

# 지능형 최적화 기법 이용한 하이브리드 자기부상 시스템의 설계

## Design of Hybrid Magnetic Levitation System using Intelligent Optimization Algorithm

조 재 훈\* · 김 용 태†  
(Jae-Hoon Cho · Yong-Tae Kim)

**Abstract** - In this paper, an optimal design of hybrid magnetic levitation(Maglev) system using intelligent optimization algorithms is proposed. The proposed maglev system adopts hybrid suspension system with permanent-magnet(PM) and electro magnet(EM) to reduce the suspension power loss and the teaching-learning based optimization(TLBO) that can overcome the drawbacks of conventional intelligent optimization algorithm is used. To obtain the mathematical model of hybrid suspension system, the magnetic equivalent circuit including leakage fluxes are used. Also, design restrictions such as cross section areas of PM and EM, the maximum length of PM, magnetic force are considered to choose the optimal parameters by intelligent optimization algorithm. To meet desired suspension power and lower power loss, the multi object function is proposed. To verify the proposed object function and intelligent optimization algorithms, we analyze the performance using the mean value and standard error of 10 simulation results. The simulation results show that the proposed method is more effective than conventional optimization methods.

**Key Words** : Intelligent optimization, Hybrid magnetic levitation system, Teaching-learning based optimization, Magnetic equivalent circuit.

### 1. 서 론

자기부상 이송시스템은 고전적인 레일 및 휠 기반의 이송장치와 비교했을 때 친환경적, 에너지 소비, 안전성 및 속도 면에서 더욱 더 우수한 것으로 알려져 있다[1]. 자기부상시스템은 부상 방식에 따라 크게 세 가지 형태로 구분 되며 전자석의 흡입력을 이용하는 흡인식 자기부상 방식, 반반력을 이용한 반발식 자기부상시스템 그리고 전자석 코어에 영구자석을 삽입하는 하이브리드형 자기부상방식이 있다. 이러한 자기부상시스템의 개발을 위하여 수학적 모델링과 해석기법들이 필수적으로 요구된다. 현재까지 다양한 해석 기법들이 개발되고 제안되어져 왔으나 일반적으로 유한요소해석[2-3]이 가장 대표적이다. 그러나 유한요소해석은 정확도가 뛰어난 반면 해석을 위한 시간 및 비용 등의 문제들이 존재하여 왔으며 이러한 단점들을 해결하기 위한 다양한 기법들이 제안되어져 왔다. Sub-domain 기반 해석방법[4-5]은 정확하지만 비대칭을 가지는 형상을 다루기에 쉽지 않고 또한 재료의 특성, 철의 투자율 및 포화 특성, 영구자석의 특성 등을 무시하기 때문에 정확성이 많이 떨어지는 단점이 존재한다. 자기등가회로기법은 상대적으로 더 정확한 값을 제공할 뿐만 아니라 재

료들의 특성 및 비대칭 구조 등을 적용할 수 있고 비교적 쉽게 해석할 수 있다는 장점이 있어 자기부상시스템의 해석에 많이 이용되어지고 있다[6-8].

최근까지도 다양한 자기부상 이송장치들이 개발되어지고 상용화를 위한 시험들이 행해지고 있다. Lee 등은 고속 흡인식자기부상 시스템을 위한 초전도 흡인식 자기부상시스템의 시제품에 대한 시험 및 성능 분석을 수행하였다[9]. Dias 등은 HTS 초전도의 자기 특성을 기반으로 하는 초전도 자기부상시스템을 제안하였다[10]. 그러나 초전도 시스템을 이용하여 흡인식 자기부상시스템의 특성을 크게 개선하였다 하더라도 흡인식자기부상시스템의 전력 손실에 대한 단점은 여전히 문제로 여겨지고 있다[11]. 하이브리드 방식은 전자석에 영구자석을 삽입하는 점을 제외하고는 흡인식자기부상방식과 원리는 동일하며 영구자석을 이용함으로써 흡인식 자기부상시스템의 단점으로 인식되어왔던 전력 손실을 줄일 수 있는 장점이 있다. 그러나 영구자석과 전자석간의 특성을 해석하는 것이 쉽지 않은 단점이 존재한다[12]. 또한 일반적인 하이브리드 시스템의 구조의 경우 영구자석의 면적과 전자석의 코어의 면적을 동일한 면적으로 설계하는 기술들이 연구되어져 왔으나, 최근에는 자기력과 손실의 감소를 위한 새로운 구조의 전자석 설계 기법들이 제안되고 있다[13].

한편 자기부상시스템의 설계에서 다른 중요한 기술은 설계 변수들의 선정이다. 동일한 성능을 보장하는 부상시스템에서의 설계 변수들은 무수히 많을 수 있기 때문에 적절한 설계 조건들과 그 조건에 맞는 최적 설계 변수 값들을 선정할 수 있는 기법들이 필요하다. 대표적으로 수학적 최적화 기법과 지능형 최적화

† Corresponding Author : Department of Electrical, Electronic and Control Engineering, Hankyong National University.  
E-mail: ytkim@hknu.ac.kr

\* Smart Logistics Technology Institute, Hankyong National University.

Received : July 17, 2017; Accepted : November 15, 2017

기법이 있으나 최근에는 여러 설계 조건하에서 다양한 해를 찾을 수 있는 지능형 최적화 기법을 이용한 자기부상시스템의 설계 연구가 활발히 이루어지고 있다[14-16]. 그러나 이러한 최적화 기법들을 이용한 기법들은 집단기반 최적화기법(Population based optimization)을 적용하여 왔으나, 초기 집단이나 각각의 기법에서 사용되는 사용자 선정 제어 변수들인 돌연변이율, 교배율, inertia factor, velocity range 등에 따라 성능의 차이가 크게 나타나는 단점이 있어 결과의 신뢰성 또는 반복재현성을 개선할 수 있는 기법이 필요하다.

본 논문에서는 하이브리드 자기부상시스템의 설계를 위한 지능형 최적화 기법의 적용 및 성능 비교를 수행하였다. 특히 최적화 기법 중 앞서 설명한 지능형 최적화 기법의 단점을 극복할 수 있는 수업-학습 기반 최적화 기법(Teaching-Learning Based Optimization: TLBO)을 적용하여 성능을 비교 분석하였다. 성능 평가를 위하여 자기등가회로를 이용하여 하이브리드 시스템을 해석하고 해석된 모델과 수학적 모델을 각각의 최적화 기법들을 이용하여 모의실험을 수행하였다. 모의실험 결과 TLBO 기법이 기존의 최적화 기법을 적용한 하이브리드 자기부상시스템에 비해 우수한 성능을 보임을 확인하였으며, 또한 다른 지능형 최적화 기법에 비해 신뢰성 및 반복재현성 면에서도 더 우수함을 확인하였다.

## 2. 전자석-영구자석 기반 자기부상시스템

### 2.1 하이브리드 자기부상 시스템

그림 1은 일반적인 하이브리드 자기부상시스템의 두 가지 형태의 구조를 나타낸다. 그림 1(a)의 구조는 영구자석이 전자석 코어의 삽입된 형태로 영구자석의 두께를 쉽게 조절할 수 있는 장점이 있다. 그림 1(b)의 경우 C 자형 코어의 양 끝단에 영구자석을 결합하는 형태로 전자석 코어와 결합 문제 및 가이드웨이와의 진동 등의 문제점이 있다[11]. 또한 두 가지 형태 모두 전자석 코어의 단면적과 동일한 단면적으로 영구자석을 결합하기 때문에 영구자석의 출력 특성들이 제한되는 단점이 존재할 수 있다. 따라서 Zhang 등은 그림 2와 같이 삽입되는 영구자석의 단면적과 공극에서의 전자석 코어의 단면적을 요구되는 출력 특성에 맞게 가변하여 설계하는 U자 형태의 새로운 하이브리드 자기부상시스템을 제안하였다[11]. 본 논문에서는 그림 2의 구조를 가지는 하이브리드 시스템을 분석하고 최적화하는 기법에 대하여

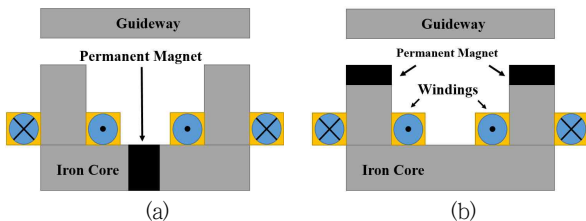


그림 1 일반적인 하이브리드 자기부상시스템의 구조  
Fig. 1 The conventional hybrid maglev structures

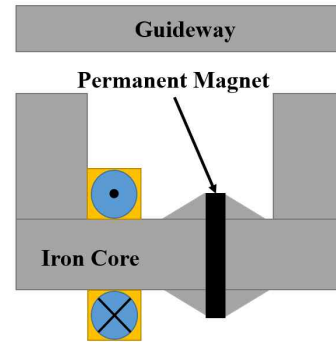


그림 2 U자형 하이브리드 자기부상시스템의 구조  
Fig. 2 U-type hybrid maglev structures

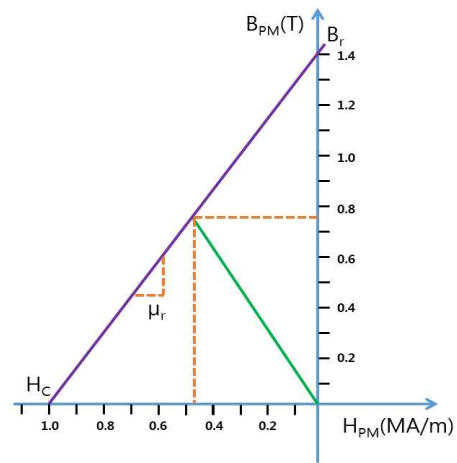


그림 3 영구자석의 감자곡선  
Fig. 3 PM demagnetization characteristic curve

설명한다.

### 2.2 자기등가회로(Magnetic equivalent circuit : MEC)

본 장에서는 하이브리드 자기부상시스템을 위한 자기등가 회로 모델을 설명한다. 먼저 영구자석은 그림 3에서 보이는 그것의 감자곡선(demagnetization curve)을 이용하여 모델링 될 수 있다 [17]. 그림 3에서 Br-Hc 직선은 영구자석의 고유의 특성을 알 수 있으며 아래의 식 (1)로서 나타낼 수 있다.

$$B_{PM} = \frac{B_r}{H_C} H_{PM} + B_r \tag{1}$$

$$B_r = \mu_0 \mu_r H_C \tag{2}$$

$$B_{PM} = \mu_0 \mu_r H_{PM} + B_r \tag{3}$$

여기서,  $B_{PM}$ 은 영구자석의 자속밀도(magnetic flux density),  $H_{PM}$ 은 영구자석의 자계강도(magnetic field intensity),  $B_r$ 은

영구자석의 잔류자속밀도(residual flux density),  $\mu_r$ 은 영구자석의 비투자율(relative magnetic permeability),  $\mu_0$ 는 진공투자율(magnetic permeability of vacuum)을 나타낸다. 실제 동작점(actual operation point)은 부하선(load line)과 감자곡선의 교차점으로부터 얻어진다. 식 (4)를 이용하면 영구자석의 자속( $\phi_{PM}$ )은 식 (5)와 같이 얻어진다.

$$\phi_{PM} = B_{PM}A_{PM} \quad (4)$$

$$\phi_{PM} = (\mu_0\mu_r A_{PM})H_{PM} + \phi_r \quad (5)$$

여기서,  $A_{PM}$ 은 영구자석의 단면적,  $\phi_r$ 은 영구자석의 잔류자속을 나타낸다. 식 (6)의 영구자석의 누설자기저항( $R_{PM}$ )과 식 (7)의 기자력(Magneto-Motive Force, mmf)으로 식 (5)를 대체하면 영구자석의 자속( $\phi_{PM}$ )은 식 (8)과 같이 표현할 수 있다.

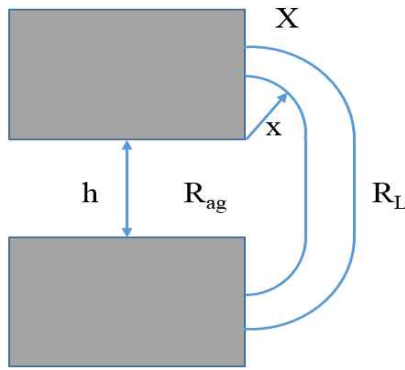


그림 4 원호와 직선을 이용한 자기저항 모델  
Fig. 4 Circular-arc straight-line reluctance model

$$R_{PM} = L_{PM}/\mu_0\mu_r A_{PM} \quad (6)$$

$$mmf = L_{PM}H_{PM} \quad (7)$$

$$\phi_{PM} = (mmf)/R_{PM} + \phi_r \quad (8)$$

여기서,  $L_{PM}$ 은 영구자석의 길이를 나타내며, 영구자석의 자속( $\phi_{PM}$ )은 자속원(flux source)과 병렬로 연결된 자기저항으로 모델링 될 수 있는 것을 알 수 있다. 또한, 두 개의 공극은 식 (9)에 보이는 것과 같이 등가 자기저항에 의해 모델링 될 수 있다.

$$R_{ag} = h/\mu_0 A_{ag} \quad (9)$$

여기서,  $A_{ag}$ 은 공극의 각각의 단면적,  $h$ 는 각각의 공극의 길이는 나타낸다. 누설 자속을 모델링하기 위하여 그림 4에서처럼 공극의 자기저항과 병렬로 연결되는 자기저항을 이용한다. 여기서, 누설 자속은 원호 모양으로 한 면에서 다른 면으로 흐르고 직선

으로 공극을 따라 흐른 다음 원호를 따라 흐른다고 가정한다 [17]. 그러면 그림 4에서의 실선으로 표시된 각각의 자속들은 자기저항을 가지게 되는데 자기회로에서는 이러한 자기저항들이 병렬로 계산되어지기 때문에 편의를 위해서 자기저항의 역수인 투자도(permeance)를 이용하여 표현할 수 있다. 식 (10)에서  $D$ 는 그림에서보이는 코어의 수직인 방향으로의 코어 두께이다.

$$\frac{1}{R_L} = \int_0^X \frac{\mu_0 D}{h + \pi x} dx \quad (10)$$

$$R_L = \frac{\pi}{\mu_0 D \ln(1 + \frac{\pi X}{h})} \quad (11)$$

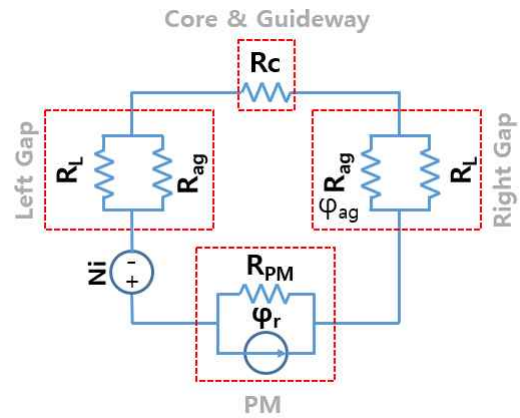


그림 5 하이브리드 자기부상시스템의 자기등가회로  
Fig. 5 Magnetic equivalent circuit for hybrid maglev system

따라서 누설 자속 경로들은 코어의 모서리에서 반경  $x$ 인 사분 원호 2개와 공극의 길이  $h$ 의 합인  $h + \pi x$ 로 표현될 수 있다. 그러므로 이 자속 경로에 대한 투자도( $1/R_L$ )은 식 (10)으로 표현될 수 있다. 따라서 식 (10)을 적분함으로써 무수히 많이 존재하는 자속경로들의 전체 투자도를 식 (11)과 같이 계산할 수 있다. 식 (11)에서  $X$ 는 안쪽으로 구조의 깊이가 있으면 누설 자기저항은 식 (10)과 (11)을 이용하여 계산될 수 있다.  $X$ 는 누설 자속이 발생하는 전체 범위에서  $x$ 의 최대값을 의미한다[2]. 식 (11)에서 정의된 누설자속을 고려하면 전체 자기등가회로는 그림 5와 같이 표현될 수 있다. 그림 5에서  $N$ 은 권선의 수,  $i$ 는 전자석의 전류를 나타낸다. 또한 철심과 가이드웨이의 자기저항을 나타내는  $R_C$ 는 다음의 식 (12)와 같다.

$$R_C = (L_C + L_G)/\mu_0 A_{ag} \quad (12)$$

여기서  $L_C$ 와  $L_G$ 는 자기 방향을 따르는 가이드웨이와 철심의 길이이다. 그림 5에 보이는 자기회로에 키르히호프의 법칙을 적용하면, 아래 식 (13)과 같이 공극에서의 자속을 구할 수 있다.

$$\varphi_{ag} = \left( \frac{R_L}{R_L + R_{ag}} \right) \left( \frac{N\tilde{i} + \varphi_r R_{PM}}{R_{PM} + R_C + 2(R_{ag} \| R_L)} \right) \quad (13)$$

또한 공극에서에서 자속밀도는 아래 식 (14)와 같다.

$$B_{ag} = \frac{1}{A_{ag}} \left( \frac{R_L}{R_L + R_{ag}} \right) \left( \frac{N\tilde{i} + \varphi_r R_{PM}}{R_{PM} + R_C + 2(R_{ag} \| R_L)} \right) \quad (14)$$

### 2.3. 하이브리드 시스템의 자기력 계산

각각의 공극에서의 자기력은 아래의 식 (15)와 (16)으로 표현되는 공극에 저장된 자기에너지( $E_{density}$ )를 이용하여 계산될 수 있다.

$$E_{density} = \frac{1}{2} B_{ag} H_{ag} \quad (15)$$

$$E_{density} = \frac{1}{2\mu_0} B_{ag}^2 \quad (16)$$

여기서  $B_{ag}$ 와  $H_{ag}$ 는 각각 공극에서의 자속 밀도와 자계 강도를 나타낸다. 두 공극에서의 총 흡인력을 길이에 대한 저장된 에너지의 도함수로 정리하면 아래 식 (17)과 같다.

$$F_M = 2 \left( \frac{1}{L} (E_{density} A_{ag} L) \right) \quad (17)$$

여기서,  $F_M$ 은 총 자기력,  $L$ 은 코어의 총 길이를 나타낸다. 위의 식 (14)에서 (17)을 이용하면 총 흡인력은 아래 식 (18)과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_M = \frac{R_L^2 (N\tilde{i} + \varphi_r L_{PM})^2}{(R_L + R_{ag})^2 (R_{PM} + R_C + 2(R_{ag} \| R_L))^2 \mu_0 A_{ag}} \quad (18)$$

식 (18)에 아래의 식 (19)를 대입하여 다시 정리하면 총 흡인력은 식 (20)과 같이 표현된다.

$$H_C = -B_r / \mu_0 \mu_r \quad (19)$$

$$F_M = \frac{\mu_0 A_{ag} (N\tilde{i} + H_C L_{PM})^2}{\left( 2h + \frac{L_{PM} A_{ag}}{\mu_r A_{PM}} + R_C \left( \frac{h}{R_L} + \mu_0 A_{ag} \right) + \frac{h L_{PM}}{\mu_0 \mu_r A_{PM} R_L} \right)^2} \quad (20)$$

### 3. 하이브리드 자기부상시스템을 위한 설계 조건

하이브리드 자기부상시스템을 설계 하는데 있어 전력손실의 최소화는 영구자석의 두께, 단면적 그리고 전자석의 자기력 등을 고려하여 설계 변수들을 최적으로 선택하는 것이 가장 효과적이다. 또한 하이브리드 자기부상시스템의 효과적인 설계가 이루어

지도록 하드웨어적인 조건이나 영구자석의 동작 특성들을 분석하는 것이 필요하다.

본 장에서는 영구자석의 최대 자기에너지 동작점에서 최대 부상력을 얻기 위하여 선택되어야하는 설계 변수들과 고려 조건들을 설명한다.

#### 3.1. 영구자석의 두께

자기력이 영구자석의 두께의 따라 증가한다면 영구자석을 자기부상시스템 전자석 코어에 삽입하여 자기력을 제공함으로써 전자석의 전류 및 전력 손실을 크게 감소시킬 수 있다. 이것은  $\partial F_M / \partial L_{PM} > 0$  커야함을 의미하며 이를 만족하기 위하여 식 (20)으로부터 우리는 아래와 같은 식들을 얻을 수 있다.

$$H_C \leq - \frac{N\tilde{i}}{\left( R_C + \frac{2hR_L}{h + \mu_0 A_{ag} R_L} \right) \mu_0 \mu_r A_{PM}} \quad (21)$$

$$\frac{N\tilde{i}}{A_{PM}} \leq -H_C \left( R_C + \frac{2hR_L}{h + \mu_0 A_{ag} R_L} \right) \mu_0 \mu_r \quad (22)$$

식 (21)은 영구자석의 보자력(Coercive force)의 상한을 음수로서 나타내는 것으로 영구자석의 더 큰 면적이나 상대투자율에 따라 선택할 수 있는 적절한 영구자석의 범위가 커지는 것을 알 수 있다. 식 (22)는 영구자석의 종류를 알고 있을 때 영구자석의 기자력과 단면적 사이의 효과적인 조건을 나타낸다. 이 조건을 이용하면 수학적 또는 최적화 기법으로 선정된 영구자석의 면적, 권선수 및 전류 값들에 대한 유효성을 판단할 수 있다.

#### 3.2. 영구자석의 단면적

영구자석의 단면적에 적합한 범위를 얻기 위해서는 영구자석의 단면적으로 인한 자력에 변화를 분석할 필요가 있다. 영구자석의 단면적과 공극의 단면적의 비율을  $A_{PM}/A_{ag}$ 로 정의하면 비율이 4 이상에서는 변화율이 크게 증가하지 않는 것을 보였다 [11]. 따라서 하이브리드 자기부상시스템의 중량과 자기력의 포화를 피하기 위하여 영구자석과 자석의 면적 비율의 상한선으로 식 (23)과 같이 정의하였다.

$$A_{PM}/A_{ag} \leq 4 \quad (23)$$

영구자석의 단면적을 선정하기 위하여 고려해야 할 두 번째 요소는 영구자석의 최대자기에너지 점에서의 동작이다. 자기 에너지는 다음과 같이 표현 될 수 있다.

$$|B_{PM} H_{PM}| = B_{PM} (H_C - B_{PM} / \mu_0 \mu_r) \quad (24)$$

$B_{PM}$ 에 대한 식 (24)를 미분하고 0으로 설정하면 자속 밀도 및 최대에너지는 다음과 같이 결정될 수 있다.

$$B_{PM_{Max}} = \mu_0 \mu_r H_C / 2 \quad (25)$$

$$E_{PM} = \frac{1}{2} B_{PM_{Max}} H_C = \mu_0 \mu_r H_C^2 / 4 \quad (26)$$

자기부상시스템이 공칭 공극 길이의 평형점에서 동작할 때, 자기력은 다음과 같이 총 시스템의 중량과 같이 표현된다.

$$F_M = Mg \quad (27)$$

여기서  $M$ 은 시스템의 전체 중량,  $g$ 는 중력가속도를 나타낸다. 영구자석이 평형점에서 최대자기 에너지를 발생시킬 경우, 영구자석과 자석의 단면적 사이의 관계를 나타내는 식 (28)은 식 (2), (15), (16), (25) 및 (27)을 결합하여 계산될 수 있다.

$$\frac{A_{PM}^2}{A_{ag}} = \frac{4Mg}{\mu_0 \mu_r^2 H_C^2} \left( 1 + \frac{h}{R_L \mu_0 A_{ag}} \right) \quad (28)$$

### 3.3. 영구자석의 길이

영구자석의 길이는 최대 자기 에너지 생산 지점에 대해 앞서 설명한 방정식에 의해 계산되어야 하는 변수이다. 앞선 그림 5에서 자기등가회로에서 영구자석의 자속은 다음과 같이 계산된다.

$$\varphi_{PM} = \frac{(N\tilde{i} + \varphi_r R_{PM})}{R_{PM} + R_C + 2(R_{ag} \| R_L)} \quad (29)$$

식 (29)에 식 (4)와 (7)을 이용하여 릴럭턴스 방정식으로 대체하고 식 (2)와 (25)를 이용하여 최대자기에너지 동작점에서의 영구자석의 길이는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$L_{PM} = \mu_0 \mu_r A_{PM} H_C R_C + \frac{2N\tilde{i}}{H_C} + \frac{2h A_{PM} \mu_0 \mu_r R_L}{h + \mu_0 A_{ag} R_L} \quad (30)$$

## 4. 지능형 최적화 기법

### 4.1. 집단 기반 지능형 최적화 기법

수학적 최적화 기법의 한계를 극복하기 위하여 자연현상들을 모방한 다양한 최적화 기법들이 최근까지도 다양하게 연구되어지고 있다. 지능형 최적화 기법의 장점은 일반적인 최적화 기법에서 요구되는 연속성, 미분가능성, 단봉성과 같은 탐색공간의 제약조건들에 대해 큰 제약을 받지 않는다는 것이다. 지능형 최적화 기법의 대표적인 것들로는 자연의 생존경쟁을 모방한 유전자알고리즘, 새 또는 벌과 같은 군집의 행동 특성을 모방한 입자군집 최적화 알고리즘(PSO)이 있다. 이러한 집단 기반 지능형 최적화 기법(Population based Intelligent Optimization Algorithm)들은 많은 연구에서 전통적인 기법에 비해 우수한 성능들을 가지는 것이 입증되어져 왔으며 계속적으로 성능 개선을 위한 융합과 개선된 알고리즘들에 대한 연구가 이루어지고 있다. 그러나 앞서 언급한

지능형 최적화 기법들의 가장 큰 단점은 각 알고리즘의 고유한 제어 파라미터들을 주어진 문제에 맞게 설계자가 선정해야 된다는 것이다. 예로 GA의 돌연변이율 및 교배율 또는 PSO의 속도벡터 및 관성가중치와 같은 파라미터들을 어떤 값으로 선정하느냐에 따라 탐색 성능도 큰 차이점을 보인다. 이러한 변수들은 선정은 다른 지능형 최적화 기법들에 대해서도 비슷하게 작용하며 이런 문제점을 극복하기 위한 많은 연구가 수행되어지고 있다[18].

### 4.2. 수업-학습 기반 최적화 기법

집단 기반 지능형 최적화 알고리즘의 단점들을 극복하기 위하여 설계자에 의해 선정되어야 하는 제어변수들이 없는 수업-학습 기반 최적화 기법이 제안되었다[19]. TLBO 방법은 다른 최적화 알고리즘이 자연현상 중 학급에서의 교사와 다른 학생들의 정보 전달 매커니즘을 모방한 최적화 알고리즘이다. TLBO 기법의 가장 큰 특징은 일반적으로 알려진 집단 기반 최적화 알고리즘에서 사용되는 제어 파라미터들이 없다는 것이다. 집단 기반 최적화 알고리즘들의 제어변수들은 사용자에게 의해 임의로 선정되거나 다른 기법들을 이용하여 제어 파라미터들을 선정하여야 한다. 따라서 설계자의 경험이나 추가적인 연산이 필요하다는 단점들이 있다. 그러나 TLBO기법은 설계자가 임의로 선택해야 하는 알고리즘의 제어 변수들이 없기 때문에 다른 기법들에 비해 더 일관성을 보이는 장점을 가지고 있다. TLBO 기법에서는 각 학급별 집단과 학생 그룹별 집단이 사용되며 최적화 절차는 수업 단계(Teaching phase)와 학습 단계(Learning phase)의 두 부분으로 나누어진다. 교사 단계는 교사가 학생을 지도하는 과정이며 학생 단계는 학생들 간의 상호 지식교류를 통해 지식을 습득하는 과정을 의미한다. TLBO와 일반적인 최적화 기법을 비교하면 설명하면 TLBO의 클래스는 GA의 집단 또는 PSO의 군집, 학생은 GA의 각 개체 또는 PSO의 입자(Particles), 학생들이 가진 과목별 점수는 GA의 염색체 또는 PSO의 위치벡터(최적화 문제의 변수)와 대응되며, 과목 수는 최적화 문제에서 변수의 차원과 동일한 의미를 지닌다[20].

## 5. 시뮬레이션 및 결과

하이브리드 자기부상시스템의 최적 설계를 위하여 먼저 설계 변수들을 선정하여야 하며 하드웨어적으로 가변이 가능한 변수들을 선정하여야 한다. 본 논문에서는 지능형 최적화 알고리즘으로 최적화를 수행할 설계 변수로서 전류  $i$ , 전자석의 권선 수  $N$ , 영구자석의 단면적  $A_{PM}$ , 영구자석의 길이  $L_{PM}$ 을 선정하였다.

$$Parameters = [i, N, A_{PM}, L_{PM}] \quad (31)$$

최적화를 위한 목적함수는 다음과 식 (32)과 같이 선정하였다.

$$Object Function = W Obj1 + (W - 1) Obj2 \quad (32)$$

여기서  $W$ 는 각 항들에 대한 가중치이다.

Obj1은 앞서 설명된 식 (20)을 이용하여 다음 식 (33)과 같이 자기력에 대한 항으로서 요구되는 부상력에 충족하도록 선정된다.

$$Obj1 = \frac{\mu_0 A_{ag} (Ni + H_C L_{PM})^2}{\left(2h + \frac{L_{PM} A_{ag}}{\mu_r A_{PM}} + R_C \left(\frac{h}{R_L} + \mu_0 A_{ag}\right) + \frac{h L_{PM}}{\mu_0 \mu_r A_{PM} R_L}\right)^2} \quad (33)$$

표 1 하이브리드 자기부상시스템의 변수

Table 1 Parameters for hybrid Maglev

Parameter	symbol	Value
Airgap length(m)	$h$	0.008
Total system mass (Kg)	$M$	2192
Winding resistance ( $\Omega$ /turn)	$R$	0.005
Magnet pole face area (m <sup>2</sup> )	$A_{ag}$	0.0235
Permanent magnet coercive force(A/m)	$H_C$	$1 \times 10^6$
Permanent magnet relative permeability	$\mu_r$	1.15

표 2 시뮬레이션 변수

Table 2 Parameters for the simulation

Algorithm	parameters	Values
PSO	Generation size	200
	Swarm size	200
	Vmax	20% of search space
	[Wmin Wmax]	[0.4 0.9]
	c1, c2	2.0
	Seed value	488
GA	Generation size	200
	Population size	200
	Mutation rate	0.05
	Crossover rate	0.65
	Seed value	488
TLBO	Iteration	200
	Number of Student	200
	Seed value	488

표 3 시뮬레이션 결과

Table 3 Result of the simulation

Parameter	Current(A)	Winding turn number	PM length(m)	PM cross sectional area	Power Loss (W)	Magnetic force (N)	Object function value
Non-linear programming solver[3]	7.9	240	0.0225	0.0349	74.89	20649.7	
GA	3.3133 ± 0.171	171 ± 12.8	0.028 ± 0.001	0.0367 ± 0.002	24.020 ± 0.894	21485.61 ± 0.51	10754.81 ± 0.80
PSO	3.000 ± 0	171 ± 7.87	0.029 ± 0.002	0.0356 ± 0.004	35.165 ± 0.355	21483.40 ± 0.03	10759.28 ± 0.32
TLBO	3.000 ± 0.001	150 ± 0.13	0.030 ± 0.003	0.0351 ± 0.005	7.442 ± 0.009	21482.70 ± 0.22	<b>10745.07</b> <b>± 0.027</b>
GA	3.748 ± 0.595	191 ± 49.628	0.0290 ± 0.001	0.0356 ± 0.002	13.303 ± 3.630	21482.82 ± 1.982	4307.20 ± 3.094
PSO	3.296 ± 0.929	183 ± 7.635	0.0305 ± 0.002	0.0336 ± 0.004	10.481 ± 6.830	21481.92 ± 0.689	4304.76 ± 5.599
TLBO	3.011 ± 0.023	150 ± 0.833	0.0293 ± 0.001	0.0360 ± 0.003	6.825 ± 0.108	21482.03 ± 0.411	<b>4301.86</b> <b>± 0.103</b>
GA	4.669 ± 1.043	222 ± 46.693	0.0293 ± 0.0026	0.0349 ± 0.004	24.020 ± 7.993	21485.61 ± 5.947	10754.81 ± 4.732
PSO	5.688 ± 1.566	201 ± 38.241	0.0304 ± 0.0029	0.0334 ± 0.005	35.165 ± 18.069	21483.40 ± 2.127	10759.28 ± 9.053
TLBO	3.068 ± 0.111	158 ± 10.527	0.0299 ± 0.0024	0.0350 ± 0.004	7.442 ± 0.632	21482.70 ± 0.809	<b>10745.07</b> <b>± 0.497</b>
GA	7.241 ± 1.975	270 ± 60.090	0.027639 ± 0.0012	0.035456 ± 0.0035	75.86529 ± 42.038	21483.26 ± 1.547	17201.78 ± 8.449
PSO	7.980 ± 2.263	213 ± 48.974	0.028966 ± 0.0029	0.034292 ± 0.0054	69.85517 ± 32.318	21482.02 ± 0.883	17199.59 ± 6.210
TLBO	3.383 ± 0.331	191 ± 38.670	0.031514 ± 0.0023	0.031868 ± 0.0034	11.16021 ± 3.427	21482.3 ± 0.614	<b>17188.07</b> <b>± 0.555</b>
GA	8.619 ± 3.789	235 ± 71.572	0.0276 ± 0.0018	0.0356 ± 0.0036	94.130 ± 5.781	21483.59 ± 2.044	19344.64 ± 5.781
PSO	9.643 ± 2.445	196 ± 19.961	0.0293 ± 0.0030	0.0321 ± 0.0056	96.600 ± 4.931	21481.94 ± 0.670	19343.41 ± 4.931
TLBO	3.687 ± 0.559	191 ± 43.150	0.0306 ± 0.0028	0.0334 ± 0.0046	13.371 ± 0.419	21481.98 ± 0.270	<b>19335.11</b> <b>± 0.419</b>

Obj2는 자기부상시스템의 전력 손실에 대한 항으로서 다음 식(32)와 같이 정의 된다.

$$Obj2 = Ri \tag{34}$$

여기서  $R$ 은 권선의 전체 저항으로 권선 당 저항( $\Omega/turn$ )에 권선 수( $N$ )를 곱하여 구하여 진다.

표 1은 하이브리드 자기부상시스템의 변수들을 나타낸다. 표 2는 시뮬레이션을 위한 지능형 최적화 기법들의 제어 변수들이다.

모의시험은 지능형 최적화 알고리즘의 사용자 선정 변수들의 효과를 평균적으로 평가하기 위하여 초기 집단을 다르게 생성하여 총 10번을 수행하였고 평균값과 표준편차를 비교 및 분석하였다. 표 3는 각 알고리즘에 대한 가중치  $W$ 를 변화시킨 결과를 나타낸다. 각각의 변수들은 탐색 범위는 전류  $i=[0\sim34]$ , 권선수  $N=[0\sim400]$ , 영구자석의 길이  $L_{PM}=[0\sim0.1]$ , 영구자석의 단면적  $A_{PM}=[0\sim0.1]$  구간에서 최적값을 탐색하도록 하였다.

표 3에서의 굵게 표시된 값들은 각 변수 및 결과 값들에서 가장 우수한 값들을 나타낸다. 표 3의 첫 행은 각 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 Zhang 논문[11]에서 제안된 하이브리드 자기부상 시스템의 파라미터 값이다. 표 3의 2번째 열은 각각의 최적화 알고리즘에 탐색한 전류 최적값들이다. 이 값들에서의 표준편차를 보면 TLBO 기법이 다른 알고리즘에 비해 표준편차가 적은 것을 볼 수 있다. 3번째 열은 권선 수를 나타내며  $W=0.9$ 일 경우를 제외하고 TLBO 기법의 표준편차가 다른 기법들에 비해 모두 작다. 4번째 열은 영구자석의 길이를 나타내며 GA가 TLBO보다 표준편차 면에서 더 작은 것을 알 수 있다. 5번째에서 8번째 열까지 TLBO의 표준편차가 가장 작은 것을 알 수 있으며 이는 초기 집단의 임의의 선택에 있어 TLBO가 다른 알고리즘에 비해 반복재현성과 결과의 신뢰성 면에서 우수함을 보임을 알 수 있다. 6번째 열은 각각의 선택된 설계변수에 의한 전력 손실을 나타내며 식 (32)의 값으로 TLBO에 의해 선택된 변수들을 이용한 전력손실이 다른 알고리즘에 비해 더 작은 것을 알 수 있다.

또한 7번째 열의 자기력은 요구되는 부상력(중량\*중력가속도 :  $2192*9.8=21481.6N$ )보다 크면서 가장 가까운 값을 찾음으로써

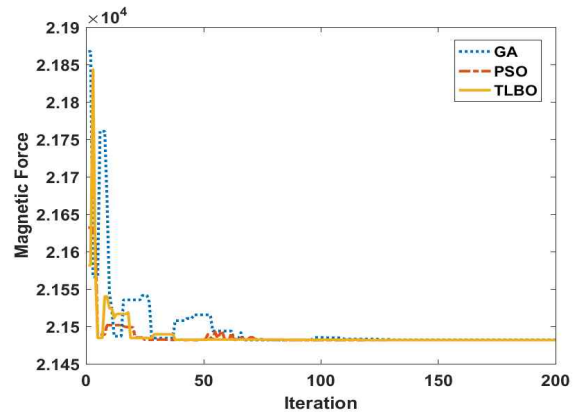


그림 7 반복횟수에 따른 자기력의 변화 ( $W=0.1$ )  
Fig. 7 Variation of magnetic force for iteration ( $W=0.1$ )

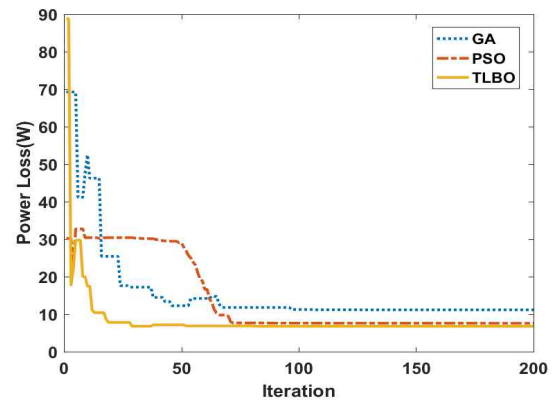


그림 8 반복횟수에 따른 전력 손실의 변화( $W=0.1$ )  
Fig. 8 Variation of power loss for iteration( $W=0.1$ )

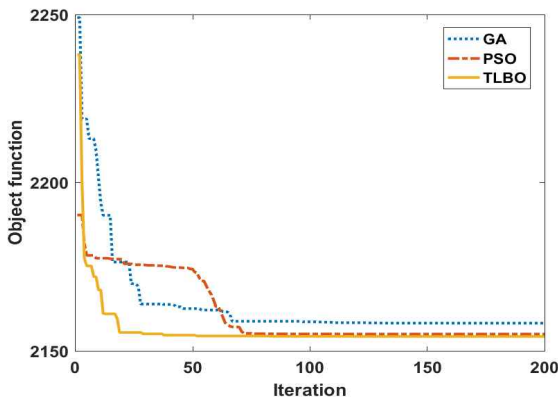


그림 6 목적함수에 대한 각 알고리즘의 최적해 탐색성능 ( $W=0.1$ )  
Fig. 6 Performance of each algorithm with object function ( $W=0.1$ )

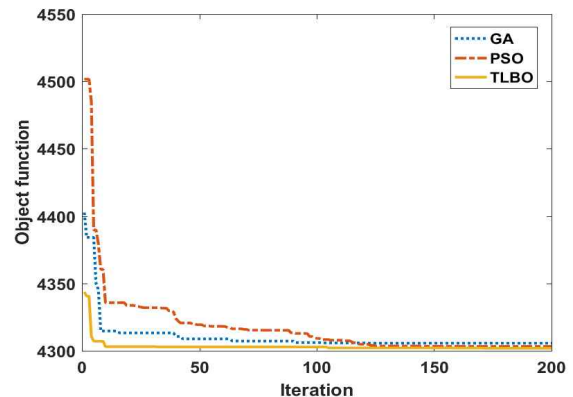


그림 9 목적함수에 대한 각 알고리즘의 최적해 탐색성능 ( $W=0.2$ )  
Fig. 9 Performance of each algorithm with object function ( $W=0.2$ )

불필요하게 늘어나는 전자석의 무게를 줄일 수 있으며 표에서 알 수 있듯이 TLBO 알고리즘에 다른 알고리즘에 비해 성능이 우수함을 알 수 있다. 각 알고리즘의 목적함수 값을 나타내는 마지막

열에서도 TLBO 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 우수함을 알 수 있다.

그림 6~17까지는 가변된 가중치  $W$ 에 대한 최적해 탐색 성능

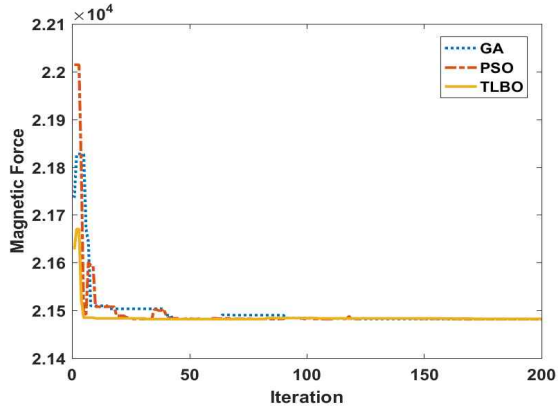


그림 10 반복횟수에 따른 자기력의 변화 ( $W=0.2$ )  
 Fig. 10 Variation of magnetic force for iteration ( $W=0.2$ )

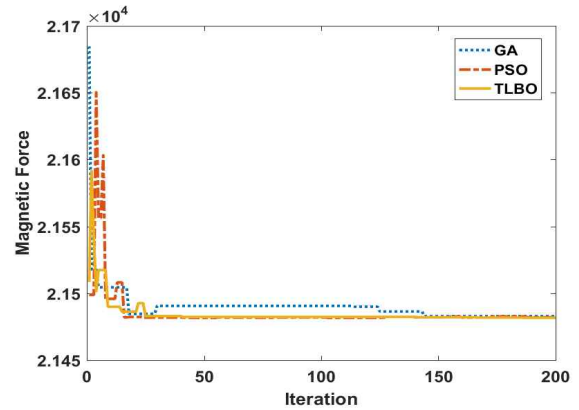


그림 13 반복횟수에 따른 자기력의 변화 ( $W=0.5$ )  
 Fig. 13 Variation of magnetic force for iteration ( $W=0.5$ )

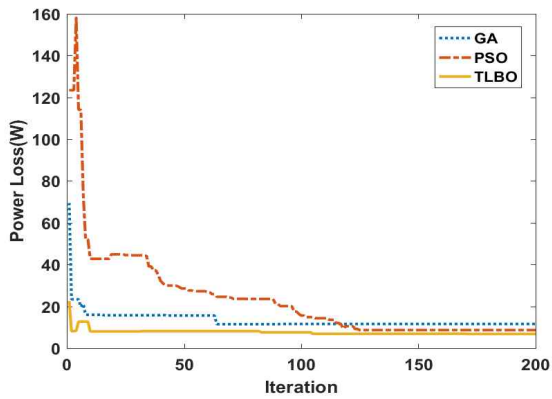


그림 11 반복횟수에 따른 전력 손실의 변화 ( $W=0.2$ )  
 Fig. 11 Variation of power loss for iteration ( $W=0.2$ )

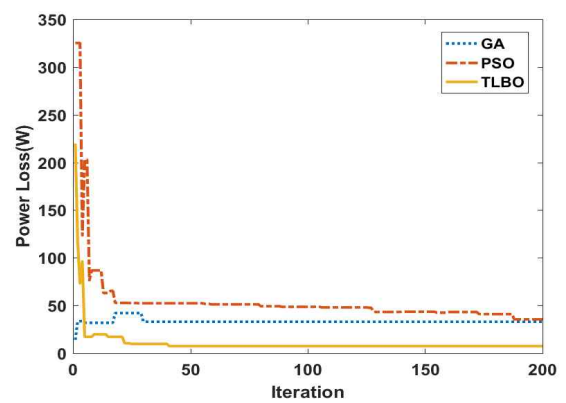


그림 14 반복횟수에 따른 전력 손실의 변화 ( $W=0.5$ )  
 Fig. 14 Variation of power loss for iteration ( $W=0.5$ )

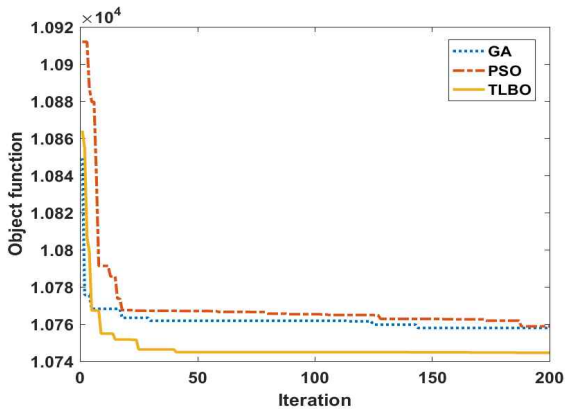


그림 12 목적함수에 대한 각 알고리즘의 최적해 탐색성능 ( $W=0.5$ )  
 Fig. 12 Performance of each algorithm with object function ( $W=0.5$ )

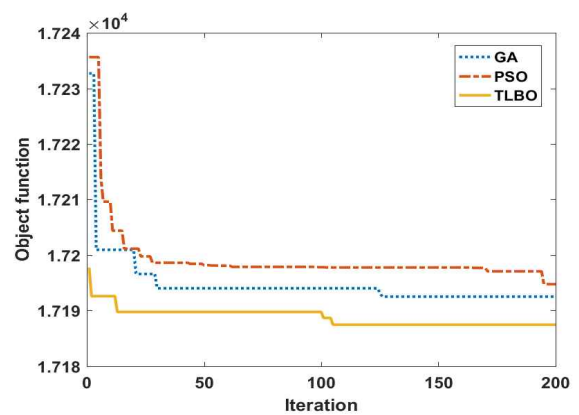


그림 15 목적함수에 대한 각 알고리즘의 최적해 탐색성능 ( $W=0.8$ )  
 Fig. 15 Performance of each algorithm with object function ( $W=0.8$ )



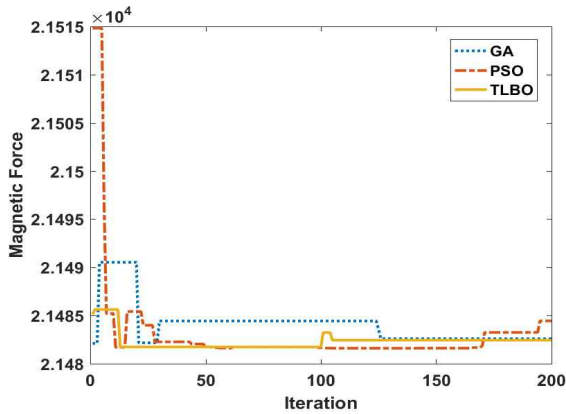


그림 16 반복횟수에 따른 자기력의 변화 ( $W=0.8$ )  
 Fig. 16 Variation of magnetic force for iteration ( $W=0.8$ )

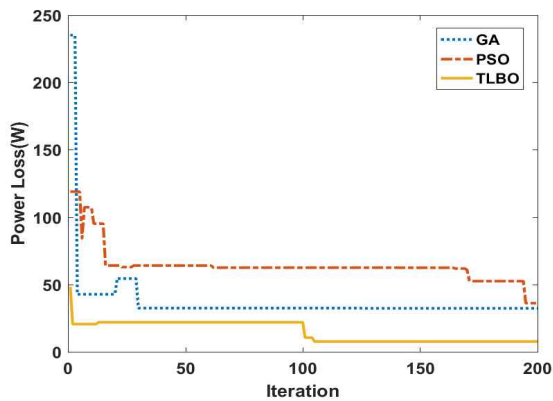


그림 17 반복횟수에 따른 전력 손실의 변화 ( $W=0.8$ )  
 Fig. 17 Variation of power loss for iteration ( $W=0.8$ )

을 나타내며, 모든 가변된  $W$ 에서 TLBO가 다른 알고리즘에 비해 탐색 성능이 우수함을 보여 준다.

### 5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 자기부상시스템에서 전력손실을 최소화 할 수 있는 하이브리드 자기부상시스템의 설계를 위하여 설계 변수의 선정을 최적화 할 수 있는 지능형 최적화 알고리즘의 적용 기법을 제안하였다. 특히 최적화 기법 중 기존의 지능형 최적화 기법의 단점을 극복할 수 있는 수업-학습기반 최적화 기법(TLBO)을 적용하여 성능을 비교 분석하였다. 전력손실을 최소화하면서 요구되는 부상력은 제공될 수 있는 설계 변수들을 선택하기 위하여 두 요소를 포함하는 목적함수를 제안하였다. 성능 평가를 위하여 자기등가회로를 이용하여 하이브리드 시스템을 해석하고 해석된 모델과 수학적 모델을 각각의 최적화 기법들을 이용하여 모의실험을 수행하였다. 또한 결과의 신뢰성을 위하여 최적화 기법의 초기 집단을 다르게 하여 10번 모의실험을 수행하고 그 평균과

표준편차를 비교하였다. 모의실험 결과 TLBO 기법이 기존의 최적화 기법을 적용한 하이브리드 자기부상시스템에 비해 일관적으로 더 우수한 결과를 보였으며, 반복횟수 변화에 따른 탐색 성능에서도 더 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

### 감사의 글

본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터 (GRRC) 사업의 일환으로 수행하였음. [GRRC 환경 2017-B01, 스마트 물류기술연구센터]

### References

- [1] J. H. Cho, and Y. T. Kim, "Design of Levitation Controller with Optimal Fuzzy PID Controller for Magnetic Levitation System," Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, vol. 24, no. 3, pp. 279-284, 2014.
- [2] S. J. Kim, W. Y. Kim, J. M. Lee and Y. C. Bae, "Modeling of Flux Leakage in a Magnetic Circuit with Permanent Magnet," Korean Society for Noise and Vibration Engineering, vol. 21, no. 2, pp. 99-105, 2011.
- [3] J. Zou, M. Zhao, Q. Wang, J. Zou, and G. Wu, "Development and analysis of tubular transverse flux machine with permanent-magnet excitation," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 59, no. 5, pp. 2198-2207, May 2012.
- [4] L. Qaseer, S. Purushothaman, and F. de Leon, "Closed-form analysis of squirrel-cage induction motors with anisotropic modeling of stator and rotor," IEEE Trans. Energy Convers., vol. 27, no. 3, pp. 553-560, Sep. 2012.
- [5] L. Jian, G. Xu, C. C. Mi, K. T. Chau, and C. C. Chan, "Analytical method for magnetic field calculation in a low-speed permanent-magnet harmonic machine," IEEE Trans. Energy Convers., vol. 26, no. 3, pp. 862-870, Sep. 2011.
- [6] S. Mohammadi, M. Mirsalim, and S. Vaez-Zadeh, "Nonlinear modeling of eddy-current couplers," IEEE Trans. Energy Convers., vol. 22, no. 1, pp. 224-231, Mar. 2014.
- [7] S. Mohammadi, M. Mirsalim, S. Vaez-Zadeh, and H. Talebi, "Analytical modeling and analysis of axial-flux interior permanent-magnet couplers," IEEE Trans. Ind. Electron., vol. 60, no. 11, pp. 5940-5947, Nov. 2014.
- [8] S.Mohammadi andM.Mirsalim, "Analytical design framework for torque and back-EMF optimization, and inductance calculation in double-rotor radial-flux air-cored permanent-magnet machines," IEEE Trans. Magn.,

- vol. 50, no. 1, Jan. 2014.
- [9] C. Y. Lee, J. M. Jo, Y. J. Han, Y. D. Chung, Y. S. Yoon, S. Choi, Y. J. Hwang, H. C. Jo, J. Y. Jang, and T. K. Ko, "Design, fabrication, and operating test of the prototype HTS electromagnet for EMS-based maglev," IEEE Trans. Appl. Supercond., vol. 22, no. 3, Mar. 2012.
- [10] D. H. N. Dias, G. G. Sotelo, E. F. Rodriguez, R. de Andrade, and R. M. Stephan, "Emulation of a full scale maglev vehicle behavior under operational conditions," IEEE Trans. Appl. Supercond., vol. 23, no. 3, Jun. 2013.
- [11] Z. Zhang, L. She, L. Zhang, C. Shang, and W. Chang, "Structural optimal design of a permanent-electromagnetic suspension magnet for middle-low-speed maglev trains," IET Elect. Syst. Transp., vol. 1, no. 2, pp. 61-68, Apr. 2011.
- [12] U. Hasirci, A. Balikci, Z. Zabar, and L. Birenbaum, "Experimental performance investigation of a novel magnetic levitation system," IEEE Trans. Plasma Sci., vol. 41, no. 5, pp. 1-6, May 2013.
- [13] Safaei, Farhad, et al. "Characteristics Optimization of the Maglev Train Hybrid Suspension System Using Genetic Algorithm." IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 30, no.3, pp. 1163-1170, 2015.
- [14] J. H. Cho, and Y. T. Kim, "Design of the Electromagnet of Maglev using Optimization Algorithm Based on Bacterial Survival Strategies," The Korean Institute of Electrical Engineers, vol. 65, no. 6, pp. 1045-1051, 2016.
- [15] C. H. Kim, H. W. Cho, J. M. Lee, and H. S. Han, "Zero-power control of magnetic levitation vehicles with permanent magnets," in Proc. IEEE Int. Conf. Control Autom. Syst., pp. 732-735, Oct. 2010.
- [16] T. Onuki and Y. Toda, "Optimal design of hybrid magnet in maglev system with both permanent and electro magnets," IEEE Trans. Magn., vol. 9, no. 2, pp. 1783-1786, 1993.
- [17] Hanselman, Duane C. Brushless permanent magnet motor design. The Writers' Collective, 2003.
- [18] J. H. Cho, and Y. T. Kim, "Optimal Design of Magnetic Levitation Controller Using Advanced Teaching-Learning Based Optimization." The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 64, No. 1, pp. 90-98, 2015.
- [19] R. V. Rao, V. J. Savsani, and D. P. Vakharia, "Teaching-learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems", Computer-Aided Design, vol. 43, pp. 303-315, 2011.
- [20] R. V. Rao and Vivek Patel., "Multi-objective optimization of heat exchangers using a modified teaching-

learning-based optimization algorithm", Applied Mathematical Modelling, vol. 37, no. 3, pp. 1147-1162, 2013.

## 저 자 소 개



### 김 용 태 ((Jae-Hoon Cho)

1991년 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1993년 : KAIST 전기및전자공학과 졸업(공학석사). 1998년 : KAIST 전기및전자공학과 졸업(공학박사). 1998년~2000년 : (주)삼성전자 선임연구원. 2006년 : Univ. of Illinois at Urbana-Champaign 방문연구  
2002년~현재 : 국립 한경대학교 전기전자제어공학과 교수  
관심분야 : 지능로봇 및 시스템, 지능제어, 기계학습, 물류자동화  
E-mail : ytkim@hknu.ac.kr



### 조 재 훈 (Yong-Tae Kim)

2002년 : 국립 한밭대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 2004년 : 국립 한밭대학교 제어계측공학과 졸업(공학석사). 2011년 : 국립 충북대학교 제어계측공학과 졸업(공학박사). 2011년~현재 : 국립한경대학교 스마트물류기술연구센터 연구교수