

강화학습 적용 OLED 디스플레이 서셉터 시스템 설계

Design and Analysis of an OLED Display Susceptor System Using Reinforcement Learning

이근형^{1*}, 김태준², 김영미³, 김광연³

¹ 한국원자력연구원, 대전광역시 유성구 대덕대로989번길 111, 34057

(현재소속: Facility for Rare Isotope Beams, High Power Targetry Team, East Lansing, MI, 48824, USA)

² 미래엔지니어링, 대전광역시 유성구 테크노4로 17 대덕비즈센터 B동 316호, 34013

³ 티티에스, 경기도 화성시 향남읍 우등길 27-6, 18625

*교신저자: ghLee1129@gmail.com

요 약

OLED(Organic Light-Emitting Diode) 디스플레이 제조 과정 중 플라즈마 CVD(Chemical Vapor Deposition) 공정에 활용되는 서셉터(susceptor) 제작을 위해, 열교환기 플레이트 설계 및 유체 공급장치 설계를 수행하였다. 온도 균일성을 확보하기 위해 사용되는 서셉터(susceptor) 시스템의 설계와 관련하여, 강화학습 기법 중 하나인 PPO(Proximal Policy Optimization)를 적용하여 최적의 열교환기 플레이트 유로 형상을 설계하였다. 이를 통해 기존의 경험 기반 설계 방식과는 달리, 변화하는 공정 조건과 패널 크기 변경에 따라 효율적으로 대응할 수 있는 최적화 설계 방법을 구축하였다. 또한, 서셉터 시스템에서 요구되는 높은 압력 조건(10 bar)을 충족시키기 위해 액체금속인 갈린스탄을 안정적으로 이송할 수 있는 전자펌프의 설계를 FEM(Finite Element Method) 기반 수치해석을 통해 전자펌프의 성능을 검증하고 설계 조건을 분석하였다. 강화학습 기반의 OLED 디스플레이 설계와 액체금속 이송장치인 전자펌프의 설계를 제안함으로써, OLED 제조 공정에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

OLED는 최근 스마트폰, 태블릿, TV 등 전자기기 디스플레이 기술의 중심으로 빠르게 부상하고 있으며, 그 이유는 우수한 색 재현성, 높은 해상도, 얇고 유연한 구조, 빠른 응답속도 등 다양한 장점 때문이다. 기존의 LCD(Liquid Crystal Display)와 달리 자체 발광 특성을 가진 OLED는 우수한 대비비와 색 정확성을 제공하며, 특히 플렉서블 디스플레이와 같은 차세대 디스플레이 기술 구현에 이상적인 조건을 제공한다.

OLED 제조 공정 중 화학기상증착(CVD, Chemical Vapor Deposition)은 박막 형성 과정에서 유리 기판 위에 균일한 두께와 특성을 가진 박막을 형성하는 중요한 단계이다. CVD 공정의 품질은 기판의 온도 균일성에 민감하여 온도 변화가 디스플레이 품질과 제품 신뢰성에 영향을 미칠 수 있다. 온도 균일성을 위하여 서셉터 열교환기를 사용하게 되는데, 실제 OLED 생산 환경에서는 제조 패널의 크기 변화, 생산 세대 교체, 또는 공정 조건이 변화할 때마다 서셉터 장치의 온도 균일성을 유지하기 위해 장치의 최적

화된 유로 설계가 요구된다 [1]. 이는 수백 도에 이르는 온도를 균질적으로 관리하는 것이 요구되며, 그림 1과 같이 열적 균질성 확보를 위해 액체금속 갈린스탄을 냉각 유체로 사용하여 전자펌프를 통한 갈린스탄 순환으로 균일한 온도 평형 달성을 목표로 한다.

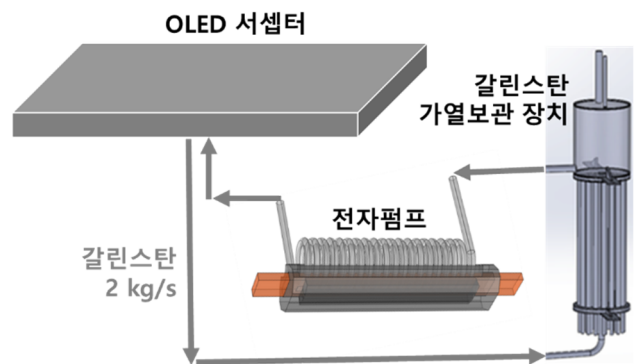


그림 1. 서셉터 시스템 개략도

한국실용인공지능학술지

전통적인 서셉터 설계 방식은 숙련된 엔지니어의 경험과 반복적인 수작업 해석을 기반으로 이루어져 왔기 때문에 설계 과정이 길고 비효율적이며, 생산 조건이 변경될 때마다 반복적으로 설계 과정이 수행되어야 하는 어려움이 존재한다. 따라서 변화하는 제조 환경에 대응할 수 있는 효율적인 자동 설계 기술이 요구되고 있다.

이러한 배경에서 주목받고 있는 기술이 바로 강화학습이다. 강화학습은 인공지능 에이전트가 주어진 환경에서 최적의 행동을 학습하는 기술로, 복잡한 의사결정 문제를 효과적으로 해결할 수 있는 뛰어난 잠재력을 가지고 있다 [2]. 본 연구에서는 강화학습 알고리즘 중에서도 특히 PPO기법을 선택하여, 빠른 학습 속도와 뛰어난 안정성을 활용하여 서셉터 열교환기 유로 형상을 최적화하는 방법을 연구하였다 [3].

아울러, 서셉터 시스템을 냉각시키기 위한 유체 공급장치로서 액체금속인 갈린스탄을 사용하는 전자펌프 설계를 수행하였다. 서셉터 시스템은 높은 압력(약 10 bar)의 안정적인 유체 공급이 필수적이며, 이를 충족시키기 위한 전자펌프의 성능과 신뢰성을 FEM 기반 수치해석을 통해 분석하고 설계하였다.

본 연구에서 제안한 강화학습 기반 자동 설계 기술은 기존 방법 대비 설계 시간과 비용을 크게 절감할 뿐만 아니라, 변화하는 공정 조건에도 빠르게 대응할 수 있어 OLED 제조 공정의 신뢰성과 효율성을 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

2. 연구방법

본 연구에서는 2가지 연구방법을 다루고 있다. 첫 번째로 강화학습을 통하여 서셉터 열교환기의 유로 설계에 관한 방법을 다루며, 두 번째로 FEM 시뮬레이션을 통하여 10 bar 사양의 전자펌프를 설계하는 방법을 다룬다. 각각의 연구방법은 다음과 같이 세부적으로 기술하였다.

2.1. 강화학습 기반 서셉터 열교환기 설계

2.1.1. 수치해석 방법

강화학습을 적용할 때는 수십만 회 이상의 반복 해석이 요구되므로, 효율적인 해석 시간 단축 방안이 필요하다. 본 연구에서는 그림 2(a)와 같이 서셉터 구조의 대칭성을 활용하여 해석 범위를 최소화하였다. 이를 통해 해석에 소요되는 시간을 단축할 수 있었다. 또한, 실제 서셉터의 제작성과 현실적인 운영 조건을 고려하여 유체의 입·출구를 중앙에 배치하였으며, 이를 기준으로 4방향으로 영역을 나누어 별도의 독립적인 해석을 진행하였다. 총 2개의 입구와 출구를 갖는 유로를 설정하여, 그림 2(b)에 나타난 바와 같이 유로의 시작점(입구)에서 하부 면 위치에 도달할 때 해석을 종료하는 조건을 부여하였다.

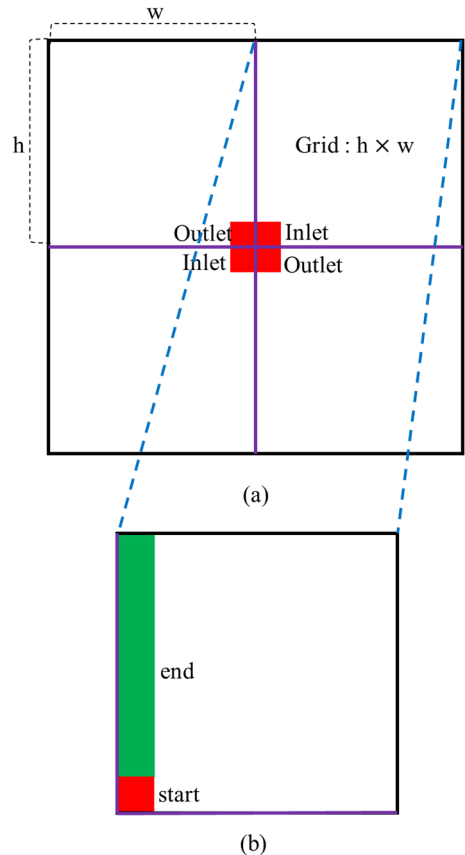


그림 2. 해석에 사용된 방법 개요

해석 시간의 추가적인 단축을 위해 계산 속도가 빠른 수치해석 기법인 FDM(Finite Difference Method)을 채택하였다. FEM(Finite Element Method)이나 FVM(Finite Volume Method) 방식은 복잡한 형상에 대해 높은 정확성을 제공하지만, 본 연구에서는 수십만 회 이상의 반복적 연산이 필요하므로 계산 속도 측면에서 우위가 있는 FDM 방식을 선택하였다. 특히 일정한 격자 구조에서 빠른 연산 속도를 보이는 FDM이 본 연구 목적에 가장 적합한 것으로 평가하였다. 또한, 그림 2(a)의 대칭 경계(보라색 선)에 대해서는 내부의 온도 분포를 반대편과 동일하게 설정함으로써 해석 영역을 절반으로 축소하였다. 해석 정확도를 유지하기 위하여 FDM의 반복횟수는 온도 분포 오차 범위를 5% 이내로 유지하도록 세부적으로 조정하였다.

2.1.2. 강화학습 기법 적용

강화학습 환경(Environment)은 그림 3에 나타난 것과 같이 총 3개의 공간(Space)으로 구성된다. 첫 번째 공간인 General space는 $h \times w$ 크기의 격자 형태로 이루어지며, 현재 에이전트가 탐색하고 있는 경로 상에서의 위치를 나타낸다. 두 번째 공간인 Record space는 $(h+2) \times (w+2)$ 크기의 확장된 격자 형태로 이루어져, 이미 탐색한 경로를 기록하여 중복 경로 탐색을 방지하는 역할을 한다. 마지막 공간인 FDM space는 실제 온도 계산 및 균일성 판단을 위해 보다 미세한 $3h \times 3w$ 격자로 구성되어

있다.

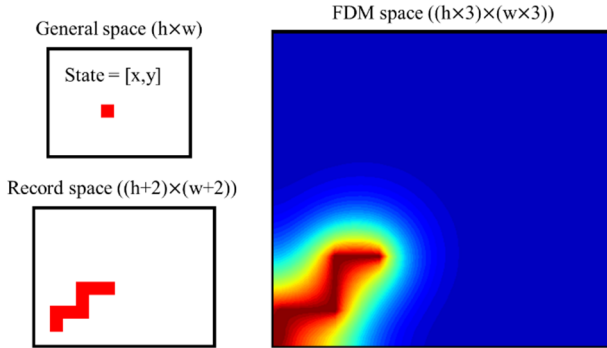


그림 3. 해석에 사용된 Environment spaces

행동(Action)은 상·하·좌·우 방향으로의 이동을 의미하는 discrete action space를 활용하였으며, 무한정 탐색을 방지하기 위해 최대 경로 길이를 ($h \times w$)로 설정하였다. 최대 길이를 초과할 경우 환경을 초기화하여 학습 효율을 높였다. 보상(Reward)은 경험적 접근법을 통해 식 (2)와 같이 설정하였다.

기본적인 step 변화 시 전체 온도의 최솟값 변화를 나타내는 r_{temp} 를 기본 보상으로 설정하였고, 목표 지점인 대칭 경계에 도달 시 r_{goal} , 목표 도착 전에 종료되는 경우 방지를 위한 r_{fail} , 경로의 중복 생성을 방지하기 위한 r_{over} 의 추가 보상을 부여하였다.

$$\text{Reward} = r_{temp} + r_{goal} + r_{over} + r_{fail}$$

where,

$$\begin{cases} r_{temp} = T_{t,m} - T_{t-1,m} \\ r_{goal} = 2(T_{t,m} - T_{0,m}) \\ r_{fail} = -2(T_{t,m} - T_{0,m}) \\ r_{over} = -\sum r_{temp} / 10 \end{cases} \quad (2)$$

강화학습 알고리즘으로는 discrete action space에 적합하며 빠른 학습과 안정적인 수렴성을 제공하는 PPO를 사용하였다. PPO는 policy gradient 방법 중에서도 학습 안정성을 확보하면서 정책(policy)을 업데이트할 수 있는 알고리즘으로, Gym environment를 활용하여 구현하였다 [4]. PPO 알고리즘은 그림 4에 나타난 것과 같이 설정하였으며, 벽이나 최대 설정 길이를 초과하거나 Goal에 도착하는 상황에서 학습을 종료하도록 설계하였다. 액션으로 인한 중복 경로 형성 시 r_{over} 의 음수 보상을 적용하고, 매 액션마다 r_{temp} 의 리워드를 추가하여 최적의 온도 균일화를 위한 경로 탐색이 가능하도록 유도하였다.

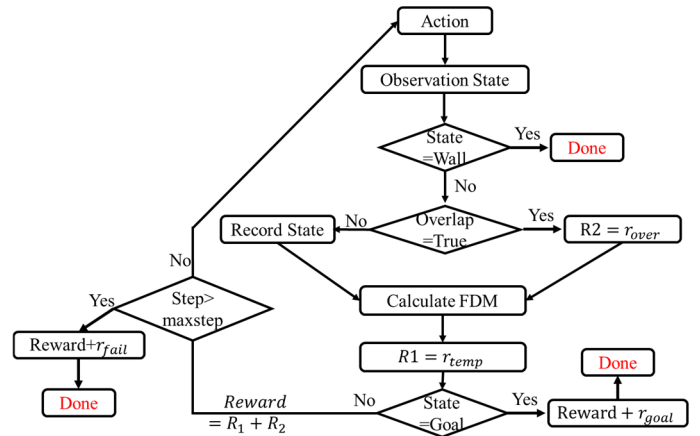


그림 4. 학습에 사용된 강화학습 알고리즘

학습에 사용된 hyperparameter는 다양한 조건의 학습 시뮬레이션을 수행하면서 trial & error 방식으로 최적화하였다. 최종적으로 학습에 적용된 hyperparameter 값은 다음과 같다.

- Batch size : 2048
- Minibatch size : 128
- Learning rate : 0.001
- Epochs : 30
- Clip range : 0.1
- Discount factor (gamma) : 0.999

2.2. 전자펌프 설계

전자펌프는 로렌츠 힘을 기반으로 전류와 자기장의 상호 작용을 이용하여 유체를 이동시키며, 유로 외부에서 힘이 가하기 때문에 기계적 마모가 없어 유지보수 문제가 현저히 낮다는 장점이 있다. 본 연구에서는 서셉터보다 높은 위치에 액체금속인 갈린스탄을 공급하기 위해 높은 압력차 (10 bar)를 필요로 한다. 이를 위해 효율적인 힘 전달이 가능한 그림 5의 나선형 전자펌프 설계를 채택하였다 [6].

전자펌프의 성능 및 설계 조건은 COMSOL 6.2의 FEM (Finite Element Method)을 사용하여 수치적으로 해석하였다. 전류밀도의 해석은 복잡한 3D 나선형 구조 및 수치해석적 독립성을 고려하여 계산된 값을 MHD 해석의 외부 입력 조건으로 사용하였다. 자기장은 고온에 안정적인 사마륨코발트(Sm2Co17-28H) 자석을 활용하고, 자기장 차폐를 위해 Low carbon steel을 적용하였다. 유로의 재질은 내식성과 강도가 뛰어난 3/4 인치 SUS316 튜브를 사용하였다.

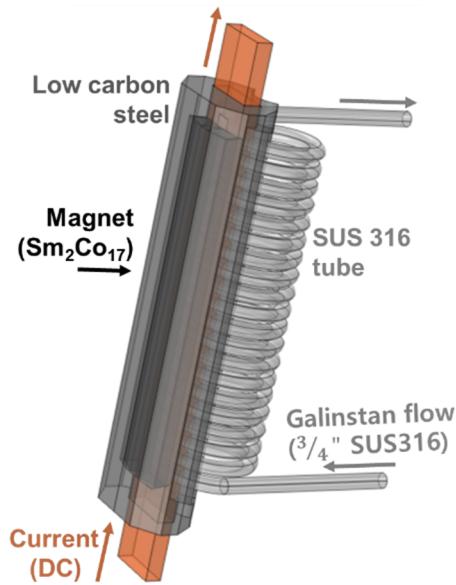


그림 5. 해석에 사용된 전자펌프 도식도

해석에 사용된 주요 수식 및 경계조건은 다음과 같다 [7].

- Fluid dynamics
 - $\rho(\mathbf{u} \cdot \nabla \mathbf{u}) = -\nabla p + \mu \nabla^2 \mathbf{u} + \mathbf{F}$
 - $\nabla \cdot \mathbf{u} = 0$
 - Inlet pressure: 0 [Pa]
 - Outlet mass flowrate: 2 [kg/s]
- Electromagnetics
 - $\mathbf{J} = \sigma \mathbf{E} + \mathbf{J}_e$
 - $\mathbf{B} = \mu_0 \mu_r \mathbf{H} + \mathbf{B}_r$
- Magnetohydrodynamic equation:
 - $\mathbf{F} = \sigma(\mathbf{E} + \mathbf{u} \times \mathbf{B}) \times \mathbf{B}$

3. 연구결과

3.1. 서셉터 열교환기

강화학습을 통한 경로 탐색 결과, 그림 6에서 확인할 수 있듯이 학습 단계(step)가 진행됨에 따라 유로 경로가 점차 복잡해지고 온도 분포의 균질성이 점진적으로 개선되는 경향을 보였다. 초기 단계에서는 시작점에서 도착지점까지 간단히 가는 경향을 보였으나, 학습이 진행될수록 온도차의 보상을 최대화하기 위해 복잡한 패턴이 나타나 온도의 균일성을 효과적으로 향상시켰다. 이는 강화학습 알고리즘이 유로 형상 최적화를 위해 다양한 경로를 탐색하며, 최적의 온도 균형을 찾는 능력을 효과적으로 발휘하고 있음을 시사한다.

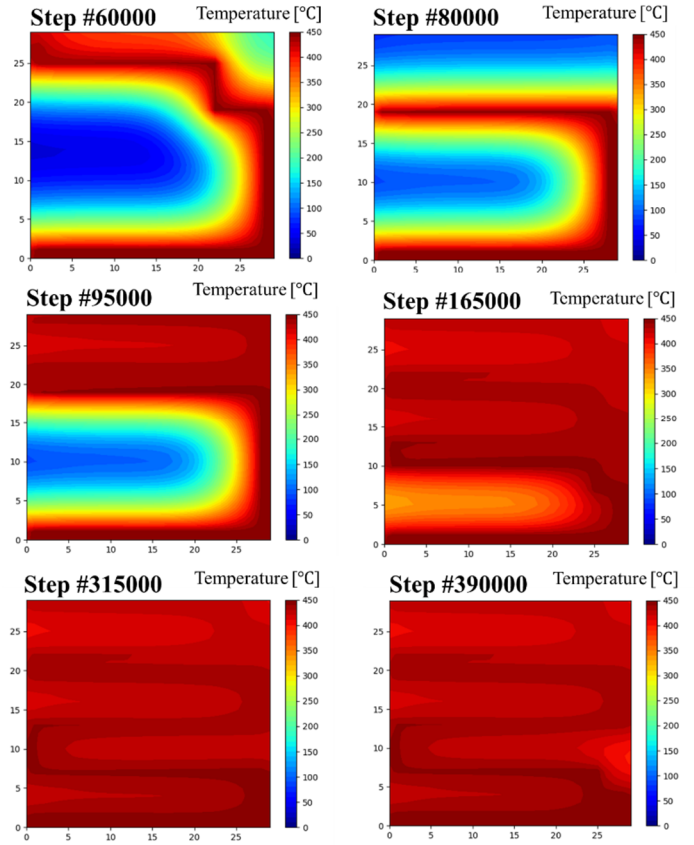
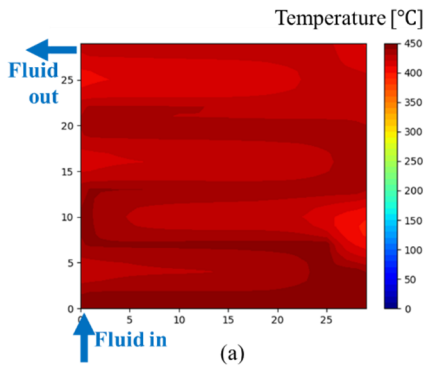


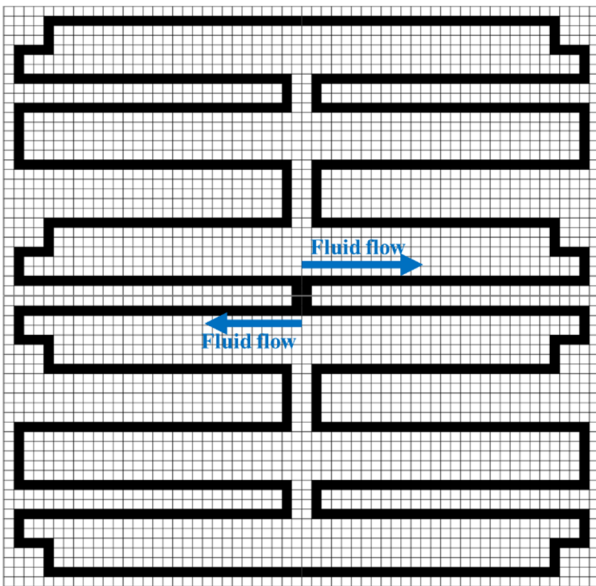
그림 6. Step수에 따른 유로 경로

최종적으로 그림 7(a)와 같은 균질한 온도 분포를 확보할 수 있었으며, 이를 기반으로 4방향 대칭 구조를 적용하여 서셉터의 최종 유로 경로를 결정하였다. 그 결과로 그림 7(b)와 같이 2개의 입구와 출구를 갖는 유로 형태가 도출되었으며, 서셉터 크기나 유체 조건 등의 공정 조건 변화에 따라 자유롭게 조정 가능하여 실제 OLED 디스플레이 제조 공정에서 실용적인 적용성을 높일 것으로 기대된다.

한국실용인공지능학술지



(a)



(b)

그림 7. 최종 서셉터 유로 (a) 해석결과 (b) 전체경로

3.2. 전자펌프

사마륨코발트 자석을 사용한 영구자석과 자기장차폐를 이용한 자기장 세기는 그림 8과 같다. 전류가 인가되는 부분에서의 평균 자기장 세기는 0.25 T이며 최대 0.4 T의 자기장 세기를 도출하였다.

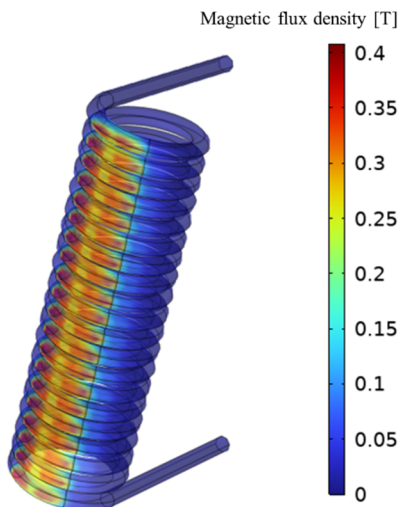


그림 8. 전자펌프 유로에서의 자기장 분포도

전류에 따른 전자펌프의 토출압력의 결과는 그림 9와 같다. 유속 (~ 1.5 m/s)으로 인하여 인가된 유도기전력 및 마찰손실이 해당 유량을 만족시키기 위해 2900 A가 필요함을 확인하였다. 10 bar의 토출압력을 만족시키기 위해서는 9300 A가 필요하였으며 압력의 변화는 그림 10과 같다. 본 설계에서는 높은 토출 압력 요구로 인해 높은 입력 전류가 필요했으나, 향후 연구에서는 자석 배열의 최적화 및 전류 경로 재설계를 통해 요구 전류를 낮추고 효율성을 높이는 방안을 추가적으로 연구할 예정이다.

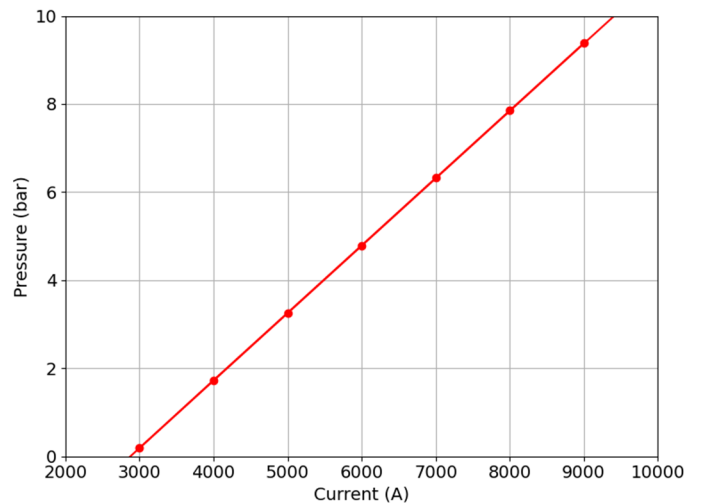


그림 9. 전자펌프의 입력전류에 따른 토출압력

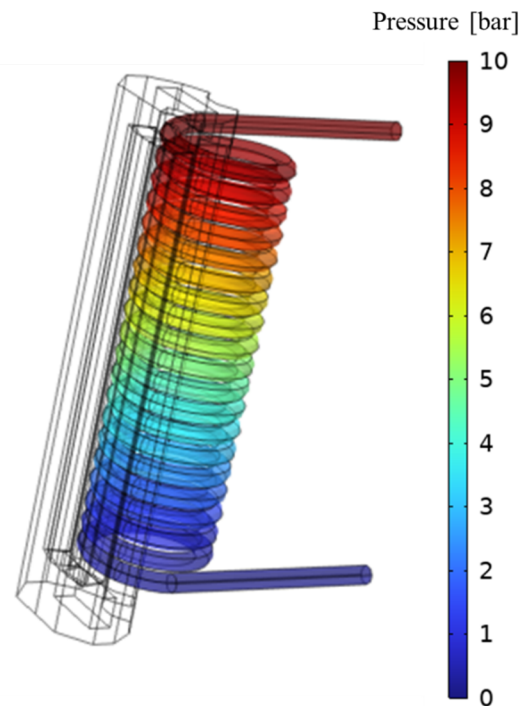


그림 10. 전자펌프의 압력 분포

4. 결론 및 향후계획

본 연구에서는 OLED 디스플레이 제조 공정에서 사용되는 서셉터 시스템 설계를 위해 강화학습 기반의 열교환기 유로 형상 설계와 FEM 기반의 전자펌프 수치해석 설계를 수행하였다. 강화학습을 통해 균일한 온도 분포를 실현할 수 있는 최적의 유로 형상을 구축하였으며, 목표 압력 조건 (10 bar)을 만족하는 전자펌프 설계를 FEM을 활용하여 수행하였다.

향후 연구에서는 강화학습 알고리즘의 성능을 개선하기 위해 PPO 외의 Genetic 알고리즘과 같은 방안을 추가하여 강화학습의 일반화 성능을 높일 예정이다. 또한 3D 프린팅을 적용한 전자펌프 디자인을 통해 이의 형태를 강화학습으로 최적화하여 필요 입력 전류를 더 낮추는 효율적인 설계를 수행할 예정이다. 추가적으로 실제 실험 환경에서의 서셉터 및 전자펌프의 성능 평가를 계획하고 있으며, 실험 결과와 수치해석 결과의 비교 분석을 통해 설계 및 해석 모델의 정확성을 검증할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] 조중근 외, “온도균일도가 향상된 서셉터 개발”, 생산 기술화 지원사업 최종보고서, 2013.
- [2] Lee, G., Joo, Y., Lee, S. U., Kim, T., Yu, Y., & Kim, H. G., “Design optimization of heat exchanger using deep reinforcement learning”. International Communications in Heat and Mass Transfer, 159, 107991, 2024.
- [3] Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., & Klimov, O., “Proximal policy optimization algorithms”, arXiv preprint arXiv:1707.06347, 2017.
- [4] Brockman, G., Cheung, V., Pettersson, L., Schneider, J., Schulman, J., Tang, J., & Zaremba, W., “Openai gym”, arXiv preprint arXiv:1606.01540, 2016.
- [5] Lee, G. H., & Kim, H. R., “NUMERICAL INVESTIGATION AND COMPARISON OF THE RECTANGULAR, CYLINDRICAL, AND HELICAL-TYPE DC ELECTROMAGNETIC PUMPS”, Magnetohydrodynamics, 53(2), 2017.
- [6] Kang, T. U., Lee, G., & Kim, H. R., “Experimental characterization of the flowline of a lithium film formed using an electromagnetic thruster for a RAON prototype charge stripper”, Nuclear Engineering and Design, 412, 112481, 2023.
- [7] COMSOL AB, COMSOL Multiphysics User’s Guide, Version 6.2, COMSOL AB, Stockholm, Sweden, 2014.