

액침냉각 방식 배터리 모듈의 압력강하 최소화를 위한 AI 기반 최적화

건국대학교 기계공학부
팀명: 카페인&디카페인
지도교수: 김창완교수님
팀원: 김동현, 허준

목차

1. 서론	1.1 연구 배경 1.2 연구 목표 1.3 연구 절차
2. 배터리 전기화학 및 열 유동 해석	2.1 발열량 계산을 위한 배터리 전기화학 해석 2.2 배터리 열 유동 해석
3. AI 기반 메타모델 생성	3.1 최적설계 개요 3.2 설계변수 설정 및 정식화 3.3 DOE 기반 메타모델 생성 3.4 AI 기반 메타모델 생성
4. 압력강하 최소화를 위한 GA 최적화	4.1 최적화 수행 4.2 최적화 결과 분석
5. 결론	

1. 서론

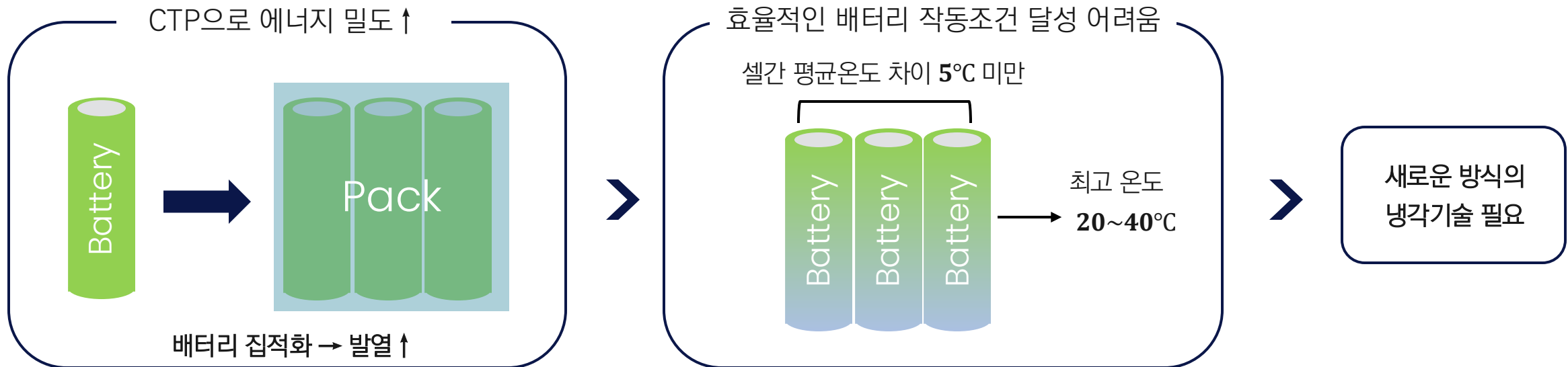
1.1 연구 배경

1.2 연구 목표

1.3 연구 절차

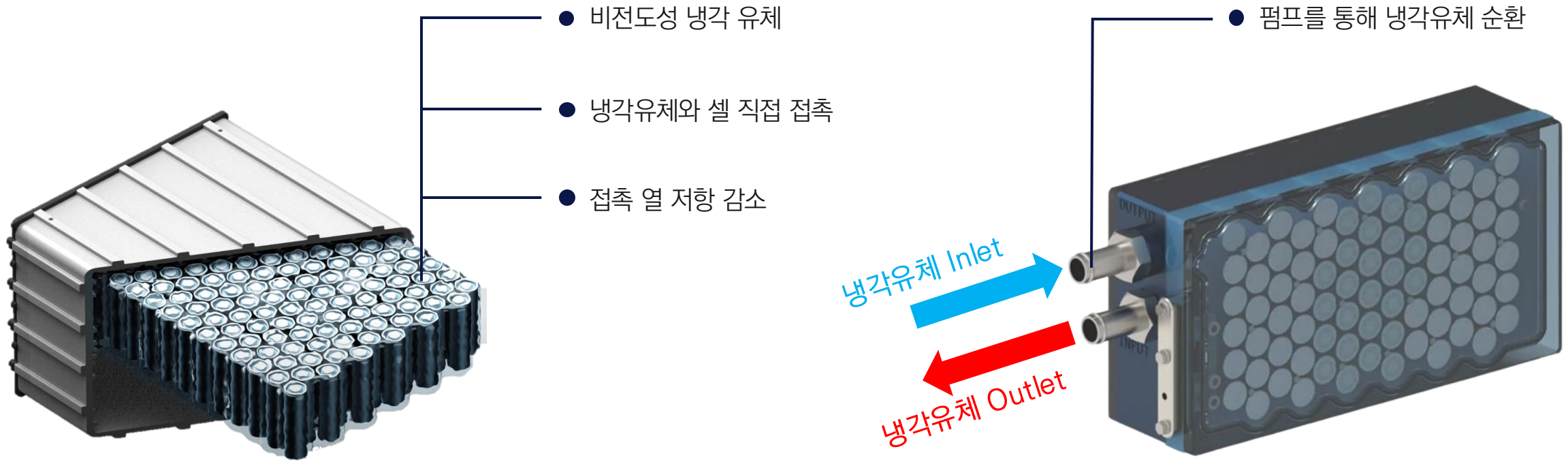
1.1 연구 배경

- 내연기관 자동차는 석유 자원을 소비하여 많은 오염물질을 배출하게 됨
- 환경보호 및 에너지 문제에 대응하기 위한 정책 및 규제 강화를 통하여 전기차로의 전환이 가속됨
- 현재 전기자동차 기술의 핵심은 배터리 용량과 효과적인 열관리
- Tesla, CATL 와 같은 회사는 Cell To Pack(CTP), Cell To Chassis 와 같은 방식으로 에너지의 밀도를 증가시킴
- 배터리는 효율적 작동온도 (20~40°C), 셀간 온도차이 (5 °C 미만) 을 만족해야 함
- 배터리 집적화로 인해 기존의 냉각방식으로는 효과적인 냉각 및 배터리 작동 조건 만족이 어려워짐



1.1 연구 배경

- 냉각 효율 및 안전성 향상을 위해 액침냉각(immersion cooling)이 제시됨
- 액침냉각: 배터리, 서버 등을 전기가 통하지 않는 비전도성 액체에 침전시켜 냉각시키는 기술
- 비전도성 액체를 셀과 직접 접촉시켜 냉각하는 방식으로, 현재 주로 사용하는 간접 냉각 시스템보다 냉각 성능이 뛰어남



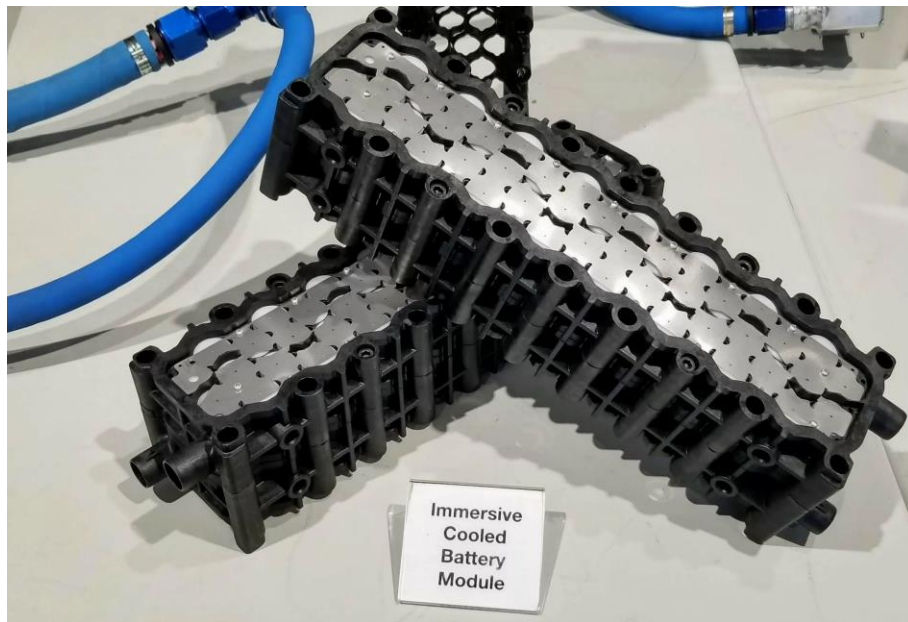
〈액침냉각 배터리 모듈〉

〈액침냉각 배터리 시스템〉

1.1 연구 배경

형상 모델

- 배터리 액침냉각 방식을 적용하고 있는 상용차는 Xing mobility사의 Miss R에 해당함
- 스포츠카에 해당하는 Miss R은 빠른 속도의 배터리 방전으로 기존의 방식으로는 냉각이 어려워 액침냉각을 적용하게 됨
- 배터리 모듈 단위로는 아래와 같이 케이스, 냉각유체, 버스바, 리튬이온 배터리 셀로 구성되어 있음



〈Xing mobility 사의 battery module 실제 모델〉

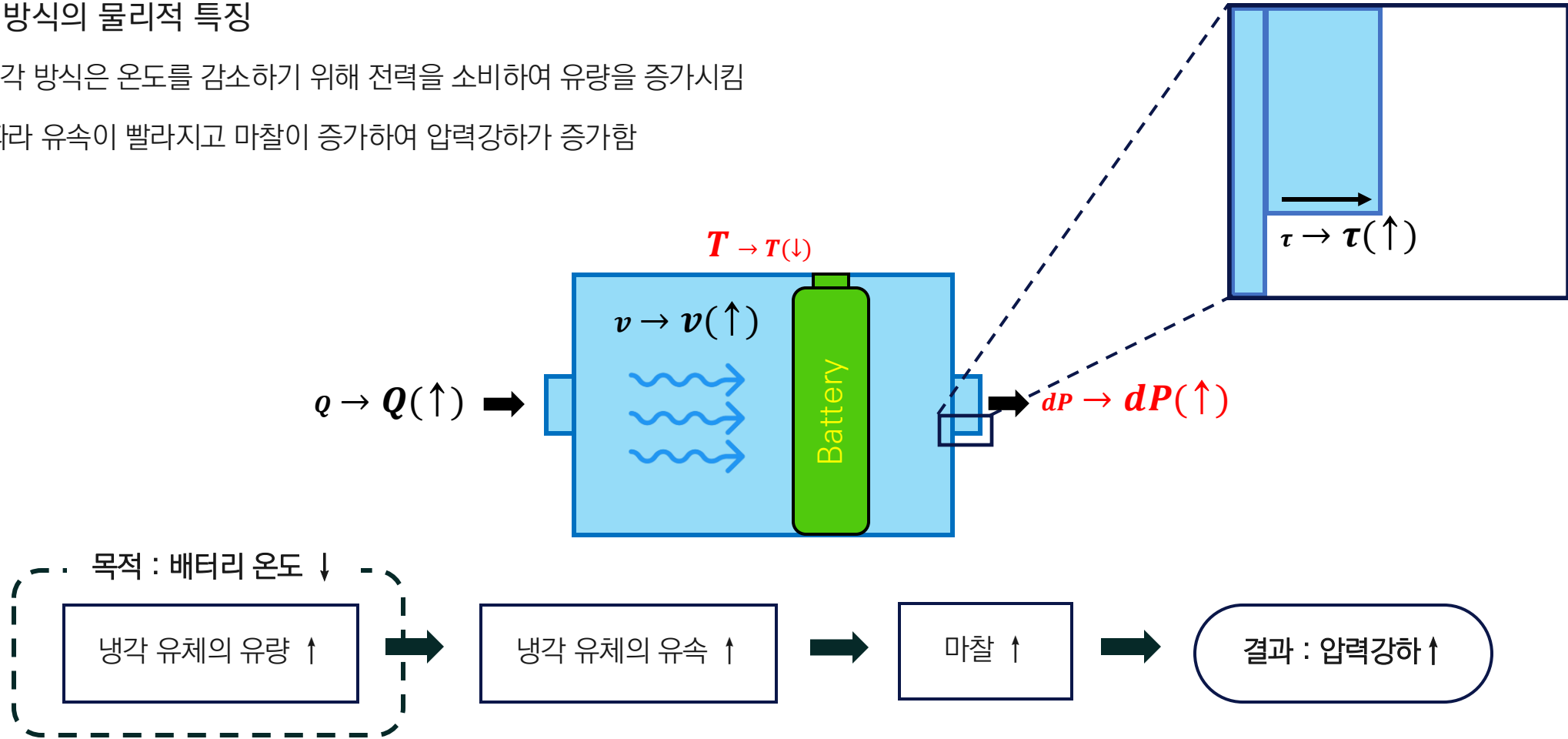


〈Xing mobility 사의 battery module 분해도〉

1.1 연구 배경

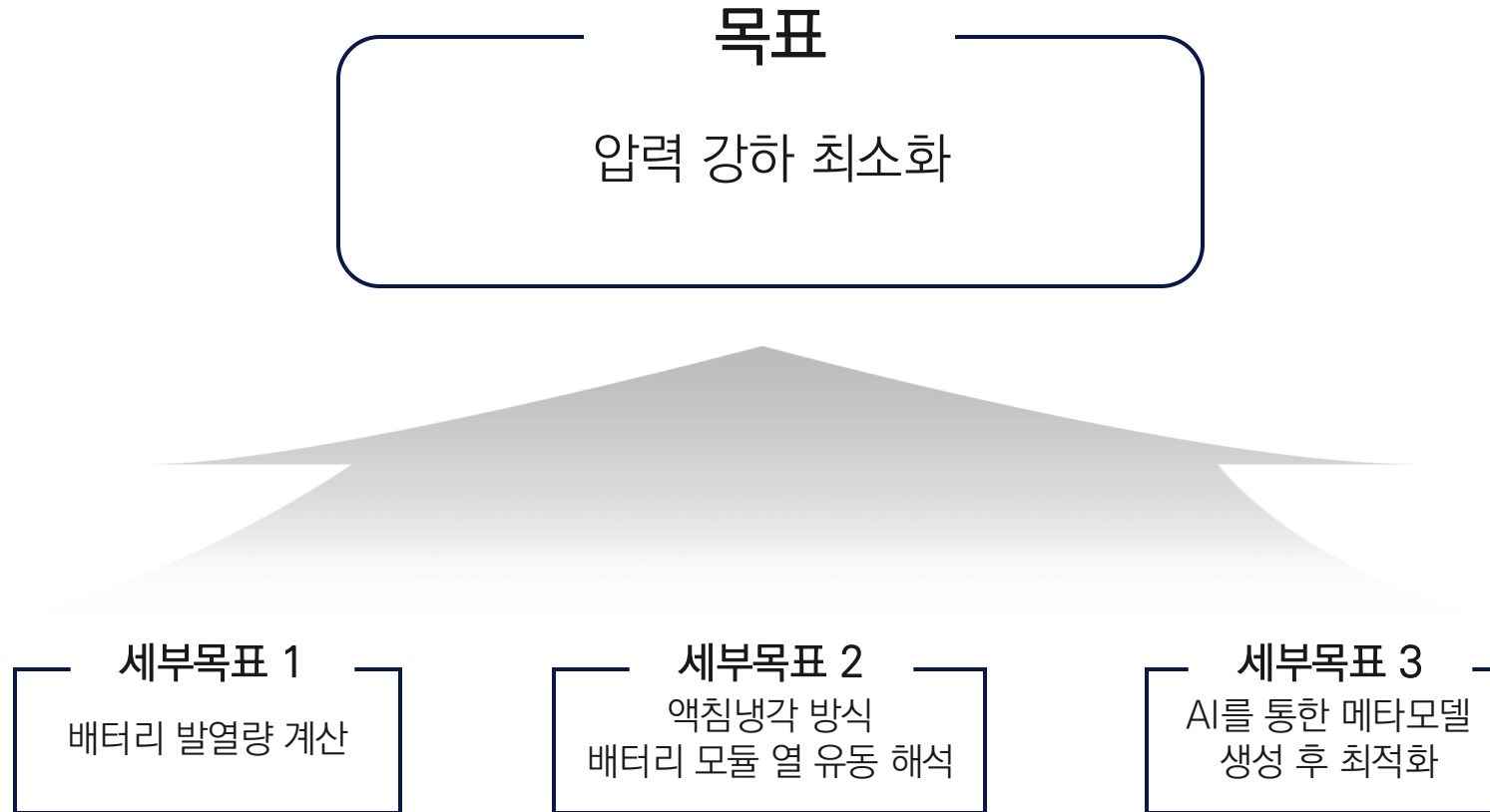
액침냉각 방식의 물리적 특징

- 액침냉각 방식은 온도를 감소하기 위해 전력을 소비하여 유량을 증가시킴
- 그에 따라 유속이 빨라지고 마찰이 증가하여 압력강하가 증가함



➤ 배터리 모듈의 최고 온도 조건 만족과 **압력강하 최소화**라는 목표를 만족시켜야 함

1.2 연구 목표



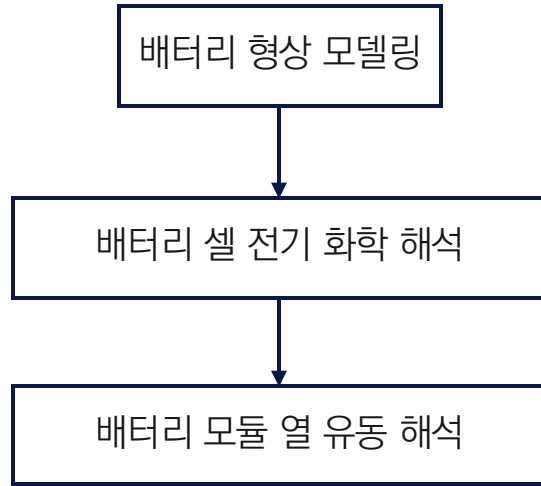
압력강하 최소화를 위한 최적점 탐색 필요

이를 위해 다음 3가지 세부 목표 설정

① 배터리 전기화학 해석을 통해 발열량 계산 ② 배터리 모듈 단위의 액침냉각 시스템 열 유동 해석 ③ AI를 통한 메타모델 생성 후 최적화

1.3 연구 절차

배터리 전기 화학 및 열 유동 해석



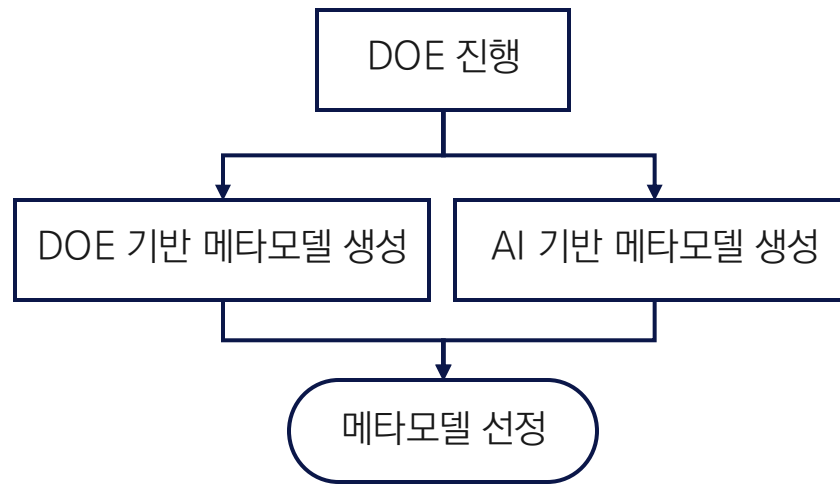
SimLab
2023.1



Python

- Creo를 통한 디자인 모델링
- SimLab을 이용한 전기화학 해석
- SimLab을 이용한 열 유동 해석
- Python 형식의 자동화 스크립트 생성

메타모델 생성



HyperStudy
2023.1



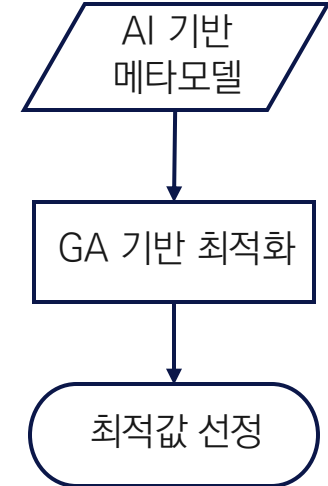
Twin
Activate



ROM AI

- HyperStudy를 통한 메타모델 생성
- ROM AI를 통한 알고리즘 생성
- 생성된 알고리즘을 기반으로 메타모델 생성
- 정확도 비교 및 최종 메타모델 선정

최적화 진행 및 최적값 선정



HyperStudy
2023.1



SimLab
2023.1

- AI 메타모델 기반 GA 최적화
- 결과 비교 및 최적화 결과 선정

2. 배터리 전기화학 및 열 유동 해석

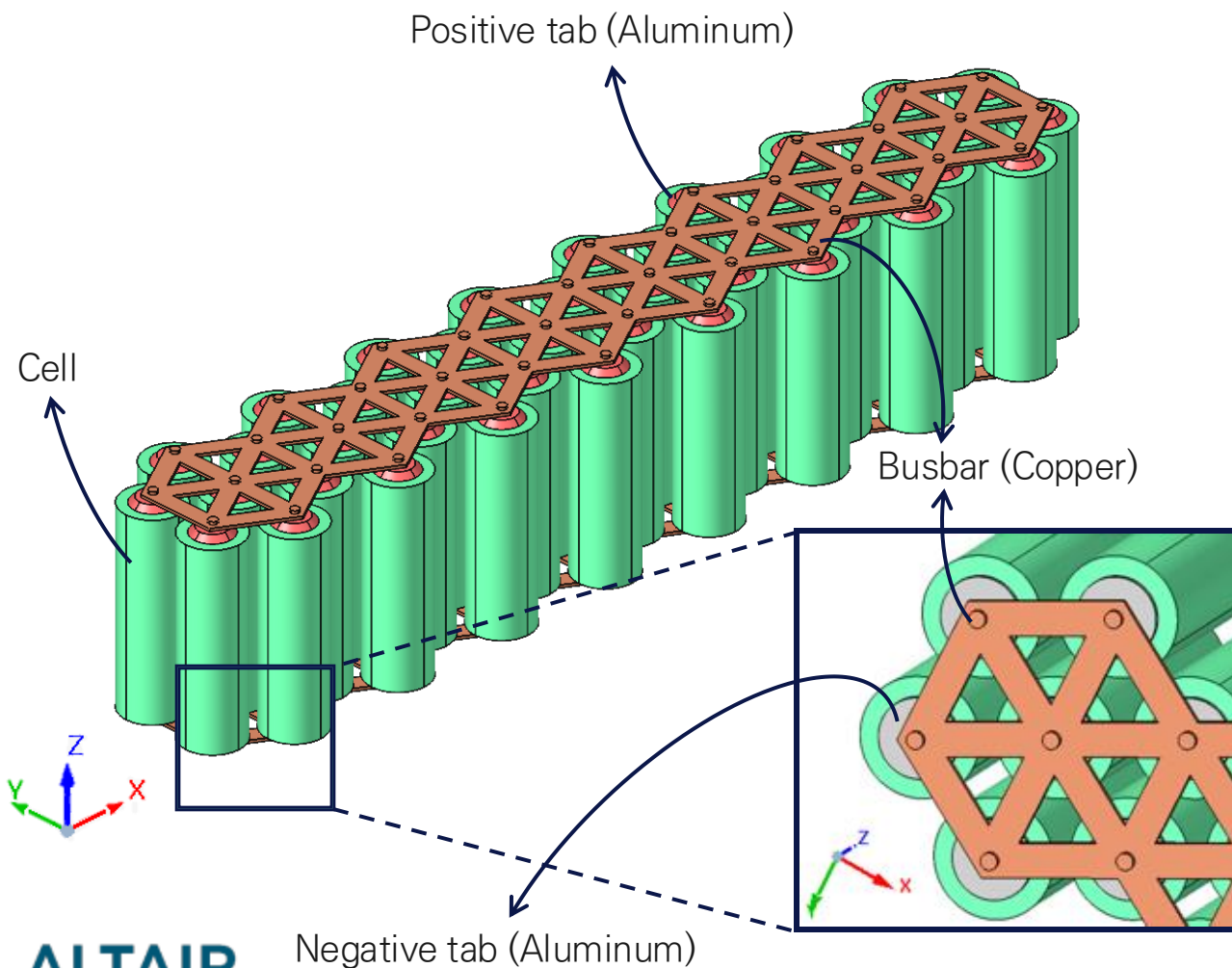
2.1 발열량 계산을 위한 배터리 전기화학 해석

2.2 배터리 열 유동 해석

2.1 발열량 계산을 위한 배터리 전기화학 해석

배터리 전기화학 해석 모델링

- 21700 실린더형 배터리 셀의 발열량을 구하기 위해 실제 배터리 모듈에 들어가는 1S42P로 방전시킴



<배터리 셀 스펙>

Property	NCM-523 21700 battery [3]
Battery capacity[mAh]	5000
Discharge cut-off voltage [V]	986
Charge cut-off voltage [V]	175

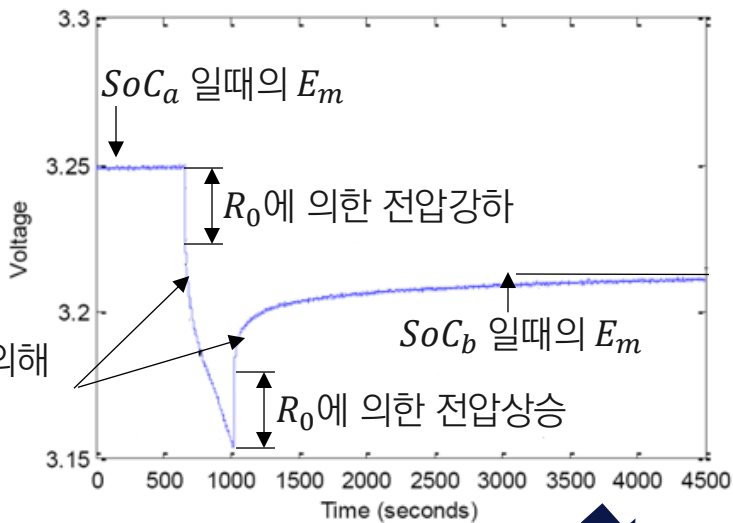
<배터리 물성치>

Property	Aluminum	Cell [3]	Copper
ρ [kg/m ³]	2770	2792	8933
C_p [J/kgC]	986	1028	385
K [W/mC]	175	1.167(radial) 15.2(axial)	401
Ω [Ohm.m]	2.94×10^{-8}	-	1.72×10^{-8}

2.1 발열량 계산을 위한 배터리 전기화학 해석

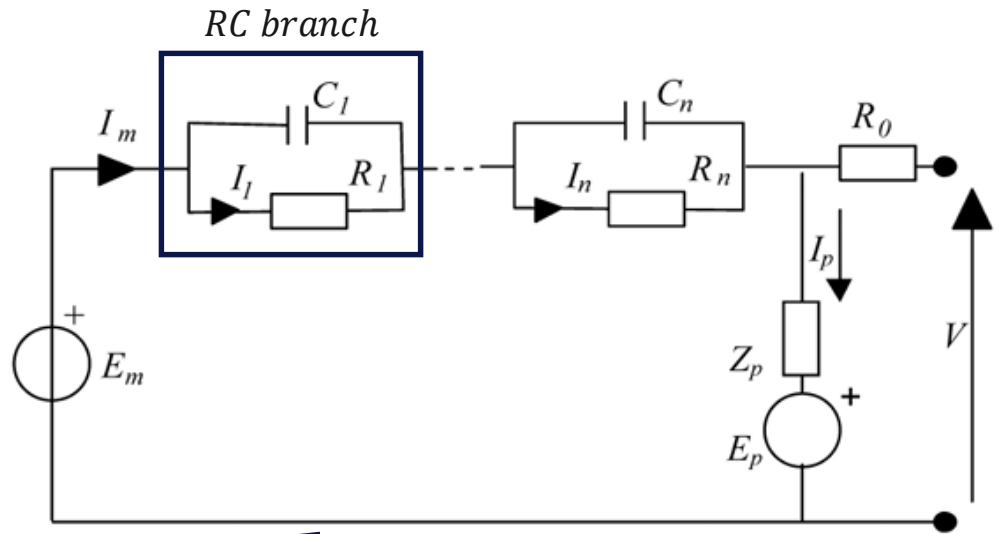
이론적 배경

- 배터리에서 발생하는 열은 ① 전극- 전해질 계면에서 전기화학 반응이 일어날 때 발생하는 열 ② 전해질이 배터리 셀 내부를 이동할 때 발생하는 열 ③ 배터리 셀 내부 저항에 의해 발생하는 열 [1]
- ECM(Equivalent Circuit Model)을 이용한 전기화학 해석을 위하여, Pulse 형태의 방전에서 비선형으로 표현되는 전압-시간 그래프를 회로의 파라미터(E_m, R_0, R_1, C_1)를 통해 표현함
- 논문에서 구한 ECM의 파라미터(E_m, R_0, R_1, C_1)을 사용하여 회로도 구성 [2]



R_1, C_1 파라미터에 의해 결정되는 전압 곡선

〈전압-시간 그래프〉



〈ECM 회로도〉

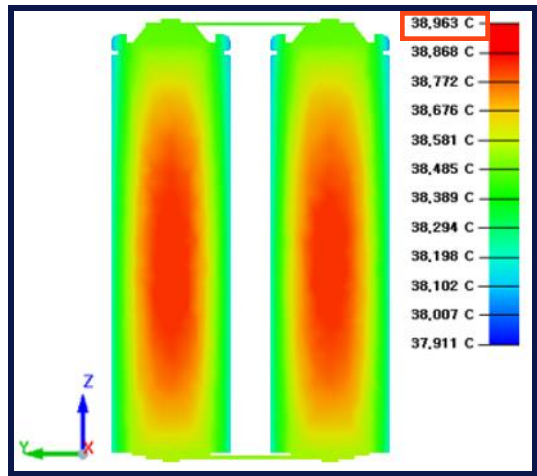
$$E_m(SoC, T), R_0(SoC, T), R_1(SoC, T), C_1(SoC, T)$$

2.1 발열량 계산을 위한 배터리 전기화학 해석

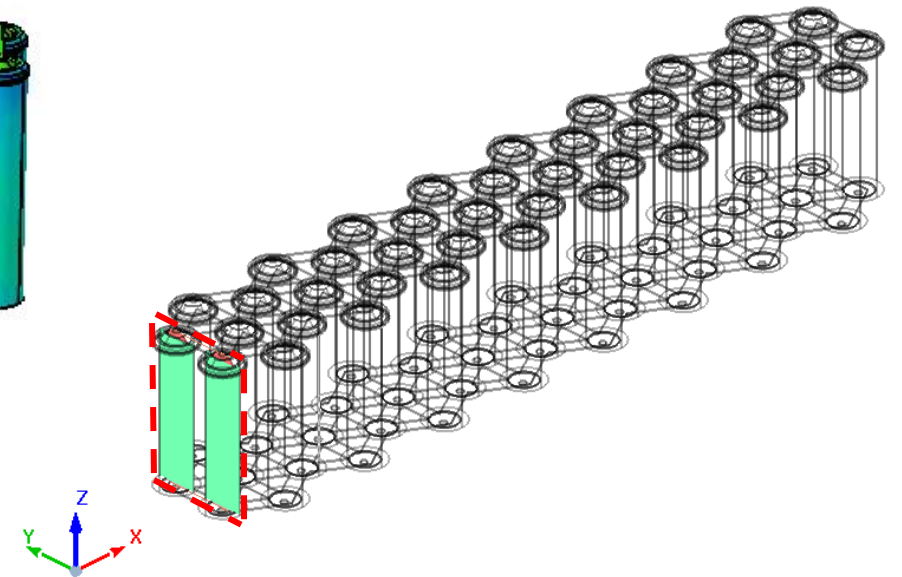
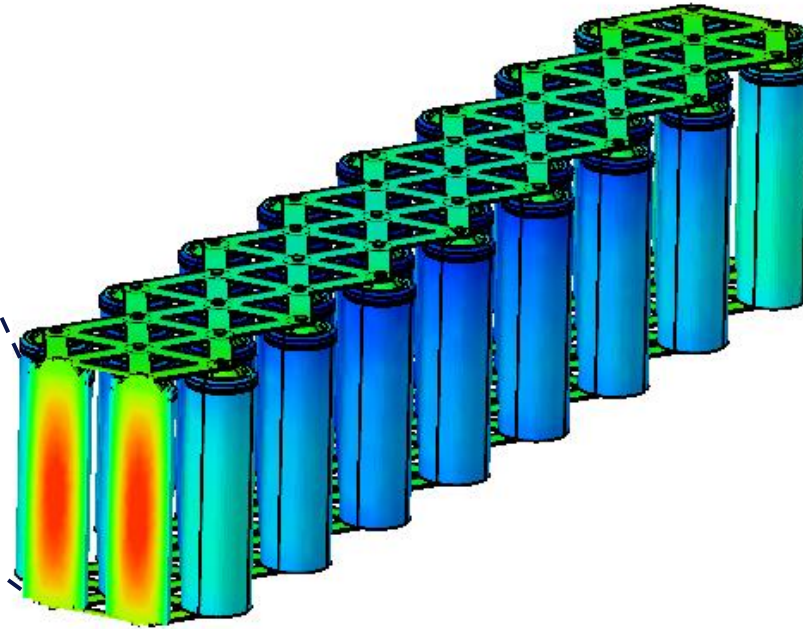
해석 결과

- 1차 ECM모델을 사용하여 2C로 1800s간 방전시키는 상황으로 가정
- 42개의 셀을 병렬로 연결시킨 모듈의 최고 온도는 38.96°C 임을 확인

최고온도: 39.963°C



<전기화학 해석 결과>



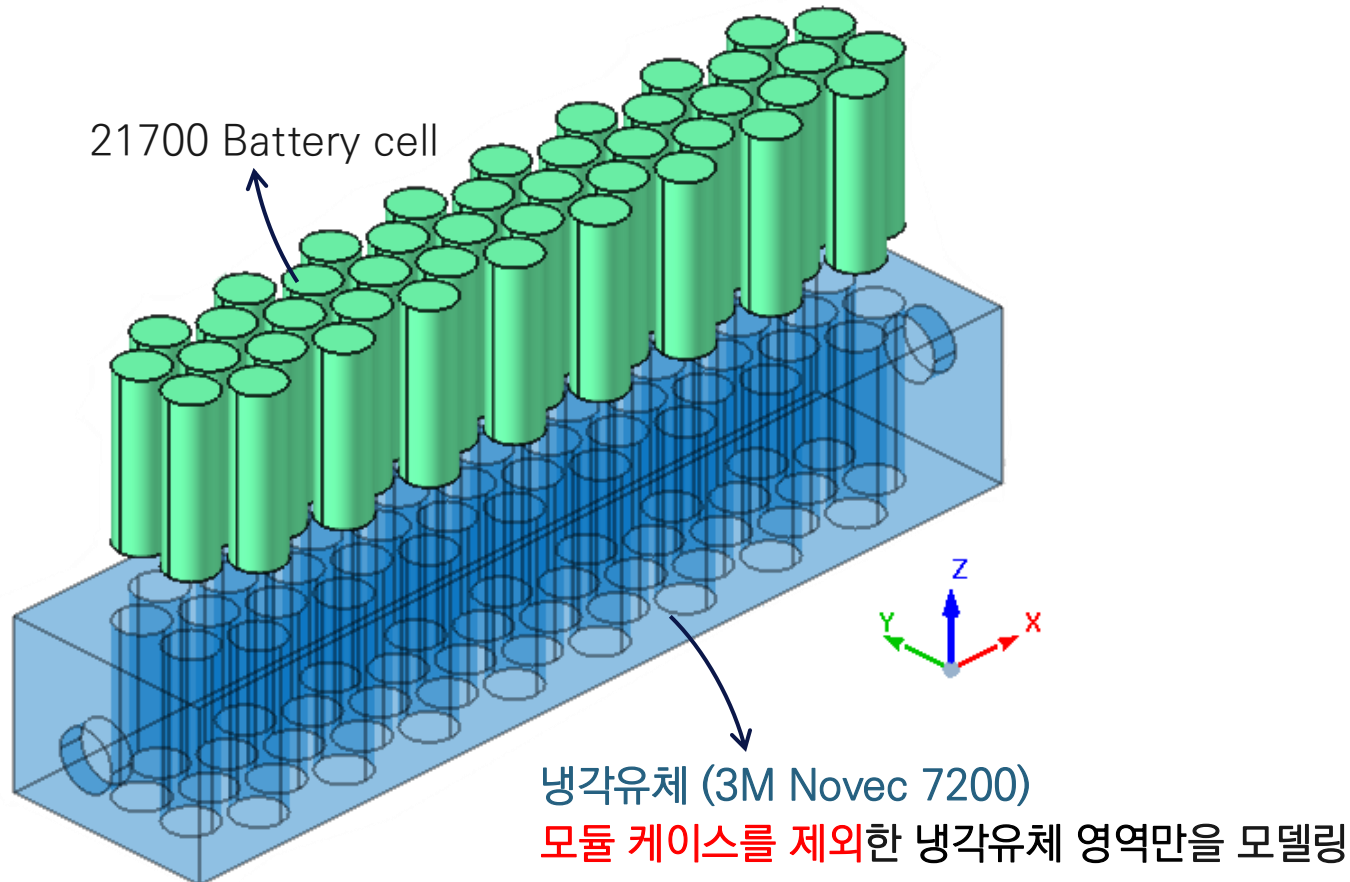
<분석한 평면>

➡ 전기화학 해석을 통해 얻은 **단일 셀 발열량**을 바탕으로, 열 유동 해석에서 **42개 셀에 각각 발열 조건으로 입력**

2.2 배터리 열 유동 해석

물성치

- 배터리 열 유동 해석의 물성치는 아래의 표와 같이 적용
- 냉각유체는 실제 Xing mobility 사의 Miss R에서 사용하는 3M Novec 7200을 사용



〈배터리 열 유동 해석 물성치〉

Property	21700 Battery Cell [3]	3M Novec 7200
ρ [kg/m ³]	2792	1420
C_p [J/kgK]	1028	1220
K [W/mK]	1.167(radial), 15.2(axial)	0.068
ν [kg/ms]	-	5.8×10^{-5}

2.2 배터리 열 유동 해석

지배방정식

- 배터리에서 발열 되는 열이 유체에 전달되는 방식은 에너지 보존 방정식에 의해 결정

$$\rho c_p \frac{DT}{Dt} = \frac{Dp}{Dt} + \nabla \cdot (k\nabla T) + \nabla \vec{u} \cdot \tau + S$$

- 냉각 유체의 유동이 전달되는 방식은 질량 보존 방정식과 운동량 보존 방정식에 의해 결정

- 질량 보존 방정식

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \vec{u}) = 0$$

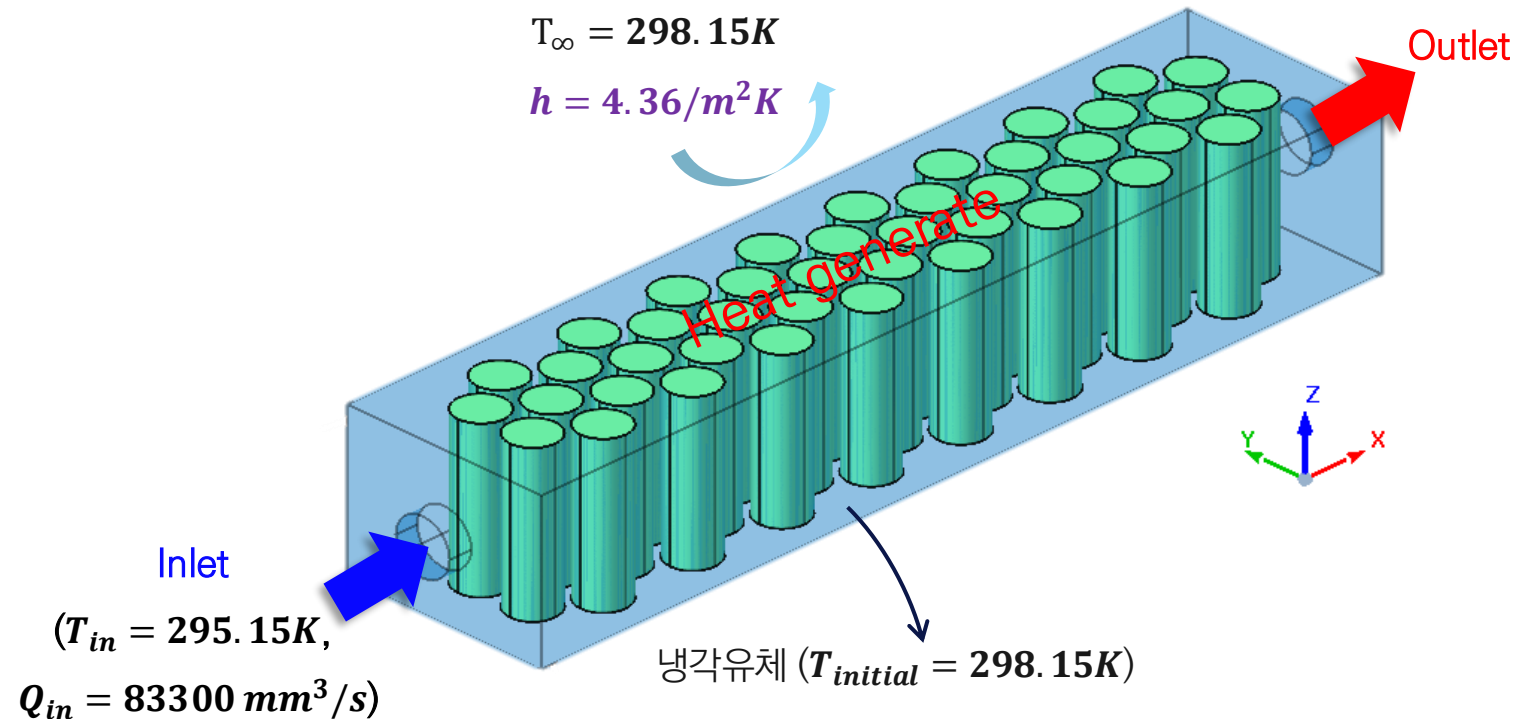
- 운동량 보존 방정식

$$\rho \frac{\partial \vec{u}}{\partial t} + (\rho \vec{u} \cdot \nabla) \vec{u} = -\nabla p + \rho \vec{g} + \nabla \cdot \tau$$

2.2 배터리 열 유동 해석

초기조건

- 대류계수(h)는 모듈 케이스를 제외한 상태를 고려하여 열저항 수식을 통해 계산
- 일반적인 전기자동차의 수냉방식 냉각의 경우 유량(Q_{in})은 1~10L/min [5] 이므로 평균값을 입력
- Inlet온도는 상온과 유사한 295.15 K으로 가정, Outlet은 대기압 상태로 가정



대류계수 연산방법

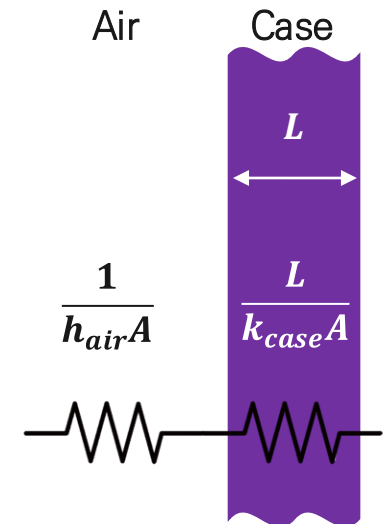
$$h_{air} = 5W/m^2K$$

$$k_{case} = 0.34W/mK$$

$$L = 6mm$$

$$\frac{1}{hA} = \frac{1}{h_{air}A} + \frac{L}{k_{case}A}$$

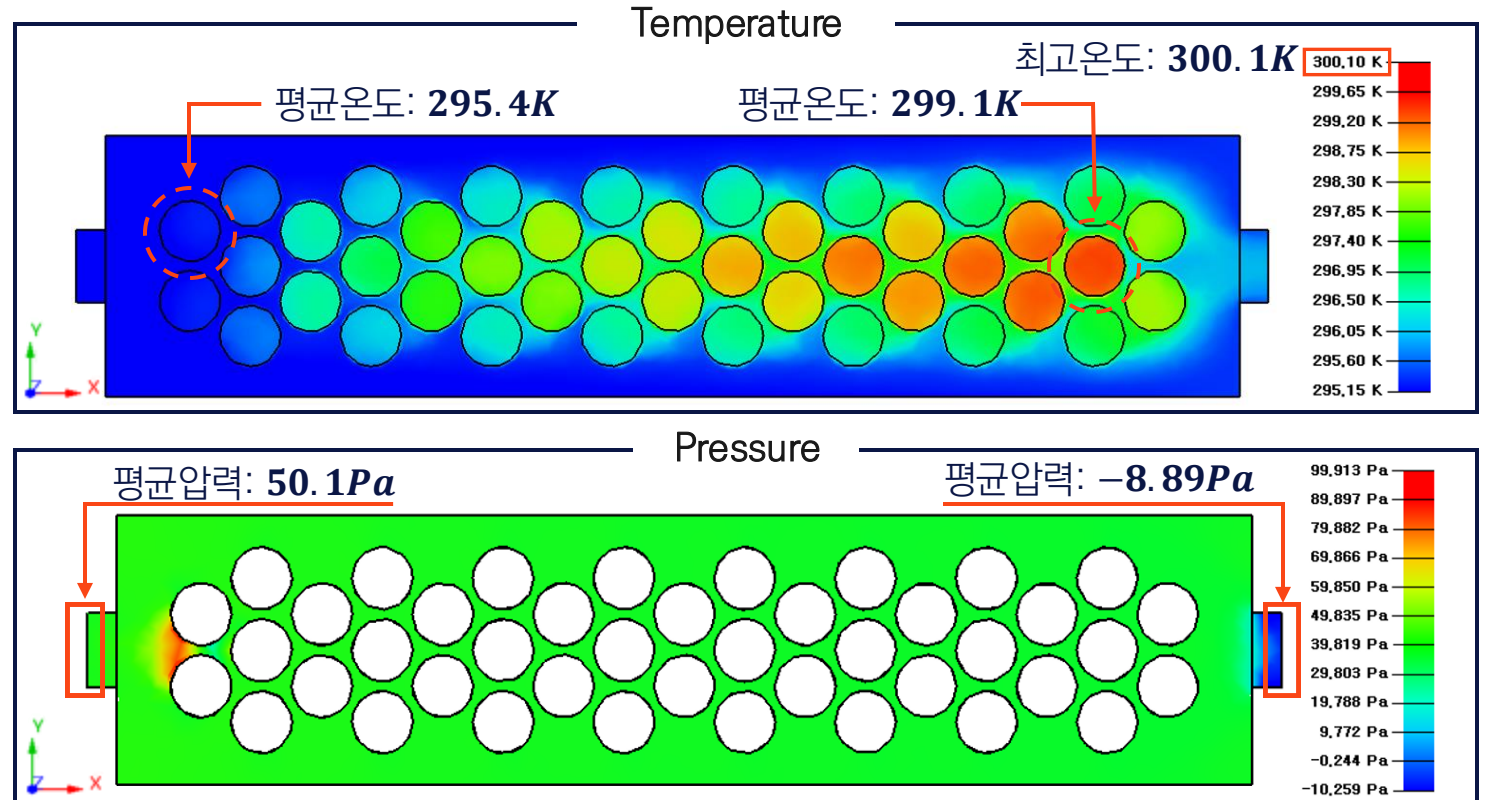
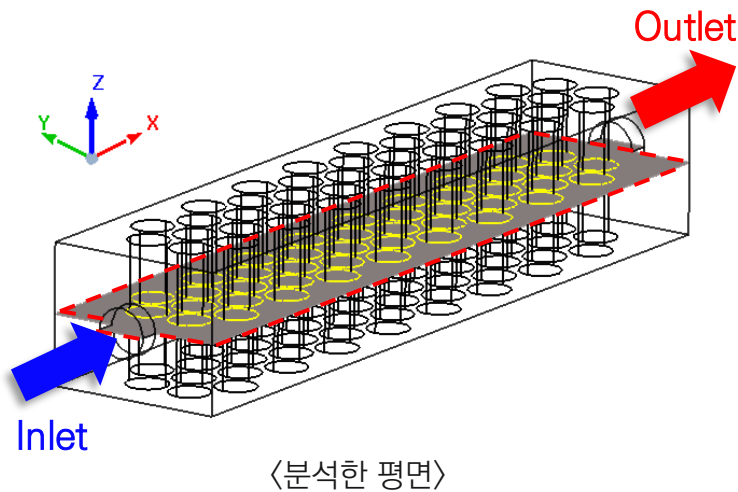
$$\therefore h = 4.36W/m^2K$$



2.2 배터리 열 유동 해석

해석결과

- 마지막 시점의 배터리 모듈 최고온도는 (300.1K), 단일 셀간 평균온도 차이 (3.7K), 압력강하 (58.9Pa)이므로 효율적인 배터리의 작동온도범위 (20~40°C), 셀간 평균온도 차이 (5 °C 미만)을 모두 만족함
- 모듈의 최고 온도와 단일 셀간 평균 온도 차이는 제한조건을 만족하기에, 최적화를 통한 압력강하 최소화 필요성 확인



3. AI 기반 메타모델 생성

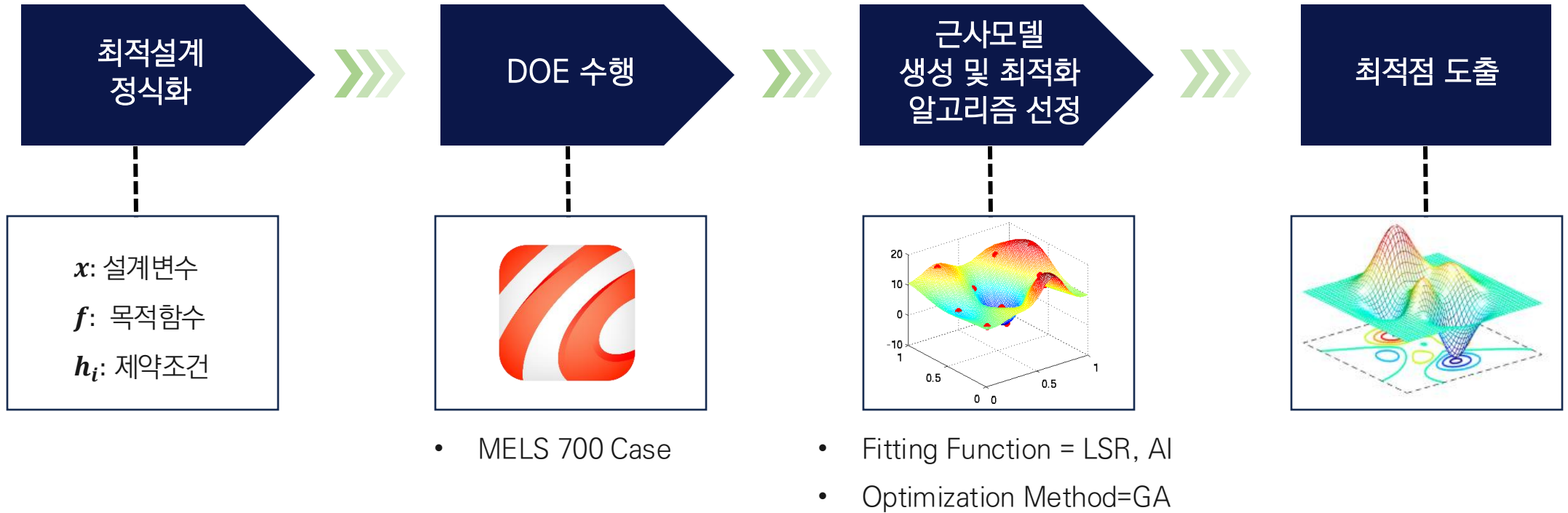
3.1 최적설계 개요

3.2 설계변수 설정 및 정식화

3.3 DOE 기반 메타모델 생성

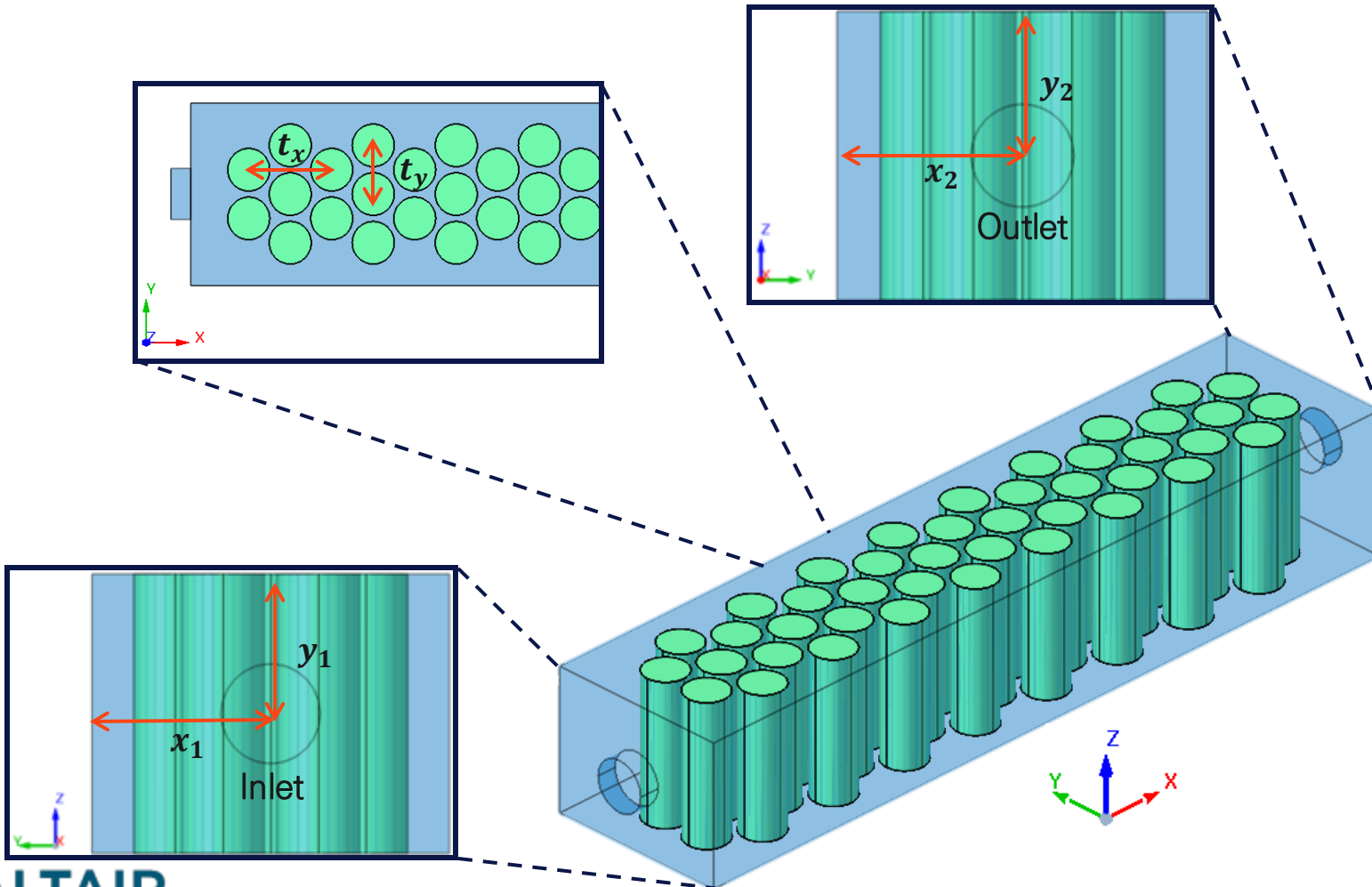
3.4 AI 기반 메타모델 생성

3.1 최적설계 개요



3.2 설계변수 설정 및 정식화

- 셀 사이 간격과 Inlet과 Outlet의 위치가 모듈의 최고 온도와 압력강하, 셀 간 온도차에 영향을 미침을 확인 [4]
- 이에 따라 아래와 같은 6개의 입력변수와 3개의 출력변수를 다음과 같이 설정함



입력변수

t_x	셀 간 x 축 사이 거리 [mm]
t_y	셀 간 y 축 사이 거리 [mm]
x_1	inlet 중심의 x 좌표 [mm]
y_1	inlet 중심의 y 좌표 [mm]
x_2	outlet 중심의 x 좌표 [mm]
y_2	outlet 중심의 y 좌표 [mm]

출력변수

T_{max}	모듈의 최고 온도 [K]
T_{diff}	셀 간 평균 온도차 [K]
P_{drop}	압력강하 [Mpa]

3.2 설계변수 설정 및 정식화

- 설계변수 $t_x, t_y, x_1, y_1, x_2, y_2$ 는 모듈 케이스의 크기를 고려하여 제한조건 설정
- 배터리 셀의 온도 균일성을 평가하기 위해 셀간 최대 온도 차이는 다음과 같이 계산함

$$T_{diff} = \max(T_{avg,n}) - \min(T_{avg,m}), (1 \leq n, m \leq 42)$$

- 배터리 냉각 시스템에서 발생하는 압력강하는 다음과 같이 계산함

$$P_{drop} = P_{in} - P_{out}$$



출력변수	
$T_{avg,n}$	n번째 셀의 평균 온도 [K]
P_{in}	inlet 압력 [Mpa]
P_{out}	outlet 압력 [Mpa]

Find $T_x, T_y, x_1, y_1, x_2, y_2$

Minimize P_{drop}

subject to $39 \leq T_x[mm] \leq 44$

$22 \leq T_y[mm] \leq 32$

$30 \leq x_1[mm] \leq 60$

$30 \leq y_1[mm] \leq 40$

$30 \leq x_2[mm] \leq 60$

$30 \leq y_2[mm] \leq 40$

$T_{max}[K] \leq 300.1$

$T_{diff}[K] < 5$

3.3 메타모델 생성

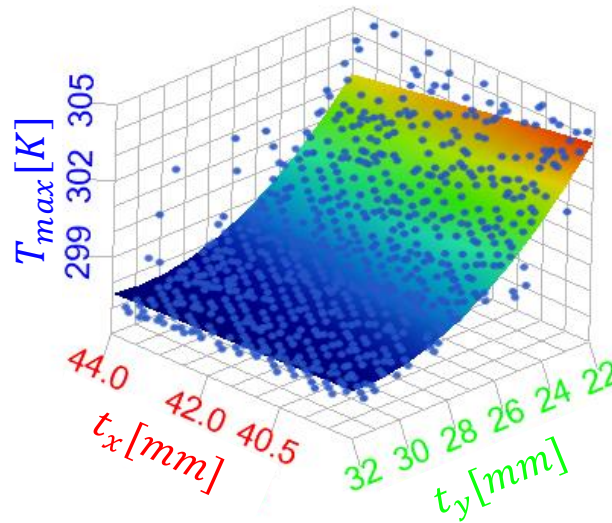
- MELS(Modified Extensible Lattice Sequence) 방식으로 700개의 Case에 대해 DOE(Design Of Experience)를 진행
- 메타모델의 정확성을 확인하기 위해 LSR(Least Squares Regression), MLSM(Moving Least Squares Method), RBF(Radial Basis Function), HK(HyperKriging)의 메타모델을 생성 및 비교함

➔ 비교 결과 모든 메타모델의 R^2 값은 0.7미만이므로 정확한 메타모델이라 할 수 없음 [6]

〈Method 별 R^2 값〉

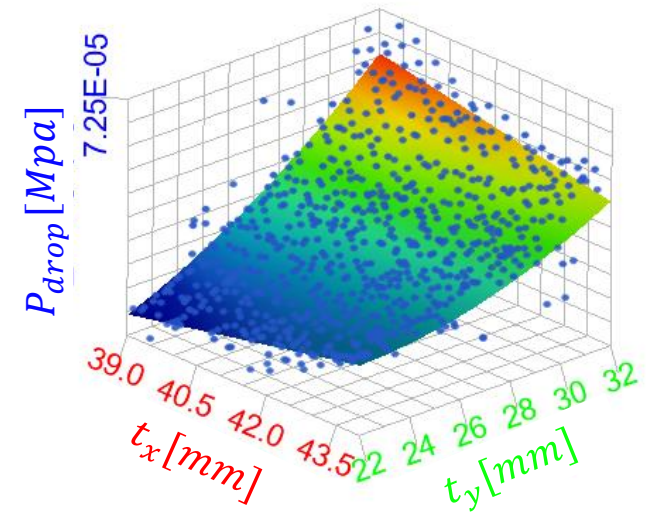
Method	R^2
LSR	0.6983
MLSM	0.6362
RBF	0.3599
HK	0.5344

$R^2 = 0.6983$



〈모듈 최고 온도 LSR 기반 메타모델〉

$R^2 = 0.6969$



〈압력 강하 LSR 기반 메타모델〉

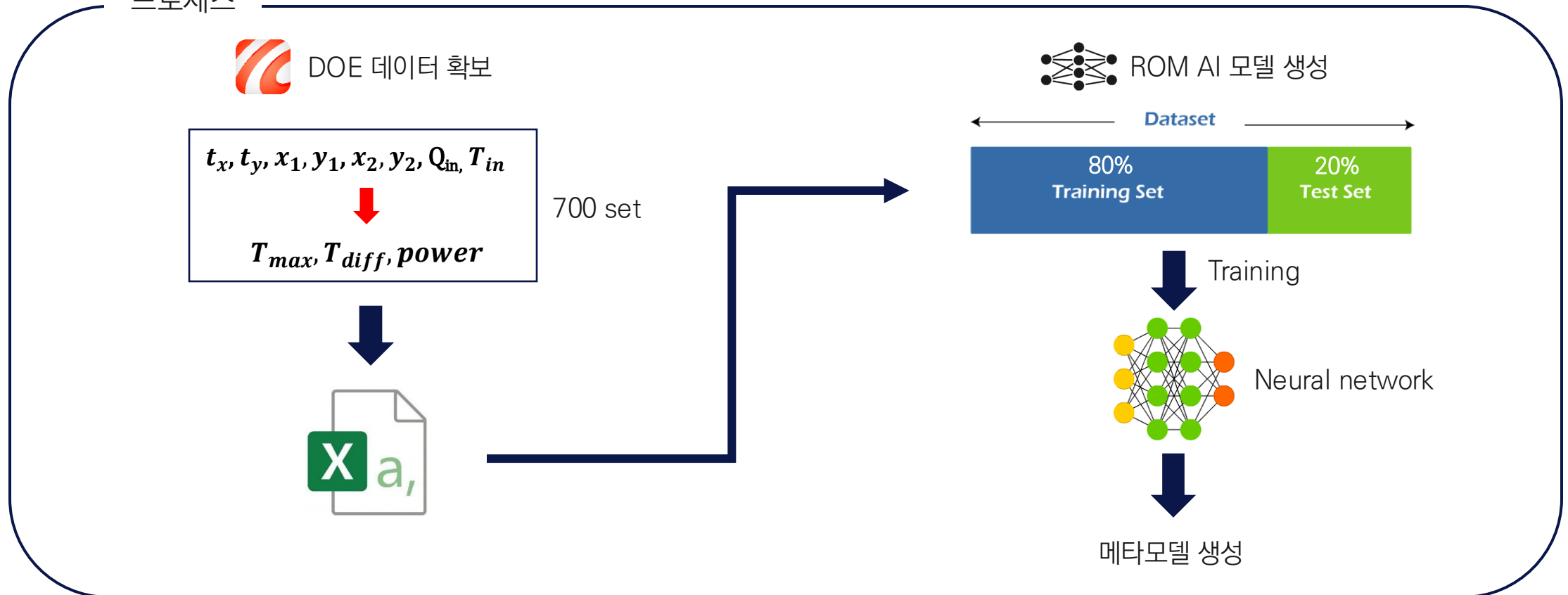
[6] Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2014). "Applied Statistics and Probability for Engineers, 7th Edition"

3.4 AI 기반 메타모델 생성

AI 개요

- Input(설계변수)과 Output의 관계가 비선형성이 큰 경우 메타모델 생성 시 정확도 감소함
- 따라서 AI의 장점인 비선형성 데이터 관계를 잘 예측하는 특성을 활용하여 메타모델 생성 시 정확도를 향상 시키고자 함

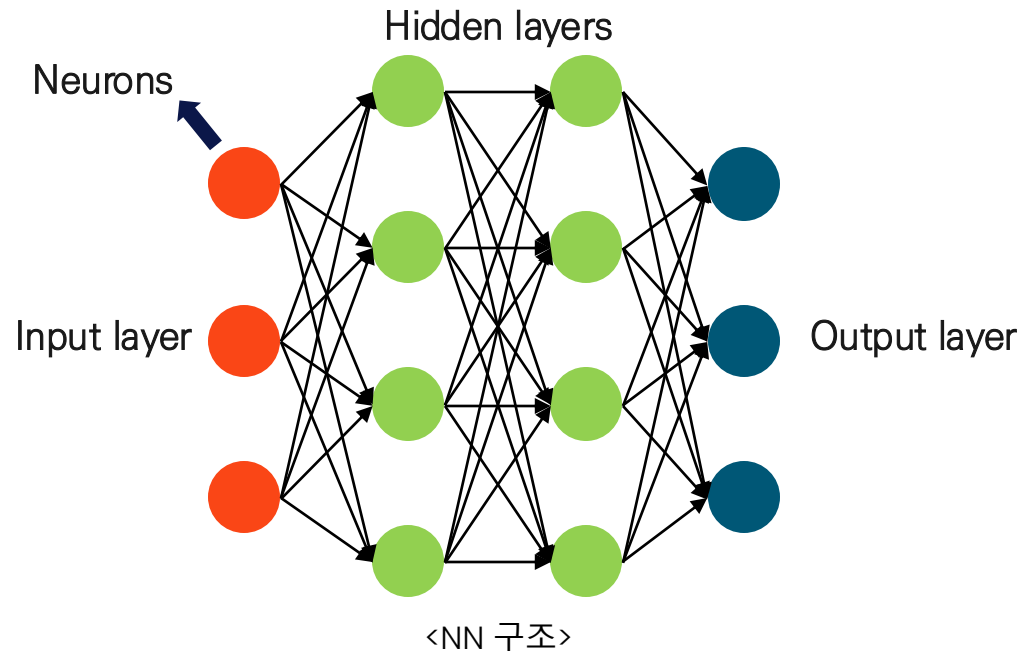
프로세스



3.4 AI 기반 메타모델 생성

AI 모델 주요 파라미터

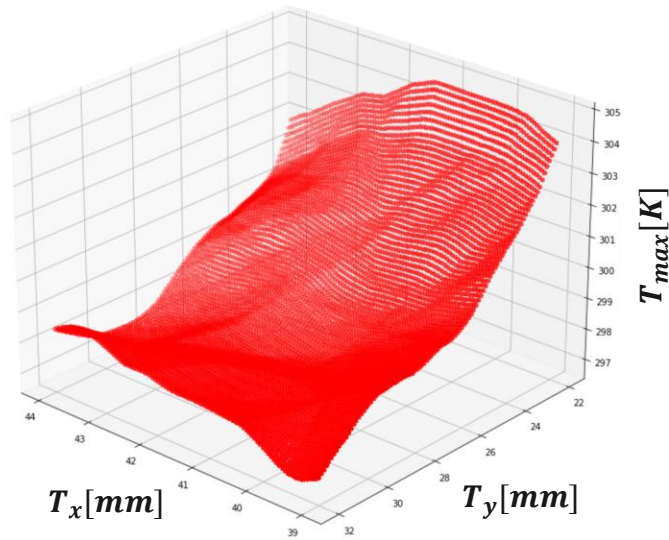
- 메타모델 생성을 위해 ROM(Reduced Order Modeling) AI를 사용함
- 차수축소모델은 고차원 상태 공간을 가진 복잡한 모델에 대해, 효율적인 분석을 위해 원래 모델을 재현한 축소 모델임
- 모델의 예측 성능은 Coefficient of determination(R^2)을 사용하여 비교 및 평가 됨
- 데이터 세트는 80%의 training, 20%의 testing 나눔
- 각각의 파라미터들은 $R^2 > 0.7$ 을 만족할 수 있도록 heuristic 기법으로 아래 표와 같이 설정



3.4 AI 기반 메타모델 생성

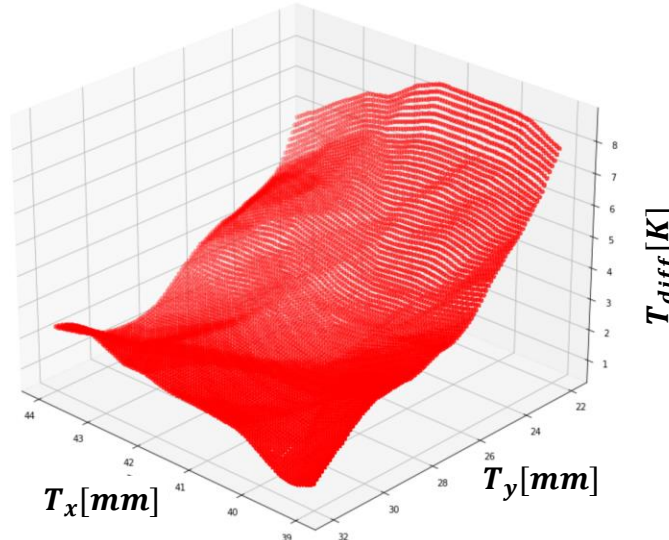
- DOE를 통해 얻은 700개의 Case를 이용하여 ROM AI 기반 메타모델 생성
- LSR 기반 메타모델 대비 최대 32.77%의 R^2 이 향상됨

$R^2 = 0.8869$



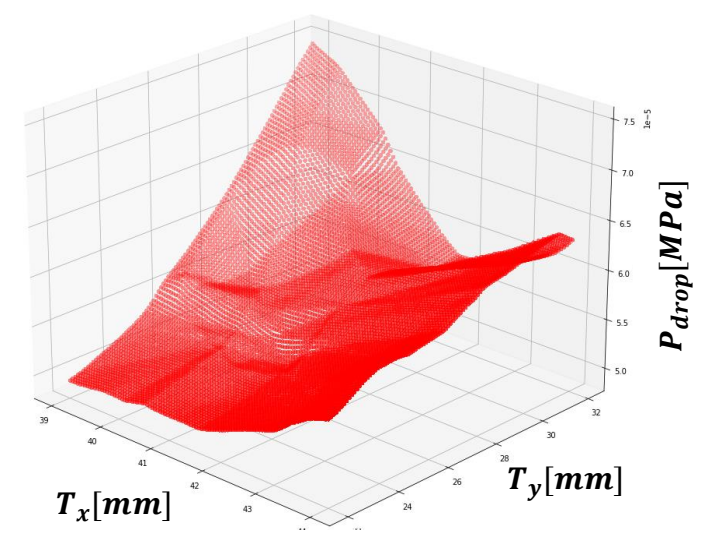
〈셀 최고 온도 메타모델〉

$R^2 = 0.8722$



〈셀 간 평균온도 차 메타모델〉

$R^2 = 0.9284$



〈압력강하 메타모델〉

〈메타모델 별 정확도 비교〉

	셀 최고 온도	셀 간 평균 온도차	압력강하
LSR 메타모델 (R^2)	0.6680	0.6583	0.9855
AI 메타모델 (R^2)	0.8869	0.8722	0.9284

➔ AI 기반 메타모델 선정

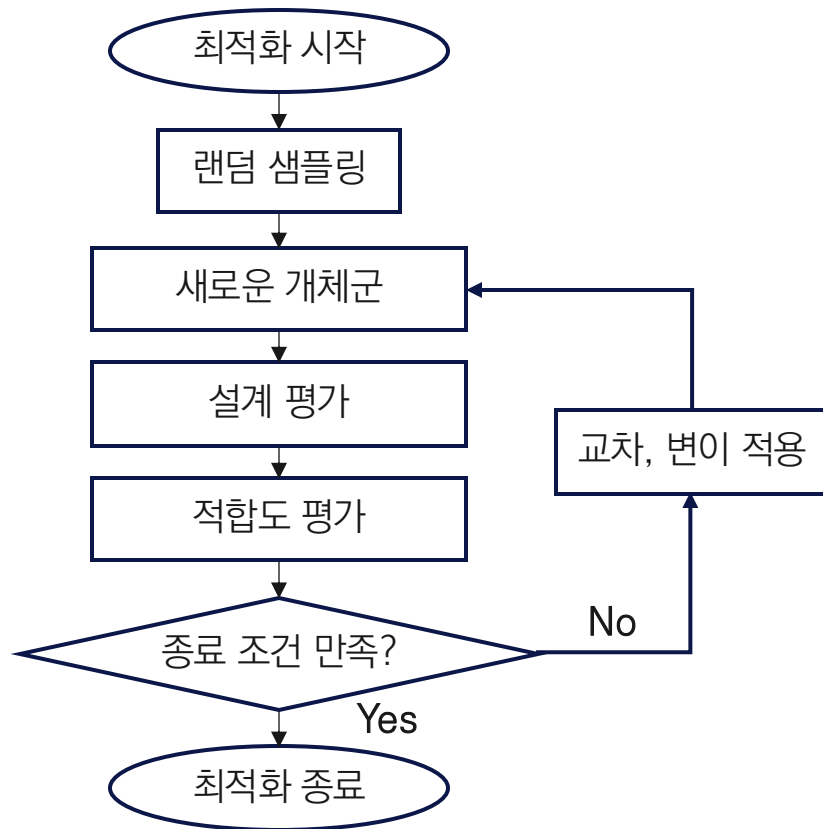
4. GA를 이용한 압력강하 최소화

4.1 최적화 수행

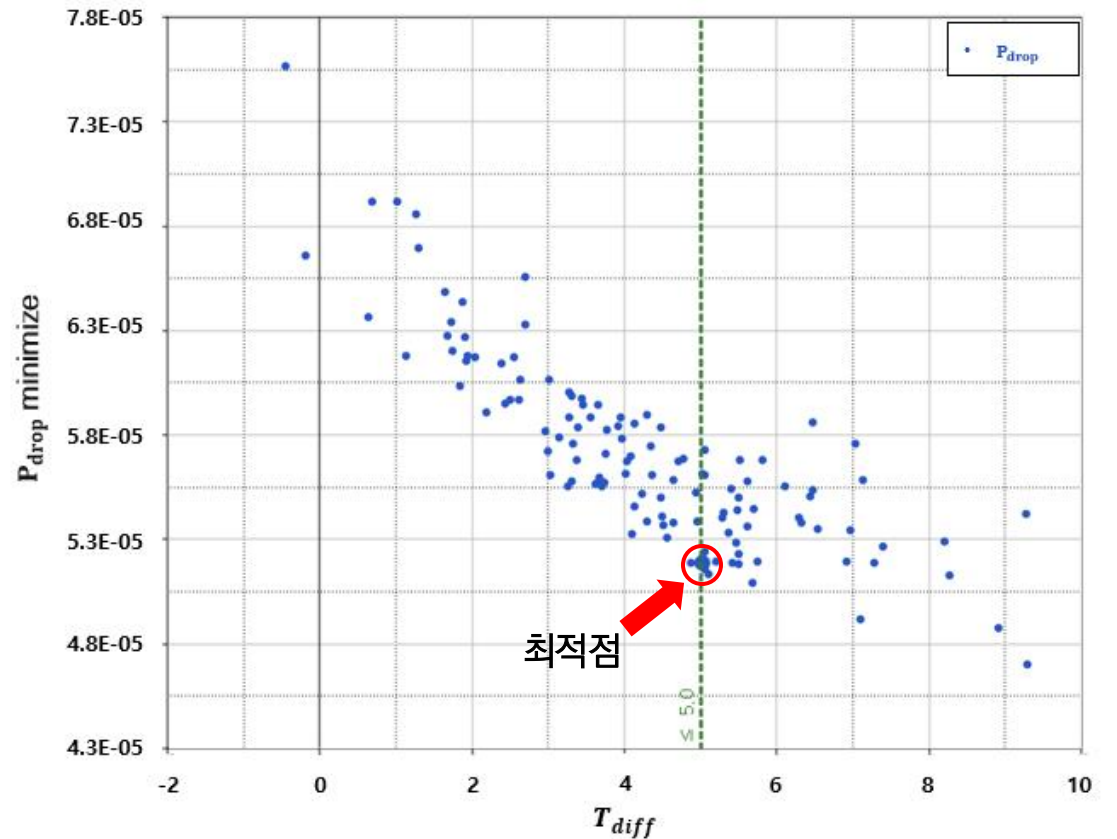
4.2 최적화 결과 분석

4.1 최적화 수행

- GA(Genetic Algorithm) 최적화 알고리즘은 생물체가 환경에 적응하면서 진화하는 모습을 모방하여 최적해를 찾아내는 최적화 기법임
- 무작위 샘플링을 통해 Global 최적값을 찾고, 교차(Crossover)와 변이(Mutate)의 방식을 통해 새로운 개체군을 탐색함

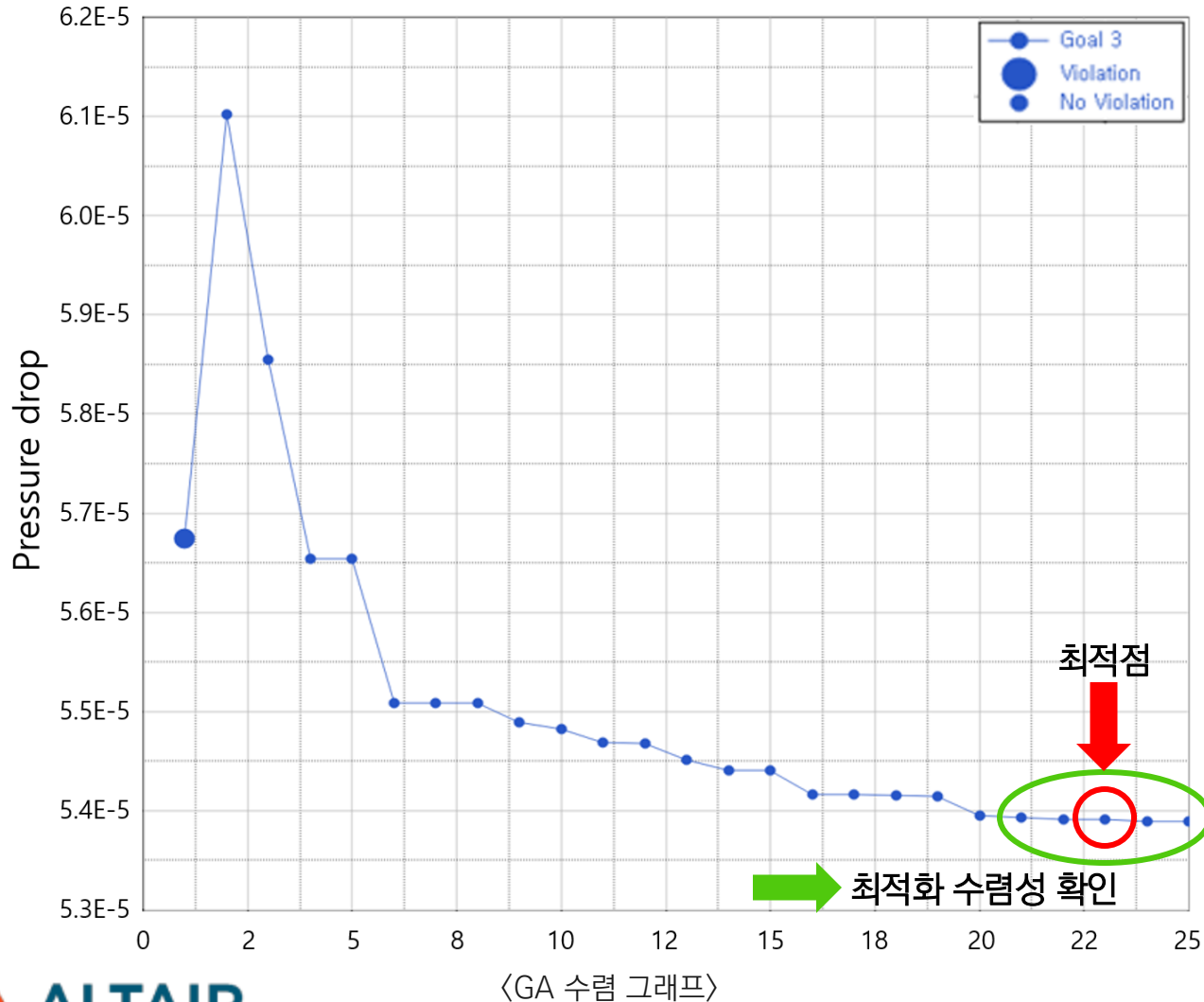


〈GA기반 최적화 순서도〉



4.1 최적화 수행

- GA 최적화 수렴성 확인



<GA 파라미터 값>

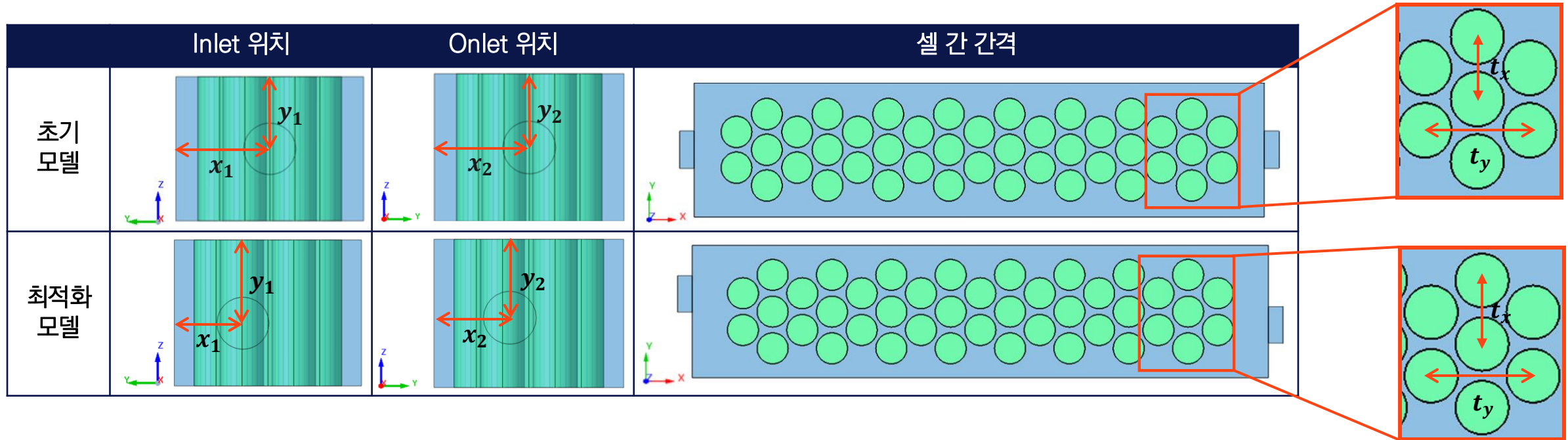
	Value
Maximum Iterations	50
Minimum Iterations	25
Population Size	20

종료 조건

1. iteration이 진행됨에 따라 목적함수의 변화가 0.1%미만인 경우
2. 허용 가능한 반복횟수(최대 반복)가 초과된 경우
3. 분석이 실패한 경우

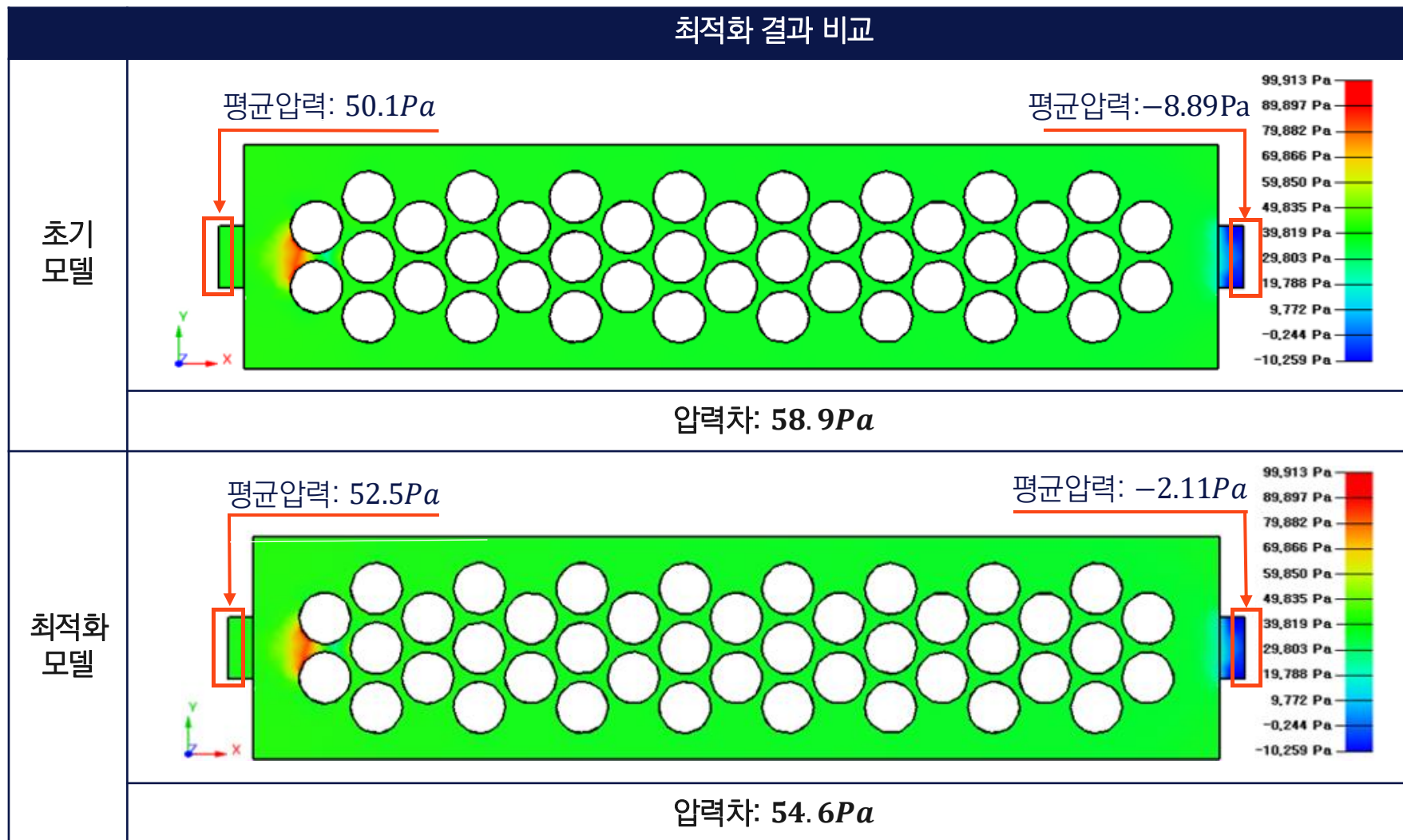
4.2 최적화 결과

- Inlet, Outlet, 셀 간 간격에서 t_x, t_y, y_1, x_2, y_2 증가, x_1 값 감소



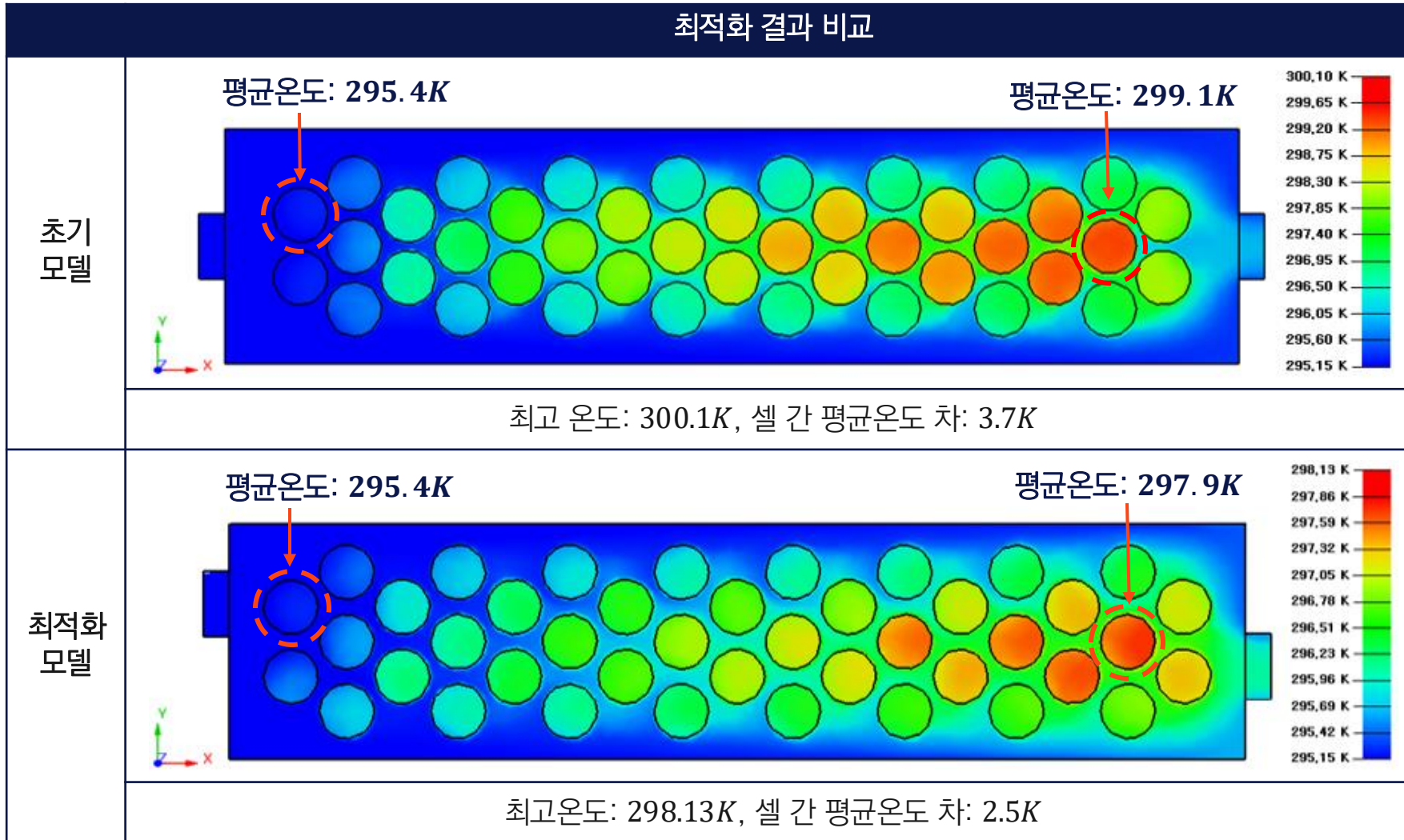
	$t_x[mm]$	$t_y[mm]$	$x_1[mm]$	$y_1[mm]$	$x_2[mm]$	$y_2[mm]$	셀 최고 온도[K]	셀 간 평균온도 차[K]	압력강하[Pa]
초기 모델	41.5	24	45	35	45	35	300.1	3.7	58.9
최적화 모델	42.85	26.64	30.65	36.35	35.44	35.48	298.1	2.5	54.6
변화율	3.25%	11%	-31.9%	3.86%	-21.3%	1.37%	-1.67%	-32.5%	-8.31%

4.2 최적화 결과



➡ 최적화 후 입력강하 **8.31%** 감소

4.2 최적화 결과



➡ 최적화 후 모듈 내 최고 온도 300.1K 미만, 셀 간 평균 온도 차 5K 만족

5. 결론

5. 결론

- ECM 전기화학 해석을 통해 2C 방전상태의 배터리 셀 발열 곡선을 확인함
- 열 유동 해석을 통해 액침냉각 시스템은 이미 모듈의 최고온도와 셀간 평균온도 차가 기준을 만족함을 확인
- 압력강하 최소화를 최적설계의 목적함수로 잡음
- ROM AI를 통해 기존 LSR 기반 메타모델 대비 최대 32.77%의 R^2 이 향상된 메타모델을 생성함
- 생성된 ROM AI 기반 메타모델을 이용하여 GA 최적화를 진행한 결과, 기존 모델 대비 압력강하가 8.31% 향상된 모델을 설계함
- 이를 통해 배터리 셀 작동조건 및 제한조건을 만족하며 압력강하를 최소화한 액침냉각 모듈 설계를 함

- [1] Bandhauer, Todd M., Srinivas Garimella, and Thomas F. Fuller. "A critical review of thermal issues in lithium-ion batteries." *Journal of the electrochemical society* 158, no. 3 (2011): R1.
- [2] Damodaran, Vijayakanthan, Thiyagarajan Paramadayalan, Diwakar Natarajan, Ramesh Kumar C, P. Rajesh Kanna, Dawid Taler, Tomasz Sobota, Jan Taler, Magdalena Szymkiewicz, and Mohammed Jalal Ahamed. 2024. "Development of a Fast Running Equivalent Circuit Model with Thermal Predictions for Battery Management Applications" *Batteries* 10, no. 6: 215.
- [3] Yu, Hong, Hengyun Zhang, Jinghe Shi, Shunbo Liu, Zhaozang Yi, Shen Xu, and Xinwei Wang. "Thermal parameters of cylindrical power batteries: Quasi-steady state heat guarding measurement and thermal management strategies." *Applied Thermal Engineering* 231 (2023): 120959.
- [4] 유나영. "Analysis of the Cooling Characteristics of a 21700 Battery Module Using Immersion Cooling," February 23, 2024.
- [5] You, Nayoung, Jeonggyun Ham, Donghyeon Shin, and Honghyun Cho. "Performance Analysis of the Liquid Cooling System for Lithium-Ion Batteries According to Cooling Plate Parameters." *Batteries* 9, no. 11 (2023): 538.
- [6] Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2014). "Applied Statistics and Probability for Engineers, 7th Edition"

감사합니다

발표 경청해 주셔서 감사합니다.

건국대학교 기계공학부
지도교수 김창완
김동현, 허준