

마이크로 로봇 작동 성능 향상을 위한 FEM 기반의 전자석 배치 베이직안 최적화

FEM-based Bayesian Optimization of Electromagnet Configuration for Enhancing Microrobot Actuation

권혁진¹, 손동훈[†]

Hyeokjin Kweon¹, Donghoon Son[†]

Abstract: This paper introduces an approach to enhance the performance of magnetic manipulation systems for microrobot actuation. A variety of eight-electromagnet configurations have been proposed to date. The previous study revealed that achieving 5 degrees of freedom (5-DOF) control necessitates at least eight electromagnets without encountering workspace singularities. But so far, the research considering the influence of iron cores embedded in electromagnets has not been conducted. This paper offers a novel approach to optimizing electromagnet configurations that effectively consider the influence of iron cores. The proposed methodology integrates probabilistic optimization with finite element methods (FEM), using Bayesian Optimization (BO). The Bayesian optimization aims to optimize the worst-case magnetic force generation for enhancing the performance of magnetic manipulation system. The proposed simulation-based model achieves approximately 20% improvement compared to previous systems in terms of actuation performance. This study has the potential for enhancing magnetic manipulation systems for microrobot control, particularly in medical and microscale technology applications.

Keywords: Optimization, Micro Robotics, Medical Robotics, Magnetic Robotics

1. 서 론

현재, 마이크로 스케일의 물체 조작과 제어는 의료 분야 및 미세 조립 작업을 비롯한 다양한 분야에서 혁신적인 가능성을 제시하고 있으며, 이에 대한 주목이 높아지고 있다¹⁻³. 특히 의료 분야에서는 카테터, 캡슐 내시경 및 마이크로 로봇과 같은 미세한 의료 장치의 정밀한 조작이 환자 진료 및 치료에 매우 중요한 역할을 할 수 있다는 사실이 입증되었다⁴. 이러한 연구 분야는 자기 기반 시스템을 통한 마이크로 로봇 제어에 중

점을 두고 있으며, 자기장을 활용한 마이크로 로봇 구동은 침습성이 낮고 인체와 같은 제한된 공간에서의 조작 능력으로 효과적인 방법임이 입증되었다⁵.

자기 기반 시스템의 핵심은 작업 공간 주변에 전략적으로 배치된 전자석으로, 마이크로 로봇에 대한 제어력 및 방향 조절을 제공하는 것이다. 이전 연구에서 마이크로 로봇의 작업 영역 내에서 특이점을 피하면서 힘 제어를 위한 3자유도와 방향 제어를 위한 2자유도를 통합한 총 5자유도(5-DOF) 제어를 달성하려면 최소 8개의 전자석이 필요하다는 결과가 제시되었다⁶. 마이크로 로봇의 제어를 위한 대표적인 8개의 전자석을 이용한 자기 기반 시스템 배치인 Square-antiprism은 이미 많은 연구에서 이용되고 있다^{6,9}. 또한 OctoMag는 8개의 전자석을 사용하여 안정적인 5-DOF 제어를 선보인 자기 기반 전자석 시스템의 선도적인 모델 중 하나이다¹⁰. 또한, Open-asymmetric 및 Magnetecs-CGCL 등을 포함한 다양한 8개 전자석 기반의 시스템 구성이 제안되어 왔다^{6,11}. Yuan et al. 의 Rectmag3D은

Received : Oct. 27. 2023; Revised : Nov. 14. 2023; Accepted : Nov. 22. 2023

* This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (No. 2022R1C1C1009980) and Pusan National University Research Grant, 2021

1. Research Assistant, Mechanical Engineering, Pusan National University, Busan, Korea (a201821120@pusan.ac.kr)

† Assistant Professor, Corresponding author: Mechanical Engineering, Pusan National University, Busan, Korea (d.son@pusan.ac.kr)

직사각형 코일을 이용하여 3차원 워크스페이스 내에서 5자유도 제어를 가능하게 하였다¹²⁾.

그러나 이전 연구들은 iron core가 내장되어 있지 않은 상태에서의 자기 기반 전자석 시스템에 중점을 두었다. 전자석 내에 내장된 iron core의 역할 또한 전자석을 통한 마이크로 로봇에서 자기장 강도에 미치는 영향이 상당히 크다. Iron core는 높은 자기 투과도(μ)로 인해 자기장 강도를 수백 배까지 증가시킬 수 있는 능력을 지니고 있으며 demagnetization 효과를 고려하더라도 3-4배 가량 자기장 강도를 증가시킬 수 있다. 하지만 iron core가 전자석 내에 포함되면 iron core의 induction 효과로 최적화 문제에 복잡성을 높이며 기존의 자기장을 구하는 analytical model인 magnetic dipole model은 한계가 있다¹³⁾. 이로 인해 OctoMag 및 이와 유사한 배치가 최적이지 아닐 가능성이 있다.

본 논문에서는 iron core가 전자석에 내장되어 있을 때 시스템을 최적화하기 위해 유한요소법(FEM) 시뮬레이션을 활용하는 방법을 제안한다. 하지만 FEM 시뮬레이션이 최적화에 포함되면 각 iteration 당 최적화 속도가 느려진다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 본 논문에서는 불필요한 파라미터의 반복 탐색을 줄여 시간 대비 탁월한 성능을 보이는 베이시안 최적화 기법(Bayesian Optimization)을 사용하였다¹⁴⁾. 이를 통해 자석 기반의 마이크로 로봇의 구동과 제어에 대한 효율성과 효과성을 높이고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 자기장과 자기력에 대한 간단한 배경지식과 우리가 제안한 최적화 방법에 대해 설명하였다. 3장에서 최적화 결과와 기존의 configuration과 우리가 제안한 configuration의 성능을 비교하였다. 4장에서 본 결과에 대한 논의와 추후 연구방향에 대해 설명하였고 5장에서는 본 논문의 내용을 요약하고 결론 및 활용분야에 대해 제시한다.

2. 방법론

2.1 Background of Magnetic Actuation

2.1.1 Magnetic field and magnetic force

본 섹션에서 우리는 자석물체에 대한 기본적인 배경지식에 대해 간단히 설명하고자 한다¹⁵⁾. 총 n 개의 전자석이 존재할 때 각각의 전자석이 만드는 자기장(\mathbf{B}_e)은 단위 전류당 자기장($\tilde{\mathbf{B}}_e$)과 스칼라 전류 값(i_e)의 곱과 같고 식 (1)과 같이 표현할 수 있다. 여기서 e 는 e 번째 전자석을 의미한다. 만약 전자석의 코어가 이상적인 soft iron core이고 전자석의 hysteresis를 무시할 수 있으며 시스템이 선형 자화 영역에서 작동한다면 워크

스페이스내의 한 점(\mathbf{P})에서 자기장(\mathbf{B})은 전자석 n 개가 각각 만들어내는 자기장의 합이라 할 수 있다.

$$\mathbf{B}_e(\mathbf{P}) = \tilde{\mathbf{B}}_e(\mathbf{P})i_e \quad (1)$$

$$\mathbf{B} = \sum_{e=1}^n \mathbf{B}_e = \sum_{e=1}^n \tilde{\mathbf{B}}_e i_e = [\tilde{\mathbf{B}}_1 \tilde{\mathbf{B}}_2 \cdots \tilde{\mathbf{B}}_n] \cdot \mathbf{I} = \mathbb{B} \cdot \mathbf{I} \quad (2)$$

식 (2)에서 $\mathbf{I} = [i_1 \ i_2 \ \cdots \ i_n]^T$ 이며 \mathbb{B} 는 워크스페이스의 한 점에서 정의된 $3 \times n$ 행렬로 각 열벡터는 각각의 전자석의 단위 전류당 자기장에 해당한다. 또한 자기력(\mathbf{F})를 계산하기 위해 cartesian 좌표계의 모든 방향에서의 자기장 그래디언트를 표현하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial x} = \left[\frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_1}{\partial x} \ \frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_2}{\partial x} \ \cdots \ \frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_n}{\partial x} \right] \cdot \mathbf{I} = \mathbb{B}_x \cdot \mathbf{I} \quad (3)$$

$$\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial y} = \left[\frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_1}{\partial y} \ \frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_2}{\partial y} \ \cdots \ \frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_n}{\partial y} \right] \cdot \mathbf{I} = \mathbb{B}_y \cdot \mathbf{I} \quad (4)$$

$$\frac{\partial \mathbf{B}}{\partial z} = \left[\frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_1}{\partial z} \ \frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_2}{\partial z} \ \cdots \ \frac{\partial \tilde{\mathbf{B}}_n}{\partial z} \right] \cdot \mathbf{I} = \mathbb{B}_z \cdot \mathbf{I} \quad (5)$$

$\mathbb{B}_x, \mathbb{B}_y, \mathbb{B}_z$ 는 워크스페이스의 한 점에서 정의된 $3 \times n$ 행렬로 각 열벡터는 각각의 전자석의 단위 전류당 자기장의 주어진 방향에서의 도함수이다. 식 (3)-(5)를 이용하여 워크스페이스 내 한 점에서 magnetic moment (\mathbf{m})을 가지는 자석 물체가 받는 자기력(\mathbf{F})는 다음과 같다.

$$\mathbf{F} = (\mathbf{m} \cdot \nabla) \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_x \\ \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_y \\ \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_z \end{bmatrix} \quad (6)$$

식 (6)에서 $\nabla = \left[\frac{\partial}{\partial x} \ \frac{\partial}{\partial y} \ \frac{\partial}{\partial z} \right]^T$ 이다. 식 (2)와 식 (6)을 고려하여 자기장과 자기력을 하나의 벡터로 표현하여 우리는 $6 \times n$ 의 크기를 갖는 워크스페이스내의 자석 물체의 위치(\mathbf{P})와 magnetic moment (\mathbf{m})에 대한 actuation matrix (\mathbb{A})를 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{B}(\mathbf{P}) \\ \mathbf{F}(\mathbf{m}, \mathbf{P}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbb{B}(\mathbf{P}) \\ \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_x(\mathbf{P}) \\ \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_y(\mathbf{P}) \\ \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_z(\mathbf{P}) \end{bmatrix} \cdot \mathbf{I} = \mathbb{A}(\mathbf{m}, \mathbf{P}) \cdot \mathbf{I} \quad (7)$$

2.1.2 Measure of the force generation capability

전자석 배치를 최적화 하기 위해서는 어떤 값을 판단의 척도로 선정할지 정하는 것은 중요하다. 자석 물체의 제어를 위해서는 자기장보다 자기력에 대한 정확한 제어가 필요하다. 자기장은 물체를 회전시키기 위한 토크와 관련된 것이며 자석 물체의 제어를 위해서는 물체에 가해지는 중력, 항력 등 정확한 움직임을 방해하는 힘을 이길 수 충분한 자기력이 필요하다. 이러한 해석을 위해서 Kummer et al.이 제안한 방법은 아래와 같다¹⁰⁾. 먼저 식 (7)을 수정하여 다음과 같이 나타낸다.

$$\begin{bmatrix} \alpha \mathbf{B}(\mathbf{P}) \\ \mathbf{F}(\mathbf{m}, \mathbf{P}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbb{B}(\mathbf{P}) \\ \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_x(\mathbf{P}) \\ \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_y(\mathbf{P}) \\ \mathbf{m}^T \cdot \mathbb{B}_z(\mathbf{P}) \end{bmatrix} \cdot \mathbf{I} = \mathbb{A}_m(\mathbf{m}, \mathbf{P}) \cdot \mathbf{I} \quad (8)$$

식 (8)에서 α 를 매우 작은 값으로 설정하면 modified actuation matrix (\mathbb{A}_m)의 자기장과 자기력은 서로 decouple된다. 식 (8)의 \mathbb{A}_m 을 singular value decomposition (SVD)를 수행하면 $\mathbb{A}_m = U \Sigma V$ 이다. 여기서 U 는 $\mathbb{A}_m \mathbb{A}_m^T$ 의 eigenvalue decomposition (EVD)을 통해 구한 eigenvector들의 열행렬이고 V 는 $\mathbb{A}_m^T \mathbb{A}_m$ 의 EVD를 통해 구한 eigenvector들의 열행렬이다. Σ 는 singular value들로 이루어진 대각행렬이다. 또한 α 가 매우 작은 값이기 때문에 \mathbf{B} 와 \mathbf{F} 는 서로 decouple되어 열벡터 U_4, U_5, U_6 는 자기장에 singular value인 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ 는 자기력에 상응하는 값이 된다. 이때 force condition number (σ_3/σ_1)는 일종의 척도가 될 수 있지만 이는 항상 좋은 척도라고 할 수 없다. 물론 force condition number가 1에 가까울수록 isotropic한 힘을 낼 수 있지만 singular value들이 모든 방향으로 비슷한 좋지 않은 값일 수도 있기 때문이다. 따라서 가장 좋지 못한 방향에서의 force generation capability인 σ_3 를 척도로 사용한다. 결론적으로, 우리는 \mathbb{A}_m 의 3번째 singular value인 σ_3 를 전자석 배치의 최적성을 판단하는 척도로 사용한다.

2.2 Electromagnet configuration

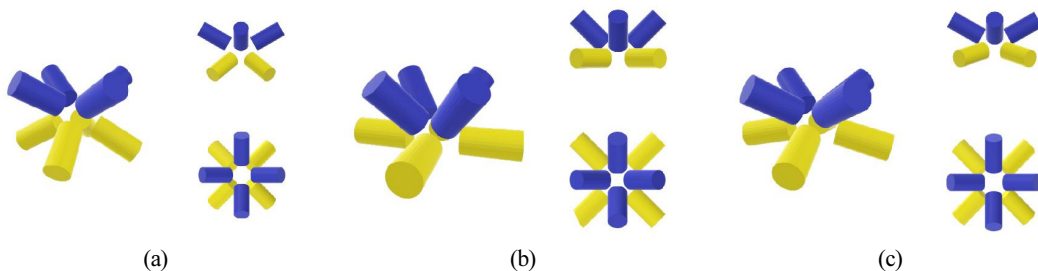
2.2.1 Configurations based on 8 electromagnets

본 섹션은 자기 기반 시스템에 사용되는 8개의 전자석 configuration들에 대한 비교한다. [Fig. 1]에서 상부 전자석들은 파란색으로 하부 전자석들은 노란색으로 표시하였다. [Fig. 1]의 (a)와 (b)는 각각 Square antiprism configuration과 OctoMag configuration이다. (a)와 (b) 모두 위크스페이스 중심인 원점에서부터 각 전자석 사이의 거리는 서로 충돌하지 않으면서 제일 가까운 거리인 30 mm로 동일하다. (c)는 우리가 제안한 방법을 통해 도출된 configuration이다. 모든 configuration의 이웃한 상부 전자석과 하부 전자석은 45°를 이루고 있으며, 이웃한 상부 전자석 간의 각도와 하부 전자석 간의 각도는 90°인 대칭형상이다.

- 1) Square antiprism : 많은 연구에서 사용된 배치로 각각의 전자석들을 가능한 최대한 멀리 배치시켜 그들의 자기장에 대한 contribution을 고르게 만들어 줄 수 있는 배치이다¹⁶⁾. [Fig. 1]의 (a)에 해당하는 배치로 상부 전자석들은 공통 축을 기준으로 60°를 이루고 있고 하부 전자석들은 공통 축을 기준으로 120°를 이루고 있다.
- 2) OctoMag : Kummer et al.가 제안한 configuration이다¹⁰⁾. 이 configuration은 위크스페이스를 반구로 가정하여 식 (8)로부터 도출되는 σ_3 의 최소 값 즉 최악의 경우 힘을 최대화하는 방법으로 최적화한 결과이다. [Fig. 1]의 (b)에 해당하는 배치로 상부 전자석은 공통 축을 기준으로 45°를 이루고 있다. 하부 전자석은 공통 축을 기준으로 90°를 이루어 한 평면에 놓여있다.

2.2.2 Electromagnet specification

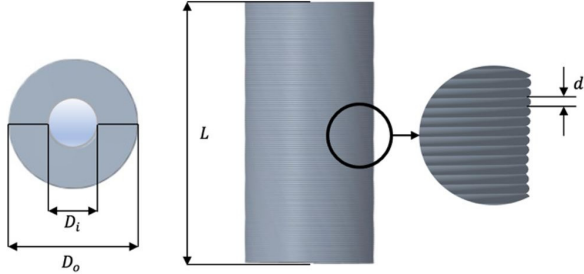
최적화 과정에서 사용한 전자석의 사양은 [Table 1]과 [Fig. 2]에서 확인할 수 있으며 이는 최적화 과정동안 고정된 값이다. [Table 1]의 μ 는 일반적인 iron core의 relative permeability



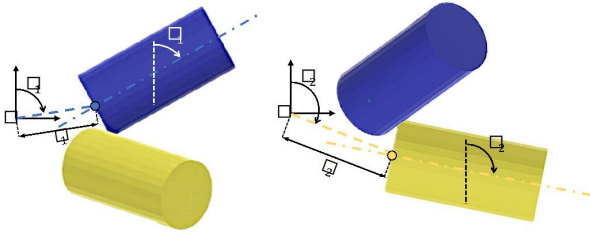
[Fig. 1] The eight electromagnet configurations. Each figure shows isometric-, front-, and top-view. The upper electromagnet set is colored in blue, and the lower set is colored in red. (a) Square antiprism configuration. (b) OctoMag configuration. (c) Our proposed configuration

[Table 1] Specification of an electromagnet with iron core

Parameter	D_o [mm]	D_i [mm]	d [mm]	L [mm]	μ
Value	32	12	0.45	64	500



[Fig. 2] Specification of an electromagnet with iron core



[Fig. 3] Description of optimization parameters. The left is one of the electromagnets in the upper set which has 3 optimized parameters r_1, θ_1, α_1 in, and the right is the electromagnet in the lower set with r_2, θ_2, α_2 . These parameters apply to all electromagnets in each set

를 뜻한다. 전자석의 내경(D_i)과 권선지름(d)은 외경(D_o)과 높이(L)를 기준으로 1 A에서 발열량(I^2R)이 최소이면서 최대의 힘을 내는 D_i 와 d 를 최적화하여 결정하였다.

2.2.3 Optimization parameters

본 섹션에서는 최적화에 사용된 변수에 대해 설명한다. 첫째로, r 은 전자석의 원점으로부터 전자석까지의 거리를 나타낸다. 이 거리가 길수록 자기장 세기가 감소하며 짧아질수록 자기장의 세기는 증가한다. 따라서 r 값의 조절은 자기장의 강도를 변화시키는데 중요한 변수로 작용한다. 둘째로, θ 는 전자석의 위치 방향을 정의하는 각도로 위크스페이스의 원점(O)에서 전자석을 연결하는 선분이 좌표축과 이루는 각도로 전자석의 위치를 결정한다. 이 각도가 변하면 자기장의 방향이 변화하게 되므로 이 변수는 자기장의 방향을 제어하는데 중요한 역할을 한다. 마지막으로, α 는 전자석의 중심을 관통하는 축과 좌표축 사이의 각도를 나타낸다. 이 각도는 자기장의 방향과 분포를 결정한다. 또한 이 모든 변수들은 전자석에 내장된 코어의 induction에 영향을 끼치며 위크스페이스 내의

자기장 및 자기장의 그레디언트값을 결정하는데 중요한 역할을 한다.

[Fig. 3]에서 최적화 변수들을 도식화 하였다. [Fig. 3] 왼쪽 그림의 첨자 1은 상부 전자석을 오른쪽 그림의 첨자 2는 하부 전자석을 뜻한다. 이 변수들은 전자석 간의 위치 및 방향을 조절함으로써 자기장 및 자기력을 조절한다. 최종적으로, 전체 최적화에서는 이 두 세트의 변수 $(r_1, \theta_1, \alpha_1), (r_2, \theta_2, \alpha_2)$ 를 이용한다.

2.3 Optimization of the electromagnet configuration

Kummer et al.는 식 (8)에서 자기장을 계산하기 위해 dipole model을 활용한 최적화 방법을 제안하였다^[10]. 그러나 이는 만약 전자석에 iron core가 내장 되어있는 경우 더 이상 자기장을 dipole model로 구하기는 것은 정확한 값이라 보기 힘들다^[11]. 따라서 우리는 FEM을 이용한 다른 접근법을 제안한다.

2.3.1 Definition of objective function

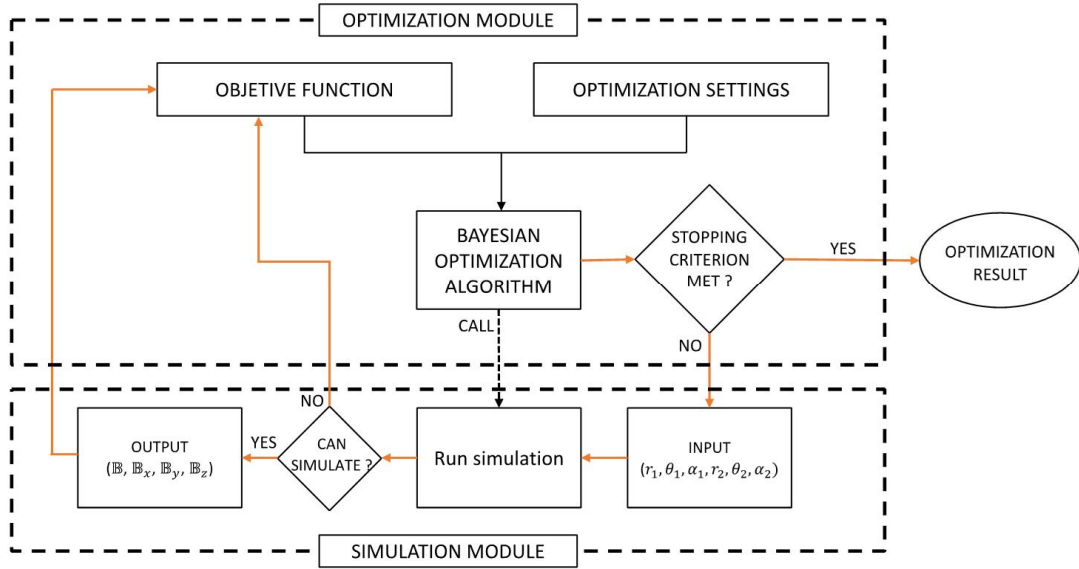
우리의 최적화 과정에서 objective function를 구하기 위해 이용하는 값은 식 (8)로부터 도출된 σ_3 값이다. 이 값을 계산하기 위해서는 시뮬레이션을 통해 해당 위치에서의 자기장과 자기장의 그레디언트를 계산해야 한다. 하지만 베이지안 최적화 알고리즘으로 얻은 시뮬레이션 입력 값 중에서 시뮬레이션을 실행할 수 없는 경우 다시 말해 전자석들이 서로 충돌하거나 불가능한 상황이 발생할 수 있다. 이러한 상황에서는 objective function을 가능한 최소값인 0으로 설정하고 최적화 과정을 계속해서 진행한다. 이는 σ_3 값이 항상 0보다 크기 때문에 이 값은 최적의 결과가 될 수 없다.

주어진 전자석 시스템의 경우 위크스페이스는 원점에 놓인 한 변의 길이가 20 mm인 정육면체로 정의하였고 이 정육면체 내의 균일하게 분포된 125개의 지점을 고려한다. 또한 크기가 1이고 50개의 균일한 방향의 \mathbf{m} 을 가지는 자석(마이크로 로봇)을 고려한다. 이를 통해 6250개의 \mathbf{A}_m 을 구할 수 있고 각각의 \mathbf{A}_m 에 대해 SVD하여 σ_3 를 구할 수 있다. 이 중 가장 작은 σ_3 값을 f 로 정의한다. 이 가장 작은 σ_3 는 6250개의 case중에서 가장 최악의 case이므로 이 경우의 σ_3 를 최대화 하는 것을 통해 force generation capability를 향상시킨다.

$$f = \begin{cases} 0 & \text{if simulation fail} \\ \min([\sigma_3, \sigma_3, \dots, \sigma_3]) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

2.3.2 Optimization parameter boundaries

최적화 과정동안 변수들은 design space(χ) 내에서 정의된



[Fig. 4] Flowchart of iterative process involving FEM simulation-based Bayesian optimization algorithm. This flowchart comprises two functional modules: the Simulation Module and Optimization Module. In Simulation Module, input configuration parameters are used to perform simulations, yielding magnetic field and gradient. In Optimization Module, this output data is refined into objective function and Bayesian optimization algorithm find parameters which maximize objective function, assessing whether it meets criterion

다. χ 는 최적화 변수들로 $r_1, \theta_1, \alpha_1, r_2, \theta_2, \alpha_2$ 로 구성되며, 각각의 변수들은 다음과 같은 범위 내에서 정의된다. $r_1, r_2 \in [30, 40]$, $\theta_1, \alpha_1 \in [25, 65]$, $\theta_2, \alpha_2 \in [70, 110]$. 이렇게 χ 를 정의한 이유는 [Fig. 1]의 (a)와 (b)의 기존 배치들과 비교 및 분석을 용이하게 하기 위해서이다.

2.3.3 Bayesian Optimization Algorithm

BO algorithm은 χ 내에서 \mathbf{x} 에 대한 스칼라 식 (9)에서 정의한 objective function (f)를 최대화하기 위해 사용한다. 해당 알고리즘에서는 f 의 가우스 과정 모델을 업데이트하며 획득 함수를 최대화하는 새로운 \mathbf{x} 를 찾는 과정을 반복한다. 이에 대한 알고리즘은 [Algorithm 1]에서 확인 가능하다. BO algorithm은 기존의 gradient-based optimization과 비교하여 훨씬 적은 함수 계산을 통해 최적의 매개변수 집합을 찾을 수 있는 장점을 가지고 있다.

[Algorithm 1] Bayesian optimization^[14]

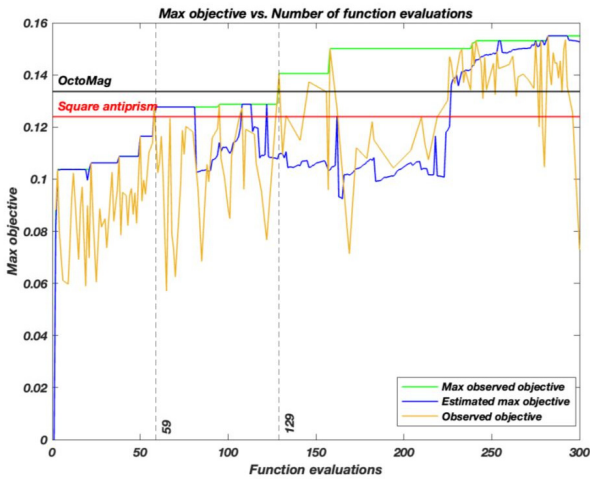
- 1: for n = 1, 2, ... do
- 2: select new \mathbf{x}_{n+1} by optimizing acquisition function α
 $\mathbf{x}^* = \arg \max_{\mathbf{x} \in \chi} (\alpha(\mathbf{x}))$
- 3: query objective function to obtain y_{n+1}
- 4: augment data $D_{n+1} = \{D_n, (x_{n+1}, y_{n+1})\}$
- 5: update Gaussian Process model of f
- 6: end for

2.3.4 Process of optimization

본 연구의 최적화 프로세스는 BO 알고리즘과 FEM을 결합하여 자기장과 자기장의 그래디언트를 정밀하게 계산하여 이루어진다. 전체적인 프로세스의 flowchart는 [Fig. 4]에 나타내었다. 우리의 목표는 최악의 상황에서의 σ_3 를 찾아 이를 최대화 하는 것이다. 이러한 프로세스의 시뮬레이션 모듈에서는 BO algorithm에서 찾은 [Fig. 4]의 INPUT에 해당하는 매개변수 집합 \mathbf{x} 를 입력 받아 해당 configuration에서의 자기장과 자기장 그래디언트를 계산한다. 그런 다음, 이러한 값들은 최적화 모듈에서 식 (9)를 통해 objective function을 계산하여 이 값을 최대화하는 방향으로 하는 새로운 \mathbf{x} 를 찾는다. 최적화 프로세스는 평가 횟수가 사전에 지정한 iteration 횟수에 도달하거나 지정한 시간을 초과할 경우 종료된다. 여기서 우리는 최대 iteration 횟수를 300으로 정의하였다. 최적화 과정에서 BO는 MATLAB의 *bayesopt*를 사용하였고 FEM 시뮬레이션은 COMSOL, Inc.의 COMSOL Multiphysics를 사용하였다. 모든 프로세스는 M2 apple silicon chip과 8코어를 장착한 macOS 운영체제 컴퓨터에서 수행되었다.

3. 분석

최적화 수행 과정은 [Fig. 5]의 objective function의 수렴 과정을 통해 확인할 수 있다. [Fig. 5]에서 초록색 선은 estimated max objective function으로 당시 주어진 parameter set들을 기



[Fig. 5] The optimization process plot: Max observed (green), Estimated (blue) and observed (yellow) objective functions, as well as the force generation capability of OctoMag (black) and Square antiprism (red) configuration

반으로 model의 predicted performance의 평균값을 나타내며 노란색 선인 observed objective function의 경향을 따라가는 것을 확인할 수 있다. 파란색 선은 관측된 최대 objective function 즉 경험적으로 결정된 실제 최대 성능을 나타낸다. 본 최적화 과정은 각 iteration당 약 2분, 총 300번의 iteration으로 약 10시간 10분정도 소요되었다. 이를 수행한 최종 결과는 [Fig. 1]과 [Table 2]에서 OctoMag 및 Square antiprism configuration과 비교하여 나타냈다. [Table 2]에서 Square antiprism과 OctoMag의 σ_3 는 0.1240, 0.1337인 것을 확인할 수 있고 [Fig. 5]에서 각각 59, 129 iteration만에 우리가 제안한 모델이 이 값들을 뛰어넘는 것을 확인할 수 있었다. 최종 최적화 결과로 얻은 σ_3 값은 0.1552로 이 결과는 Square antiprism과 비교하여 약 20%, OctoMag과 비교하여 약 14% 성능 향상을 확인할 수 있었다. 우리가 제안한 전자석 시스템의 configuration은 전자석들의 워크스페이스의 원점으로부터 떨어진 거리는 거의 유지하면서 전자석 간의 간격을 감소시켜 iron core의 induction 효과를

증가시킬 수 있었고 이는 최악의 상황에서의 force generation capability를 향상시키는 결과를 얻을 수 있었다.


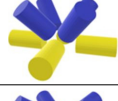
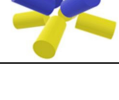
4. 논 의

위의 결과를 통해 우리는 FEM simulation-based Bayesian Optimization 방법의 성능 향상을 증명하였다. 이를 통해 실제 실험을 수행하는 대신 컴퓨터 시뮬레이션을 활용하여 최적의 결과를 도출할 수 있다. 이는 비용을 절감하고, 실험 시간을 단축하며 효율적으로 활용할 수 있는 장점을 가지고 있다. 이는 다양한 응용 분야에 걸쳐 확장될 수 있으며 실험에 어려움을 겪는 또는 시간의 제약이 있는 상황에서 유용하게 활용될 것이다. 또한, 우리는 이론적으로 구하기 어려운 iron core를 내장한 전자석 configuration내의 자기장 및 자기장 그레디언트를 정확하게 계산하기 위해 FEM을 활용하였다. 이로써 기존의 dipole model 기반으로 한 configuration에 비해 더 좋은 force generation capability를 지닌 configuration을 찾을 수 있었다.

방법론에서 우리는 오직 원통형 전자석만을 사용하였다. 이러한 선택은 원통형 전자석이 최적의 형상과 큰 차이가 없다는 연구결과가 있었기 때문이다^[16]. 하지만 모든 configuration에서 동일한 전자석 사양과 iron core를 사용하였고 동일한 워크스페이스에서 force generation capability를 조사하였다. 이러한 점이 최적화 결과에 얼마나 영향을 끼치는지 불분명하다. 따라서 다양한 전자석 사양과 configuration parameter들에 대한 더 광범위한 실험 및 시뮬레이션을 통해 최적화에 끼치는 영향을 더 연구할 필요가 있다.

또한, 우리는 BO를 통해 global solution을 찾을 수 있었고 black box function을 최소한의 evaluation 횟수로 optimal한 parameter값들을 정할 수 있었다. 하지만 BO에는 다양한 한계점이 존재한다. 첫째로, “Curse of dimensionality” 이다. 이는 BO가 변수의 수가 증가함에 따라 그 성능이 저하되는 경향이 있다는 것을 의미한다. 변수가 증가함에 따라 탐색 공간이 기하급수적으로 커지는 문제가 발생하여 효율성이 제한될 수 있

[Table 2] Result of the comparison with the three electromagnet configurations of [Fig. 1]

	Configuration	r_1 [mm]	θ_1 [°]	α_1 [°]	r_2 [mm]	θ_2 [°]	α_2 [°]	σ_3
Square antiprism		30	60	60	30	120	120	0.1240
OctoMag		30	45	45	30	90	90	0.1337
Proposed configuration		30.4	51.5	61	30.2	101	103	0.1552

다. 둘째로, “Low accuracy”이다. BO가 항상 최상의 결과를 낸다고 보장할 수 없다. BO는 확률적 방법으로 불확실성을 모델링하고 가능한 최적화 영역을 탐색하려 노력하지만 이를 발견하지 못할 수도 있다.

5. 결 론

본 연구는 마이크로 로봇의 작동 성능을 향상시키기 위한 방법을 제안한다. 마이크로 로봇은 주로 작은 공간에서 미세한 작업을 수행하거나 의학 분야에서 세밀한 작업을 수행하기 위해 사용되기 때문에 정밀한 제어가 필요하다. 이를 위해서는 마이크로 로봇에 좀 더 강한 힘을 가할 수 있는 시스템 설계가 필요하다. 따라서 우리는 FEM simulation-based Bayesian Optimization 방법을 제안하였다. 전자석 시스템의 자기장과 자기장 그레디언트를 FEM을 통해 정밀하게 계산한다. 그런 다음, BO는 이러한 시뮬레이션 데이터를 활용하여 force generation capability를 최대화 하는 최적의 configuration을 찾는다. 그 결과 기존의 전자석 시스템 보다 약 20% 향상된 성능을 보이는 configuration을 찾을 수 있었다.

이를 통해 마이크로 로봇에 보다 강한 힘을 가할 수 있으며 정밀한 제어에 도움이 될 것이다. 또한 마이크로 로봇의 작동 효율성을 높일 수 있으며 이러한 성능 향상은 의료분야, 자동화분야 등 정밀한 작업이 필요한 분야에서의 응용 가능할 것으로 기대된다.

References

[1] E. Diller and M. Sitti, “Micro-scale mobile robotics,” *Foundations and Trends® in Robotics*, vol. 2, no. 3, pp. 143-259, 2013, DOI: 10.1561/23000000023.

[2] C. K. Schmidt, M. Medina-Sánchez, R. J. Edmondson, and O. G. Schmidt, “Engineering microrobots for targeted cancer therapies from a medical perspective,” *Nature Communications*, vol. 11, no. 1, Nov., 2020, DOI: 10.1038/s41467-020-19322-7.

[3] M. Horodyski, M. Kühmayer, A. Brandstötter, K. Pichler, Y. V. Fyodorov, U. Kuhl, and S. Rotter, “Optimal wave fields for micromanipulation in complex scattering environments,” *Nature Photonics*, vol. 14, no. 3, Nov., 2019, DOI: 10.1038/s41566-019-0550-z.

[4] B. J. Nelson, I. K. Kaliakatsos, and J. J. Abbott, “Microrobots for minimally invasive medicine,” *Annual review of biomedical engineering*, vol. 12, pp. 55-85, Aug., 2010, DOI: 10.1146/annurev-bioeng-010510-103409.

[5] A. J. Petruska and B. J. Nelson, “Minimum Bounds on the Number of Electromagnets Required for Remote Magnetic Manipulation,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 31, no. 3, pp. 714-722, Jun., 2015, DOI: 10.1109/TRO.2015.2424051.

[6] A. Pourkand and J. J. Abbott, “A Critical Analysis of Eight-Electromagnet Manipulation Systems: The Role of Electromagnet Configuration on Strength, Isotropy, and Access,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 3, no. 4, pp. 2957-2962, Oct., 2018, DOI: 10.1109/LRA.2018.2846800.

[7] I. S. M. Khalil, V. Magdanz, S. Sanchez, O. G. Schmidt, and S. Misra, “Three-dimensional closed-loop control of self-propelled microjets,” *Applied physics letters*, vol. 103, no. 17, Oct., 2013, DOI: 10.1063/1.4826141.

[8] E. Diller and M. Sitti, “Three-dimensional programmable assembly by untethered magnetic robotic micro-grippers,” *Advanced Functional Materials*, vol. 24, no. 28, pp. 4397-4404, Apr., 2014, DOI: 10.1002/adfm.201400275.

[9] D. E. David, “Remote actuation and control of multiple magnetic micro-robots,” Ph.D. dissertation, Carnegie Mellon University, 2013, [Online], <https://www.proquest.com/dissertations-theses/remote-actuation-control-multiple-magnetic-micro/docview/1450207484/se-2>.

[10] M. P. Kummer, J. J. Abbott, B. E. Kratochvil, R. Borer, A. Sengul, and B. J. Nelson, “OctoMag: An electromagnetic system for 5-DOF wireless micromanipulation,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 26, no. 6, pp. 1006-1017, Dec., 2010, DOI: 10.1109/TRO.2010.2073030.

[11] “Magnetecs CGCI,” 2018, [Online], <http://www.magnetecs.com/overview.php>, Accessed: Oct. 1, 2023.

[12] S. Yuan, Y. Wan, and S. Song, “RectMag3D: A magnetic actuation system for steering milli/microrobots based on rectangular electromagnetic coils,” *Applied Sciences*, vol. 10, no. 8, Apr., 2020, DOI: 10.3390/app10082677.

[13] M. Curti, J. J. H. Paulides, and E. A. Lomonova, “An overview of analytical methods for magnetic field computation,” *2015 Tenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, Monte Carlo, Monaco, pp. 1-7, 2015, DOI: 10.1109/EVER.2015.7112938.

[14] B. Shahriari, K. Swersky, Z. Wang, R. P. Adams, and N. de Freitas, “Taking the Human Out of the Loop: A Review of Bayesian Optimization,” *the IEEE*, vol. 104, no. 1, Jan., 2016, DOI: 10.1109/JPROC.2015.2494218.

[15] K. W. Yung, P. B. Landecker, and D. D. Villani, “An Analytic Solution for the Force Between Two Magnetic Dipoles,” *Physical Separation in Science and Engineering*, vol. 9, Apr., 1998, DOI: 10.1155/1998/79537.

[16] J. J. Abbott and B. Osting, “Optimization of coreless electromagnets to maximize field generation for magnetic manipulation systems,” *IEEE Magnetics Letters*, vol. 9, pp. 1-4, Oct., 2017, DOI: 10.1109/LMAG.2017.2768021.



권혁진

2018~현재 부산대학교 기계공학부(학사)

관심분야: Robotics, Optimization



손동훈

2007 서울대학교 기계공학과(학사)

2009 서울대학교 기계공학과(석사)

2018 Mechanical Engineering, Carnegie Mellon University, United States(박사)

2021~현재 부산대학교 조교수

관심분야: Medical Robot, Soft Robot, Micro Robot