x) \leq f_k(x_0)$ 인  $x \in F$ 가 존재하지 않으며, 적어도 하나의  $k$ 에 대해서  $f_k(x) < f_k(x_0)$ 가 성립할 때  $x_0$ 를 (강)파레토 최적해(Pareto optimal)라 한다.

- (완전)최적해: 임의의  $x \in F$ 에 대해  $f(x) \geq f(x_0)$ 가 성립할 때, 즉 모든  $k$ 에 대해서  $f_k(x) \geq f_k(x_0)$ 일 때  $x_0$ 는 (완전)최적해라고 한다. 완전최적해는 모든 목적함수에 대해서 최소가 되는 해이고, 따라서 가장 이상적인 해이지만 실제 다목적 문제에서는 이러한 완전최적해는 존재하기 어렵다.

구체적으로 예를 들어 설명하면,  $x$ 가 스칼라이고,  $f_1(x)$  및  $f_2(x)$ 가 그림 1 (a)와 같은 함수일 때  $x_1$ 는  $f_1$ 의 최소점,  $x_2$ 는  $f_2$ 의 최소점이다. 이때  $x_1 \leq x \leq x_2$ 인  $x$ 에 대해서는  $x$ 가 증가하면  $f_1(x)$ 는 증가하고,  $f_2(x)$ 는 감소한다. 결국,  $f_1$ 과  $f_2$ 를 동시에 감소시킬 수는 없으며 목적함수 사이에는 서로 경합관계가 발생한다.  $x_1 \leq x \leq x_2$ 를 만족하는 임의의  $x$ 를  $x_0$ 로 하면,  $x_0$ 는 위에서 정의한 파레토 최적해를 만족하는 것을 알 수 있다. 파레토 최적해는 보통의 경우, 하나가 아닌 해집합이 된다. 그림 1(b)는 약파레토 최적해의 경우를 나타내고 있다. 약파레토 최적해는 다른 어느 점과 비교하여도 적어도 하나의 목적함수에 대해서 열세이지 않는 것을 요구하므로 다른 목적함수에 관한 우열은 무시한 경우의 해이다. 따라서  $x_1 \leq x_0 \leq x_3$ 가 되는  $x_0$ 는 약파레토 최적해이다.



(a) Pareto optimal solution



(b) Weak Pareto optimal solution

그림 1. 파레토 최적해의 개념

Fig. 1. Concept of Pareto optimal solution

그림 2는 목적함수가  $f_1(x)$ ,  $f_2(x)$ 인 경우, 평면[ $f_1(x)$ ,  $f_2(x)$ ]상에서 파레토 최적해를 나타내고 있다. 그림에서 제약조건에 의해 변수허용공간 내에서 파레토 해를 구한다고 하면, 정의에 의해서 굵은 선 위의  $x_0, x_2, x_3$  3개가 파레토 최적해로서 구하고자 하는 탐색해가 되며, 점선 부분의 해는 약파레토 최적해가 된다. 결국 단목적 최적화문제에서는 하나의 최적해를 가지지만 MO 문제에서는 파레토 최적해 집합을 가지게 되므로, MO 문제의 궁극적 목표는 될 수 있는 한 많은 파레토 최적해를 찾는 것이라고 할 수 있다.

파레토 최적해 집합을 연결한 선을 "Pareto optimal front"라 하며 주로 설계 허용공간의 경계에 위치하게 된다. "Pareto optimal front"의 길이, 형태 등은 목적함수 개수와 목적함수의 상호작용 등에 주로 의존한다. 대부분의 경우, 경계선은 목적함수 사이의 경합관계가 클 경우 걸치는 범위는 넓어지고, 작은 경우는 범위가 좁아지게 된다[10]. 다목적 최적화 문제에서는 목적함수가 대부분 경합관계이고 "Pareto optimal front"는 많은 최적해를 포함하므로, 얻어진 파레토 최적해 집합으로부터 하나의 최적해를 선택할 때에는 목적함수의 경합관계 및 설계자의 기호를 바탕으로 합리적으로 선택하는 작업이 필요하다. 결국 파레토 최적해는 MO 문제에 대해서 가장 적절한 해라고 말할 수 있다.

2.3 유전알고리즘을 이용한 다목적최적화 방법

GA는 생물의 진화과정 원리, 즉 세대를 형성하고 개체 집합 중에서 환경에 대한 적응도가 높은 개체가 다음 세대에 많이 살아남으며, 교차 및 돌연변이를 통해 다음 세대를 형성해 가는 과정을 묘사하는 확률적인 최적화기법이다. GA는 1960년대 Holland에 의해 적응시스템 연구에 처음 적용된 이래 공학을 비롯한 많은 분야에서 다양하게 이용되고 있다[5][6]. 기존의 최적화 기법들은 함수의 연속성이나 미분 가능성 등이 보장되지 않을 경우 최적화하는데 많은 어려움이 있으나 GA는 강인하고 전역적인 탐색방법으로서 이러한 어려움을 해결할 수 있다.

GA를 사용한 MO 기법은 최적화 대상이 되는 복수개의 특성을 각각 목적함수로 변환해서 개별적으로 취급할 수 있으므로 MO 문제에 대해서 쉽게 적용할 수 있다. 그림 3은 MO 설계를 위한 GA 흐름도를 나타내고 있으며, 그 내용은 일반적인 GA와 거의 동일하다. 다만 GA를 사용한 MO 문제에서는 복수의 목적함수를 병렬적으로 취급하도록 적응도 계산 및 그에 따른 개체 선택 등의 부분을 별도로 고려해야 한다.

GA를 이용한 MO 기법은 파레토 최적해를 적절히 평가, 선택하고 다음 세대로 남기는 것이 중요한 핵심이다. 이를 위해서 여러 방법들이 제안되고 있지만 크게 구분하면 개체 간의 우월 관계에 기초해서 선택연산을 하는 순위에 의한 방법[7][8] 및 각각의 목적함수에 대해서 독립적으로 선택을 하는 방법[9]으로 나눌 수 있다. 순위에 의한 방법은 우월 관계를 기초로 정해진 순위를 가지고 GA의 적합도 함수를 만들고, 이것에 의해 선택을 하는 방법이다. 본 논문에서는 여러 가지 순위 방법 중에서 Fonseca에 의한 방법을 적용하고자 한다[7].

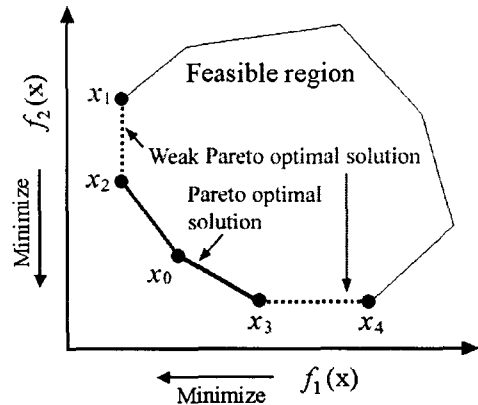


그림 2. 두 개의 목적함수 평면상에서의 파레토 최적해  
Fig. 2. Pareto optimal solution on the plane between two objective functions

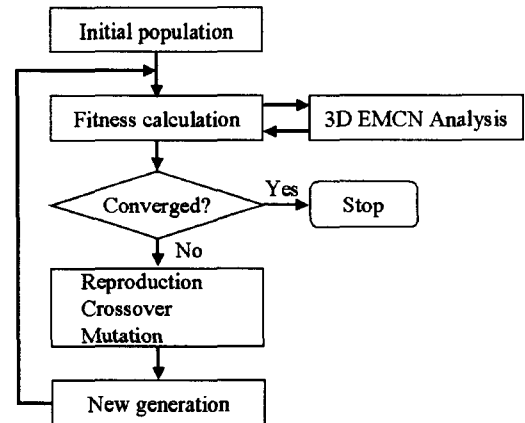


그림 3. 다목적최적설계를 위한 유전알고리즘의 흐름도  
Fig. 3. Flowchart of genetic algorithm for multiobjective optimization design

Fonseca의 순위 결정방법에 따르면 GA의 어느 세대에서도 개체  $x_i$ 가  $p_i$ 개의 개체보다 우월하지 않을 때,  $x_i$ 개체의 순위는 다음 식에 의해 결정된다.

$$rank(x_i) = 1 + p_i \tag{3}$$

식 (3)에 의해 결정되는 순위를 이용하여 적응도 함수는 식 (4)와 같이 계산하였다.

$$Fitness = 1/rank(x_i) \tag{4}$$

그림 4는 목적함수가 2개인 최적화 문제에 대해서 Fonseca 순위법을 적용한 경우의 순위 값을 괄호 안에 표시한 것이다. 순위에 의한 방법에서는 모든 개체에 대해서 그 우월 관계를 조사할 필요가 있기 때문에 계산량이 많아진다 는 단점이 있다.

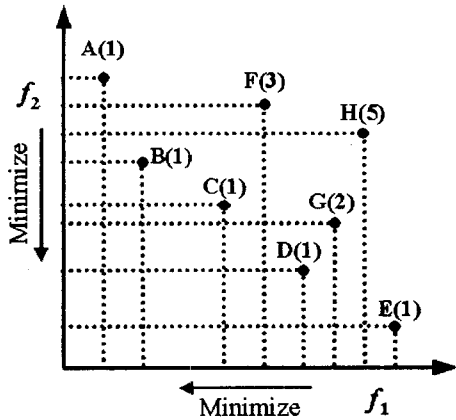


그림 4. Fonseca 순위법의 예  
Fig. 4. Example of Fonseca's ranking method

3. 최적설계 결과 및 고찰

3.1 설계변수와 제약조건

그림 5는 회전자 요크 캡 및 비대칭 오버행 구조를 가지는 브러시리스 직류전동기의 3차원 형상을 나타내고 있다. 본 논문의 모델은 극수 8, 슬롯수 12, 3상 전파구동 방식으로 대칭성을 고려하여 2극분을 설계대상으로 하였다. 영구자석 재질은 링형 페라이트로 자극 전체가 원주방향으로 균일하게 자화되어 있는 아니라 자극 경계에서는 약하게 착자된 사다리꼴 분포 형태를 갖는 것으로 가정하였다.

브러시리스 직류전동기의 코강토크 저감 및 토크 증대를 목적함수로 설정하고 설계변수로는 그림 6과 같이 공극 길이, 치폭 및 영구자석의 자화 각도를 선정하였으며, 각 변수의 제약조건은 표 1과 같다. 영구자석의 자화 분포는 푸리에 급수를 이용하여 식 (5)와 같이 계산하였다.

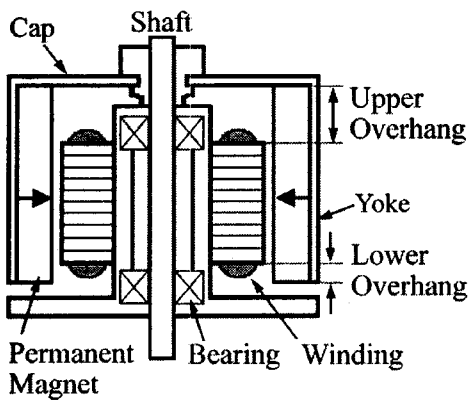
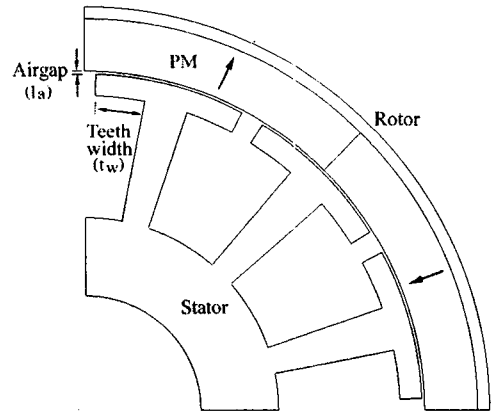
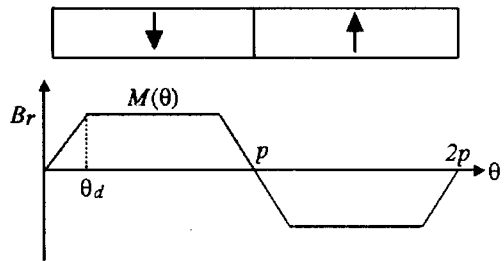


그림 5. 오버행 및 회전자 캡 구조를 가진 브러시리스 직류전동기의 r-z 단면  
Fig. 5. Cross section on the r-z plane in brushless DC motor with overhang and cap structure



(a) 공극길이, 치폭



(b) 영구자석자화 각도

그림 6. 설계변수  
Fig. 6. Design variables

표 1. 설계변수와 제약조건

Table 1. Design variables and constraints

설계변수	제약조건
공극길이 ( $l_a$ )	$0.25 \leq l_a \leq 0.4$
치폭 ( $t_w$ )	$8 \leq t_w \leq 10$
자화각도 ( $\theta_d$ )	$1 \leq \theta_d \leq 22.5$

$$M(\theta) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{2pB_r}{n^2\pi^2\theta_d} \left[ \sin \frac{\theta_d n\pi}{p} + \sin \frac{p-\theta_d}{p} n\pi \right] \sin \frac{n\pi}{p} \theta \quad (5)$$

여기서  $\theta_d, B_r$ 은 각각 영구자석의 자화 각도, 잔류 자속밀도이다.

3.2 해석 방법

일반적으로 최적설계는 반복계산 횟수가 많고, 계산시간이 많이 소요되므로 보통 2차원 해석방법을 최적화기법과 연계해서 사용하고 있다. 그러나 해석대상의 형상이 2차원 해석을 적용하기 어려울 경우, 필연적으로 3차원 해석을 수행할 수 밖에 없다. 본 논문의 모델은 영구자석 오버행 및 회전자 캡 구조를 가지고 있으므로 정확한 특성 해석을 위해서는 3차원 해석이 필요하다. 전자계 해석을 위해서는 유한요소법이 많이 사용되고 있으나, 3차원 유한요소해석을 다목적최적설계 문제에 이용할 경우, 최적설계의 처리가 더욱

복잡해지고 미지수의 급격한 증가 및 많은 반복계산 등으로 인해 계산시간이 크게 늘어나므로 본 논문에서는 계산시간을 단축하기 위해서 3차원 등가자기회로방법을 이용하였다. 3차원 등가자기회로방법은 기존의 자기회로법에 수치해석적 기법을 도입하여 분포정수로 퍼미언스를, 계변수로 자기스칼라 포텐셜을 사용하여 기기의 3차원 특성을 쉽게 구할 수 있는 해석 방법으로 시스템 행렬의 이산도가 3차원 유한요소법보다 우수하므로 행렬 계산시 소요되는 메모리가 감소하고 계산시간이 작은 장점을 가지고 있다. 3차원 등가자기회로방법에 관해서는 그 동안 많은 논문이 발표되었으므로 본 논문에서는 자세한 정식화 과정은 생략하고 결과치만 간단히 정리한다[11-13].

두절점 (i,j,k)와 (i+1,j,k)의 자위가 각각  $U_{i,j,k}$ ,  $U_{i+1,j,k}$ 일 때, r방향으로의 자속과 자속밀도는 식 (6) 및 식 (7)로 나타낼 수 있다.

$$\Phi_{i,j,k}^r = P_{i,j,k}^r (U_{i,j,k} - U_{i+1,j,k} + E_{i,j,k}^r) \quad (6)$$

$$B_{i,j,k}^r = \Phi_{i,j,k}^r / S_{i,j,k}^r \quad (7)$$

여기서  $P_{i,j,k}^r$ 는 r방향 두절점 사이의 퍼미언스,  $U_{i,j,k}$ 는 절점 (i,j,k)에서의 자기스칼라 포텐셜,  $E_{i,j,k}^r$ 는 영구자석 또는 전기자권선의 기자력,  $S_{i,j,k}^r$ 는 r방향 두절점 사이의 단면적이다.

임의 절점에 대하여 각 방향의 자속식을 구성한 후 해석 영역의 각 절점에 자속의 연속조건을 적용하여, 조합하면 식 (8)과 같은 대수방정식으로 표현할 수 있다.

$$[P]_{n \times n} \{U\}_{n \times 1} = \{F\}_{n \times 1} \quad (8)$$

여기서,  $[P]$ 는 퍼미언스 계수행렬,  $\{U\}$ 는 절점자위 행렬,  $\{F\}$ 는 구동벡터(기자력 × 퍼미언스)를 나타낸다.

그림 7은 부채꼴 요소를 사용한 해석모델의 요소분할도를 나타낸다. 공극의 요소는 해석의 정밀성을 위하여 5층으로 분할하였으며, 전체 요소수 및 절점수는 175,980이다. 코깅토크 및 토크 특성은 맥스웰 용력법을 적용하여 계산하였다.

### 3.3 최적화 결과 및 검토

GA 적용시의 파라미터는 표 2와 같다. 그림 8은 150세대까지의 순위가 1인 파레토 최적해 집합을 나타내고 있으며, 파레토 최적해의 개수는 모두 250개이다. 그림에서처럼 목적함수인 코깅토크 저감 및 토크 증가 사이에 서로 경합관계가 있는 것을 확인할 수 있으며, 설계영역에서 목적함수의 전체적인 경향을 쉽게 파악할 수 있다. 파레토 최적해 집합으로부터 최적설계값은 초기 모델의 토크값을 기준으로 코깅토크가 가능한 한 최소가 되도록 그림의 화살표로 표시한 점을 최종 최적해로 선택하였다. 이러한 해집합은 GA를 이용한 MO 기법의 주요 특징으로서 기존의 다목적최적화 기법인 가중치 방법이나  $\epsilon$  제약법 등의 적용으로는 구하기 어려우며, 구해진 파레토 최적해 집합의 정보를 이용해서 목적

함수간에 적절한 균형을 유지하는 해를 설계자가 종합적으로 판단해서 쉽게 구할 수 있는 장점이 있다.

초기형상의 치수와 최종적으로 선택된 최적설계치의 비교는 표 3과 같다. 그림 9 및 그림 10은 선택된 파레토 최적해를 대상으로 한 코깅토크 및 토크의 해석결과이다. 초기 모델과 비교하였을 때 최적화된 모델의 평균 토크 값은 2.6[%]로 조금 감소하였지만 코깅토크는 피크치 값을 비교하였을 때 초기모델보다 73.35[%] 저감시킬 수 있었다.

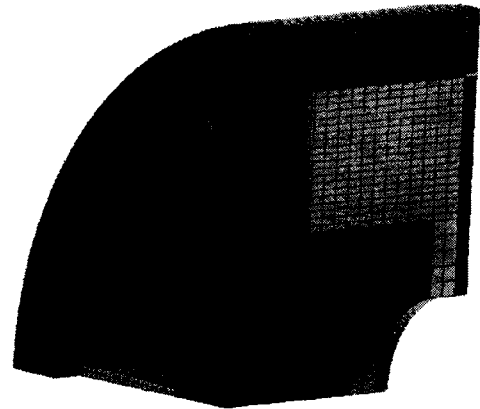


그림 7. 해석모델의 요소분할도  
Fig. 7. Mesh of analysis model

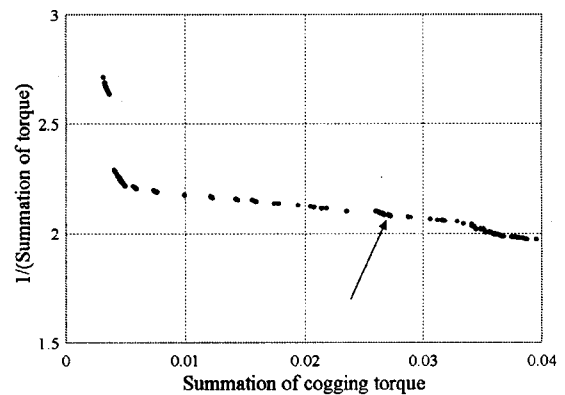


그림 8. 파레토 최적해집합  
Fig. 8. Set of Pareto optimal solutions

표 2. 유전알고리즘 파라미터

Table 2. Parameters of genetic algorithm

Number of population	16
Chromosome length	8
Representation scheme	Binary
Crossover probability	0.38
Mutation probability	0.03
Generation	150

그림 11, 그림 12는 최적설계된 값을 토대로 실제로 모터를 제작하고 초기모델 및 최적설계 모델에 대한 코깅토크 및 평균토크 특성 측정치를 비교한 것이다. 코깅토크의 경우 최적설계 모델은 초기모델에 비해 피크치 값을 기준으로 약 67.55[%] 저감되었고, 속도 변화에 따른 평균토크의 경우 초기모델과 비교해서 거의 같은 값을 유지하고 있음을 알 수 있었다. 최적설계 모델에 대한 코깅토크 파형이 실험치 및 해석치 사이에 다소 차이가 있으나 이는 모터 제작시의 공차, 영구자석 착자 각도의 오차, 착자파형의 불균일 등으로 인한 것으로 사료된다.

4. 결 론

본 논문에서는 브러시리스 직류전동기를 대상으로 한 다목적최적화 문제에 대해서 유전알고리즘과 3차원 등가자기 회로방법을 이용한 다목적최적설계 기법을 적용하였다. 다양한 파레토 최적해 집합을 구하기 위해서 유용성이 많은 Fonseca 순위법을 사용하였으며, 얻어진 최적해 집합으로부터 목적함수 사이의 전체적인 경향을 쉽게 파악하고 설계자의 종합적 판단에 따라서 목적함수 사이에 균형을 가지는 최적해를 선택할 수 있었다. 또한 최적해를 바탕으로 실제 기기를 제작하여 코깅토크 및 토크 특성을 측정하고 이를 해석치와 비교하여 결과의 타당성을 확인하였다. 전기기기의 다목적 최적설계시 본 논문의 방법을 적용한다면 원하는 최적해를 보다 효과적이고 실용적으로 구할 수 있을 것으로 판단된다.

감사의 글

본 연구는 일본학술진흥회 및 산업자원부에서 시행한 전력산업 인프라우축지원 사업으로 수행된 논문입니다.

표 3. 최적설계 결과

Table 3. Optimization design results

	자화각도(°)	치폭(°)	공극길이(mm)
초기 모델	2.045	9	0.3
최적화모델	6.53	10	0.25

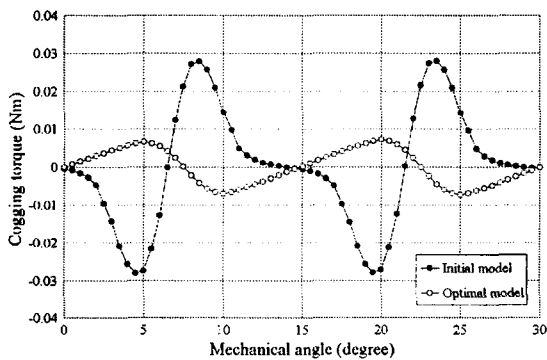


그림 9. 초기모델 및 최적모델의 코깅토크 해석결과 비교  
Fig. 9. Comparison of cogging torque analysis results between initial model and optimal model

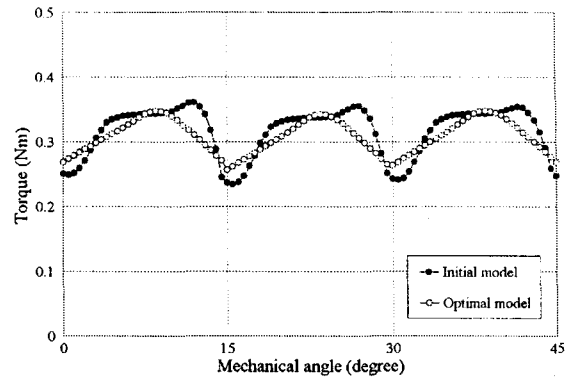


그림 10. 초기모델 및 최적모델의 토크 특성 (1700 rpm)  
Fig. 10. Comparison of torque analysis results between initial model and optimal model (1700 rpm)

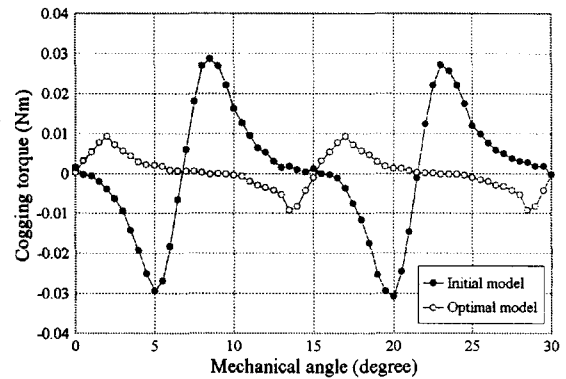


그림 11. 초기모델과 최적모델의 코깅토크 측정치 비교  
Fig. 11. Comparison of cogging torque experimental results between initial model and optimal model

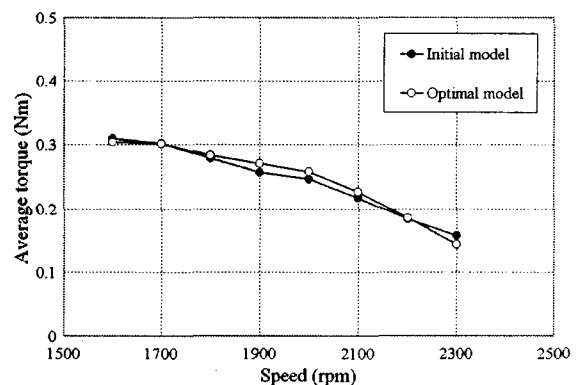


그림 12. 속도변화에 따른 초기모델과 최적모델의 평균토크 특성 측정치 비교  
Fig. 12. Comparison of average torque experimental results with velocity between the initial model and optimal model

참 고 문 헌

- [1] 若尾・高橋, “最適化手法実用上の問題点, 電磁界解析技術の実用化と最適化への展開,” 平成11年電気学会全国大会講演論文集[5], S24-4, 1999.
- [2] 北野, 遺伝的アルゴリズム 2, ch. 3, pp. 71-87, 産業図書, 1995.
- [3] H. Tamaki, M. Mori and M. Araki, “Generation of a Set of Pareto-Optimal Solutions by Genetic Algorithms,” 日本計測自動制御学会論文集, vol. 31, no. 8, pp. 1185-1192, 1995.
- [4] 西川, 最適化, ch. 4, pp. 162-173, 岩波書店, 1982.
- [5] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems: an Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, Cambridge, 1992.
- [6] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [7] C. M. Fonseca and P. J. Fleming, “Genetic algorithms for multiobjective optimization: formulation, discussion and generalization,” *Proceedings of 5th International Conf. on Genetic Algorithms*, pp. 416-423, 1993.
- [8] J. Horn, N. Nafpliotis, and D. E. Goldberg, “A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization,” *Proceedings of 1st IEEE Conf. on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 82-87, 1994.
- [9] J. D. Schaffer, “Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms,” *Proceedings of 1st International Conf. on Genetic Algorithms and Their Applications*, pp. 93-100, 1985.
- [10] K. Deb, “Multi-objective genetic algorithms: problem difficulties and construction of test problem,” *Evolutionary Computation*, vol. 7, no. 3, pp. 205-230, 1999.
- [11] J. Hur, S. B. Yoon, D. Y. Hwang and D. S. Hyun, “Analysis of PMLSM using 3 dimensional equivalent magnetic circuit network method,” *IEEE Trans. on Magn.*, vol. 33, no. 5, pp. 4143-4145, 1997.
- [12] J. Hur, Y. D. Chun, J. Lee and D. S. Hyun, “Analysis of radial force density in brushless DC motor using 3 dimensional equivalent magnetic circuit network method,” *IEEE Trans. on Magn.*, vol. 34, no. 5, pp. 3142-3145, September, 1998.
- [13] Y. H. Kim, C. S. Jin, S. Kim, Y. D. Chun and J. Lee, “Analysis of hybrid stepping motor using 3D equivalent magnetic circuit network method based on trapezoidal element,” *Journal of Applied Physics* vol. 91, no. 10, pp. 8311-8313, May, 2002.

저 자 소 개



전 연 도(全 衍 度)

1970년 3월 4일 생. 1996년 한양대 전기공학과 졸업. 1998년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2001년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 2001년~2003년 일본학술진흥회 외국인특별연구원. 현재 한양대 BK21 기계분야 계약교수.  
Tel.: (02) 2290-1782  
E-mail: ydchun@ieee.org



WAKAO Shinji(若尾 真治)

1965년 7월 7일 생. 1993년 일본 와세다대학 대학원 이공학과 박사후기과정 수료(공학). 1996년~현재 와세다대학 전기·정보생명공학과 조교수. IEEE 등 회원.  
Tel.: +81-3-5286-3219  
Email: wakao@waseda.jp



이 주(李 柱)

1963년 8월 30일 생. 1986년 한양대 전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1988년~1993년 국방과학연구소 연구원. 1997년 일본 큐슈대학교 SYSTEM 정보과학연구과 졸업(공학) 1997년 한국철도기술연구원 선임연구원. 1997년~현재 한양대 공대 전자전기공학부 조교수.  
Tel.: (02) 2290-0342  
E-mail: julee@hanyang.ac.kr



오 재 응(吳 在 應)

1951년 1월 2일 생. 1975년 한양대 기계공학과 졸업. 1980년 일본 요코하마 요코하마 국립대학원 안전공학과 졸업(석사). 1983년 일본 동경공업대 기계공학과 졸업(공학). 2000년~현재 한국평가학회 총무이사. 2003년~현재 한국소음진동공학회 부회장. 1992년 3월~현재 한양대학교 교수. 2002년 8월~현재 본교 기획조정처 기획조정처장 및 본교 BK 기계사업단 사업단장.  
Tel.: (02) 2290-0452  
E-mail: jeoh@ihanyang.ac.kr