

# 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

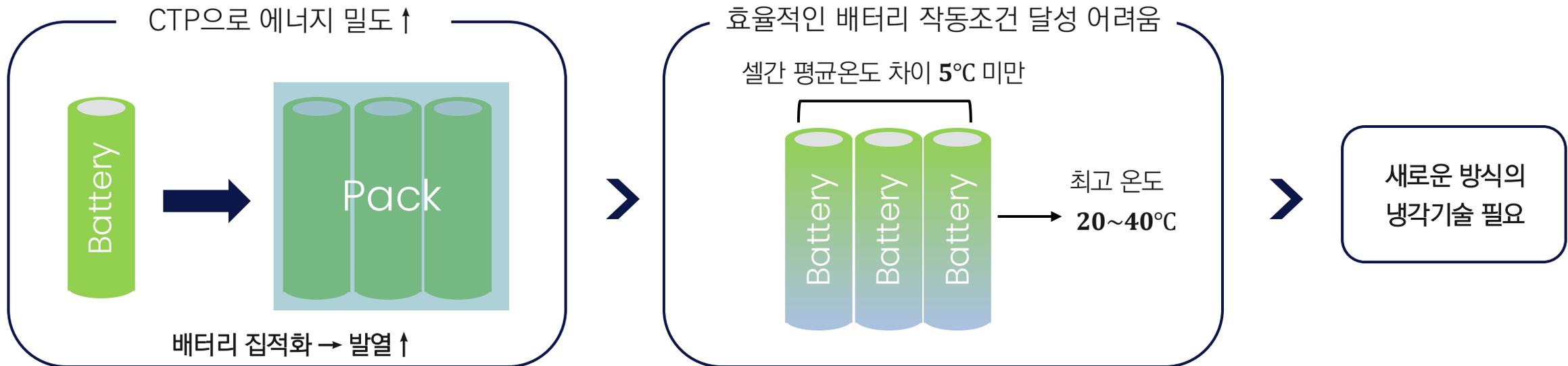
1.1 연구 배경

1.2 연구 목표

1.3 연구 절차

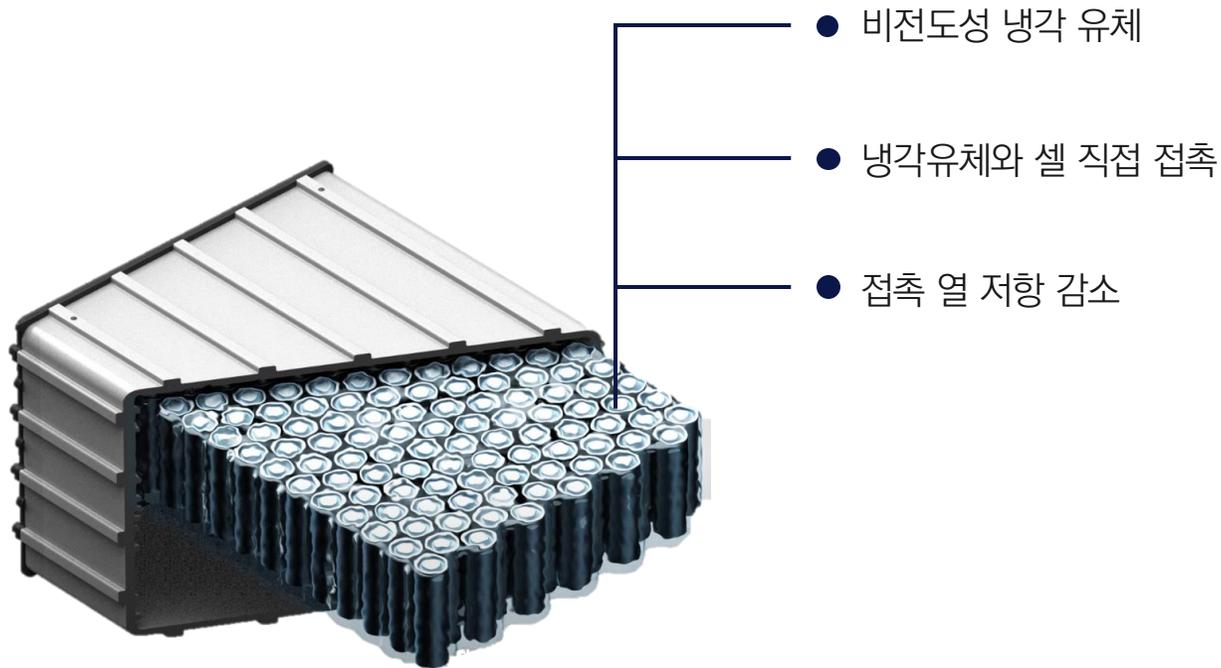
# 1.1 연구 배경

- 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

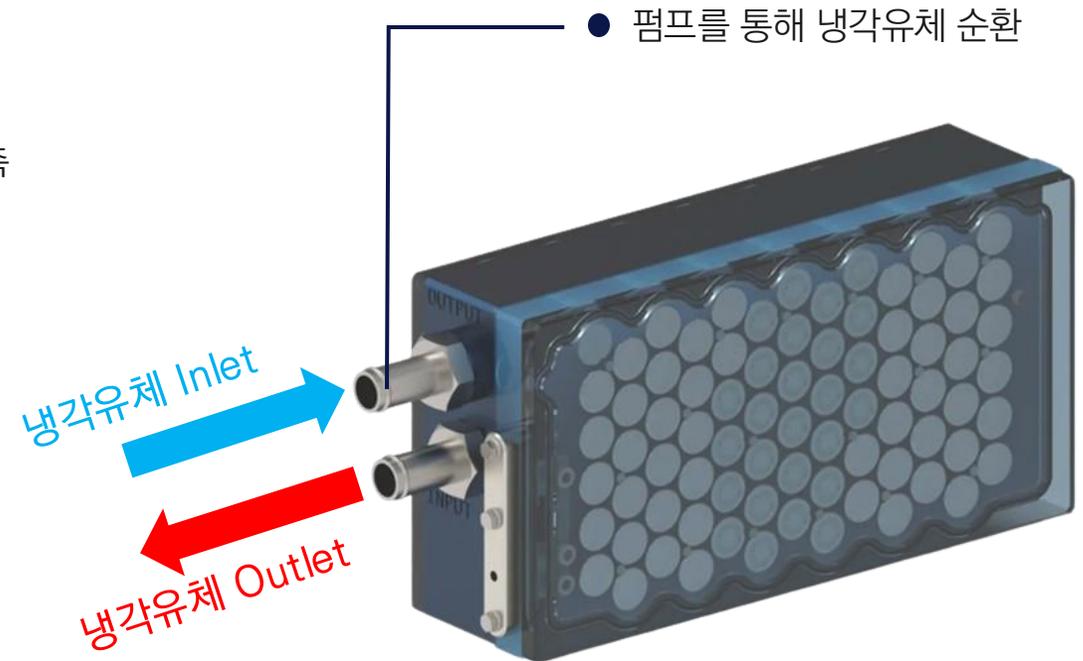


# 1.1 연구 배경

- 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〉

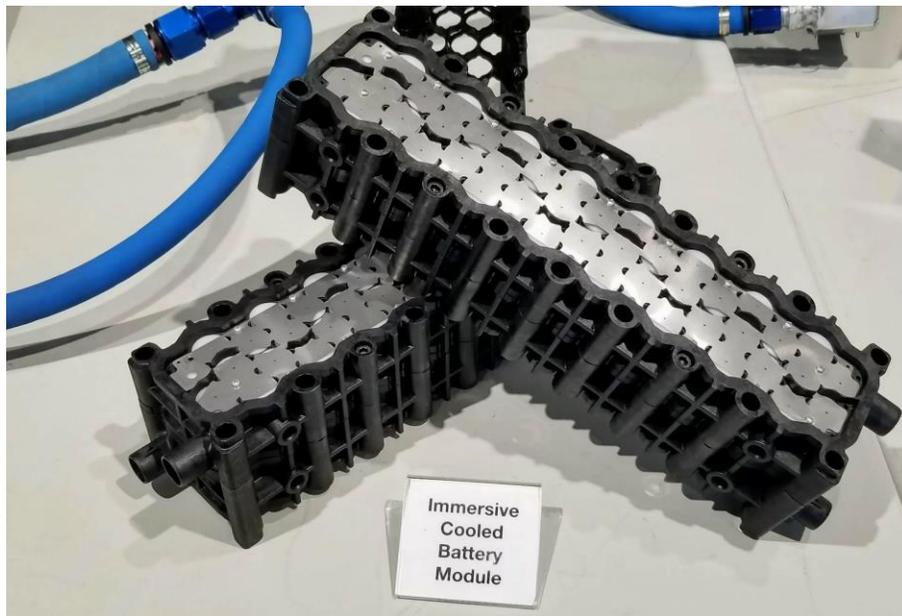


〈액침냉각 배터리 시스템〉

# 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〉

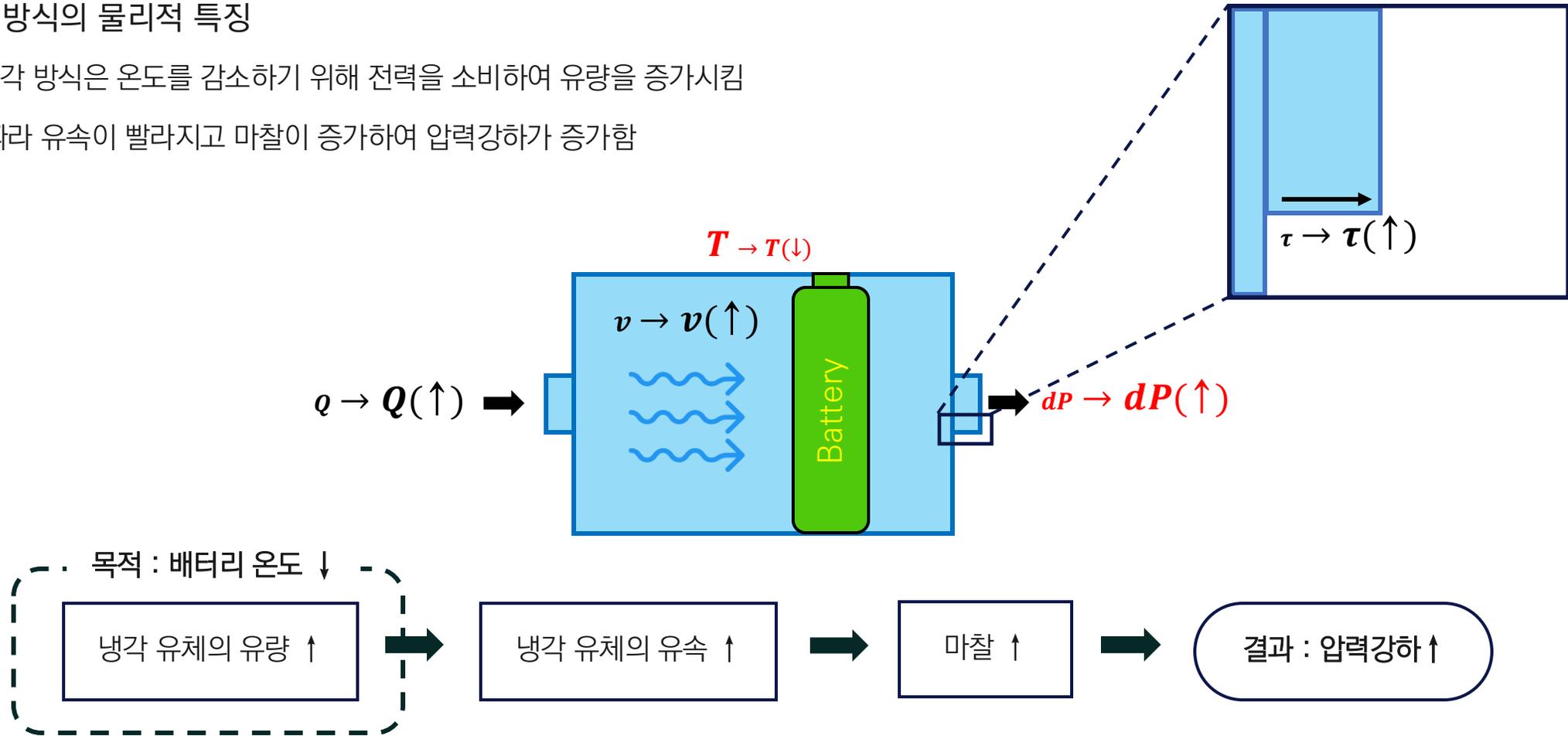


〈Xing mobility 사의 battery module 분해도〉

# 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



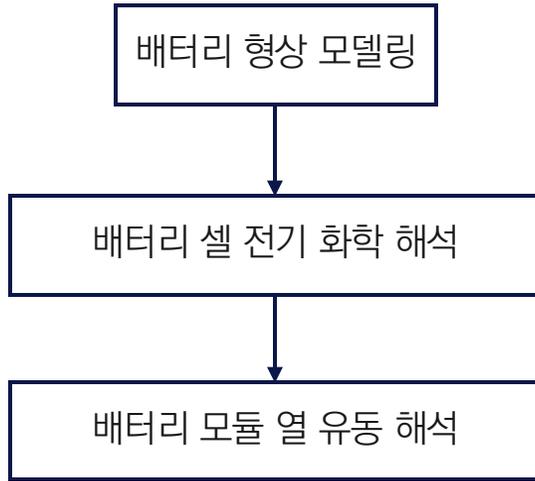
압력강하 최소화를 위한 최적점 탐색 필요

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



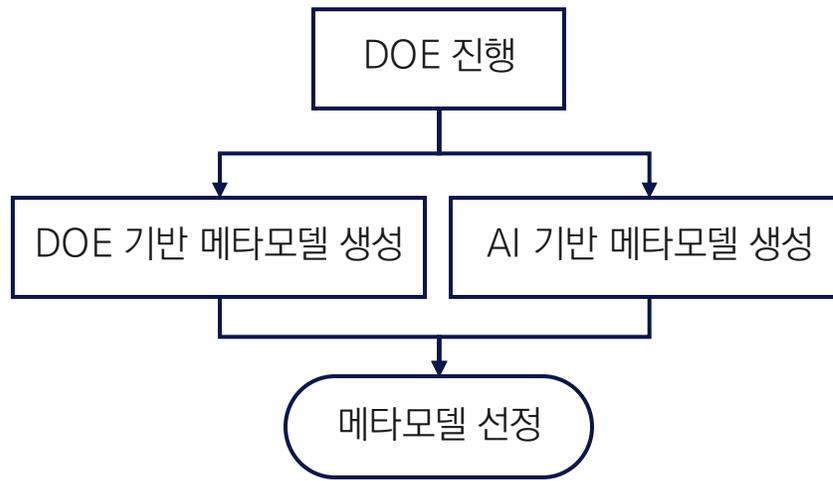
SimLab  
2023.1



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

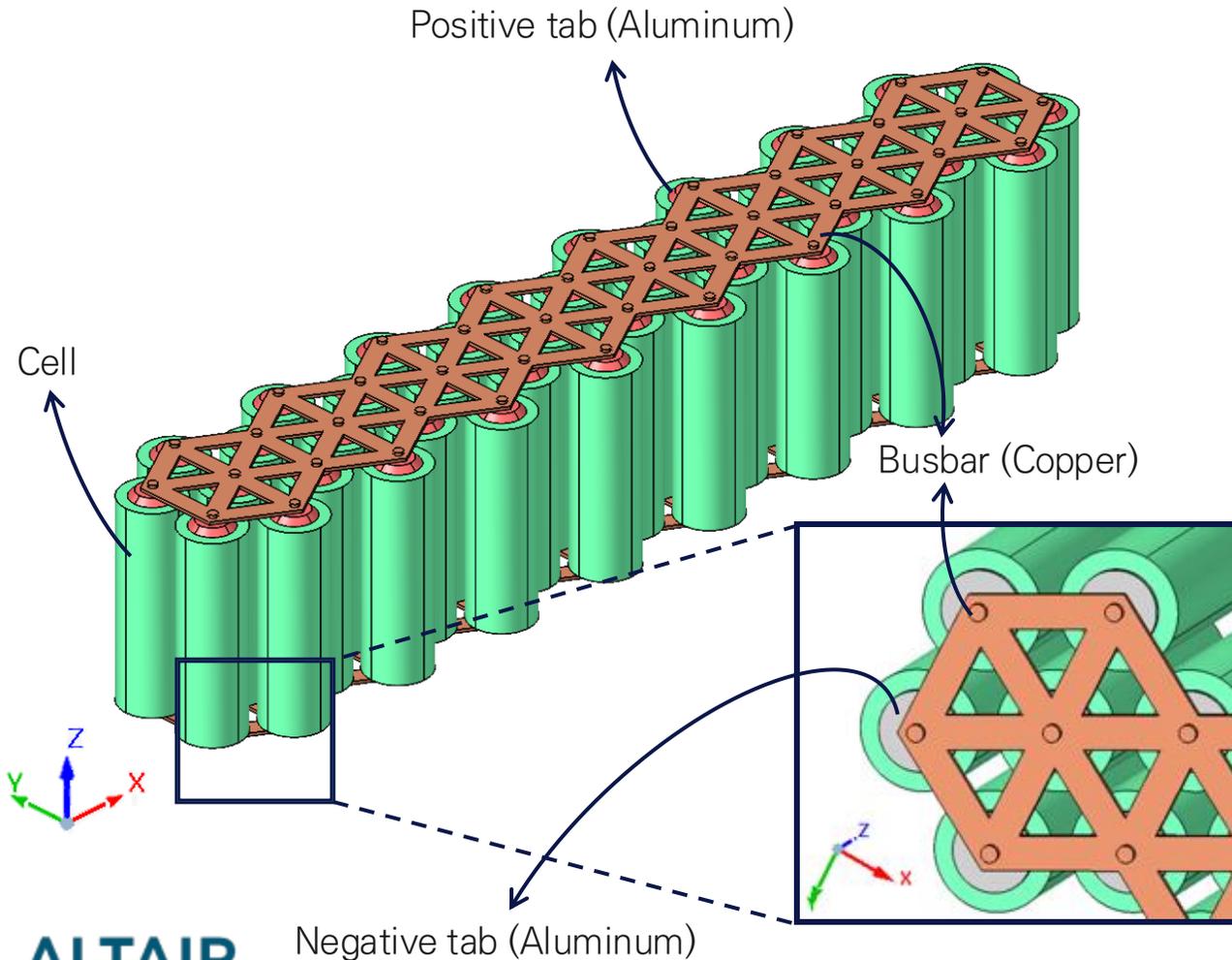
2.1 발열량 계산을 위한 배터리 전기화학 해석

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

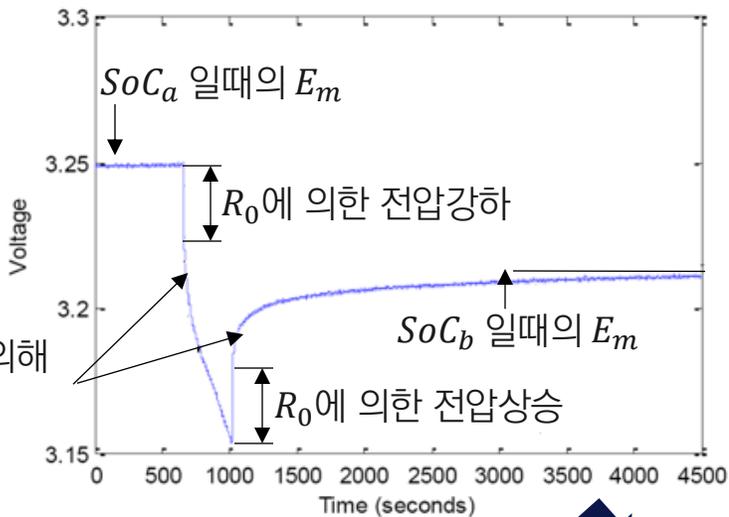
#### <배터리 물성치>

Property	Aluminum	Cell [3]	Copper
$\rho$ [kg/m <sup>3</sup> ]	2770	2792	8933
$C_p$ [J/kgC]	986	1028	385
$K$ [W/mC]	175	1.167(radial) 15.2(axial)	401
$\Omega$ [Ohm.m]	$2.94 \times 10^{-8}$	-	$1.72 \times 10^{-8}$

## 2.1 발열량 계산을 위한 배터리 전기화학 해석

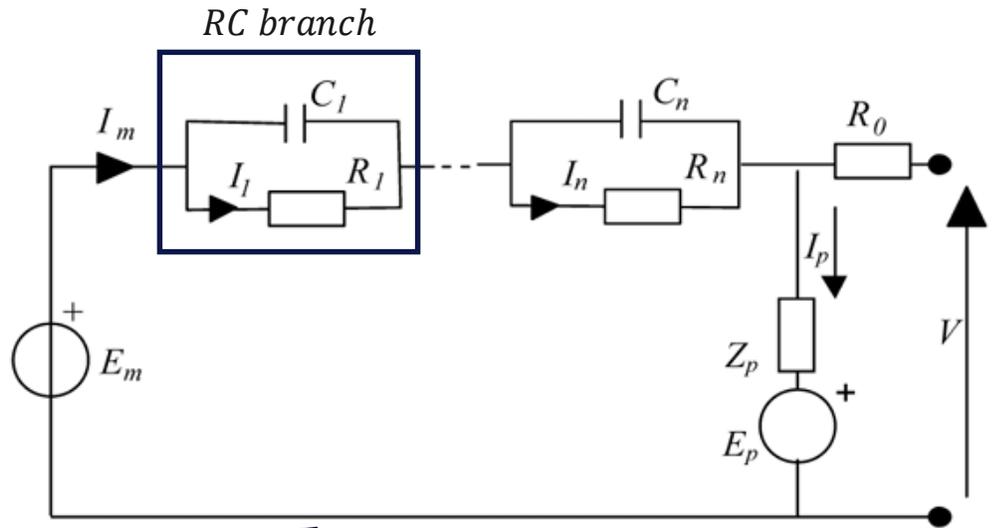
### 이론적 배경

- 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〉

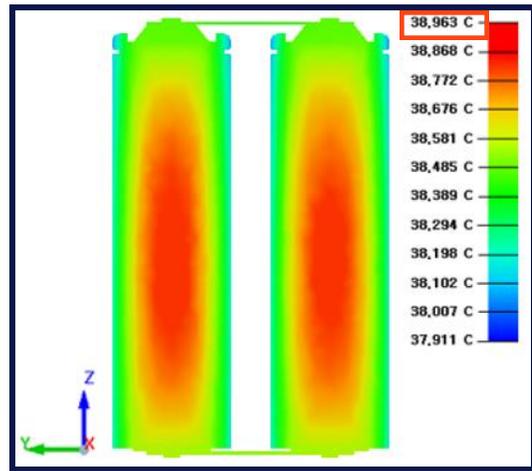
$$E_m(SoC, T), R_0(SoC, T), R_1(SoC, T), C_1(SoC, T)$$

## 2.1 발열량 계산을 위한 배터리 전기화학 해석

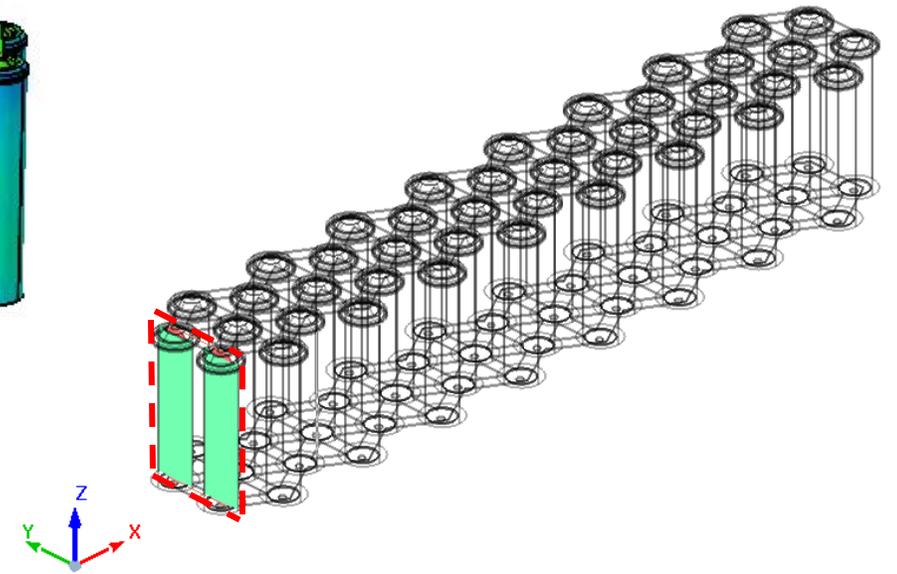
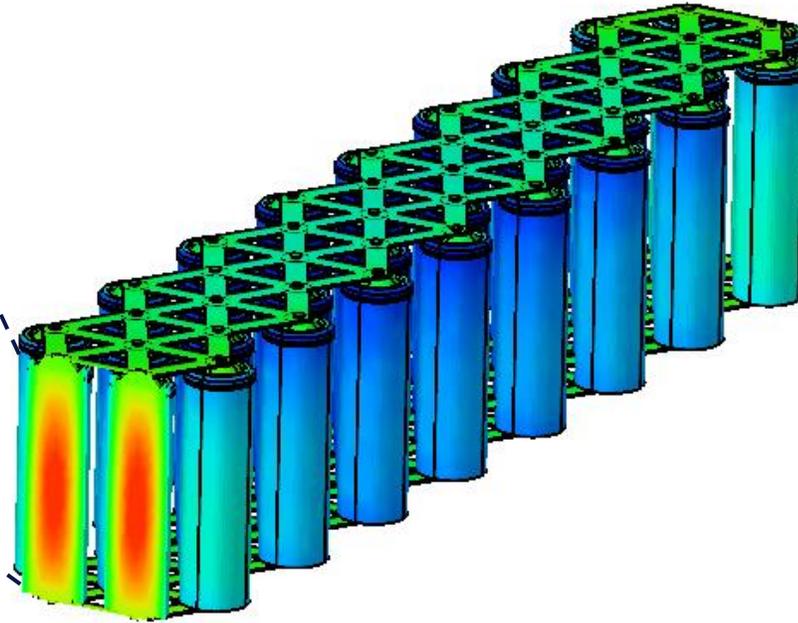
### 해석 결과

- 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〉



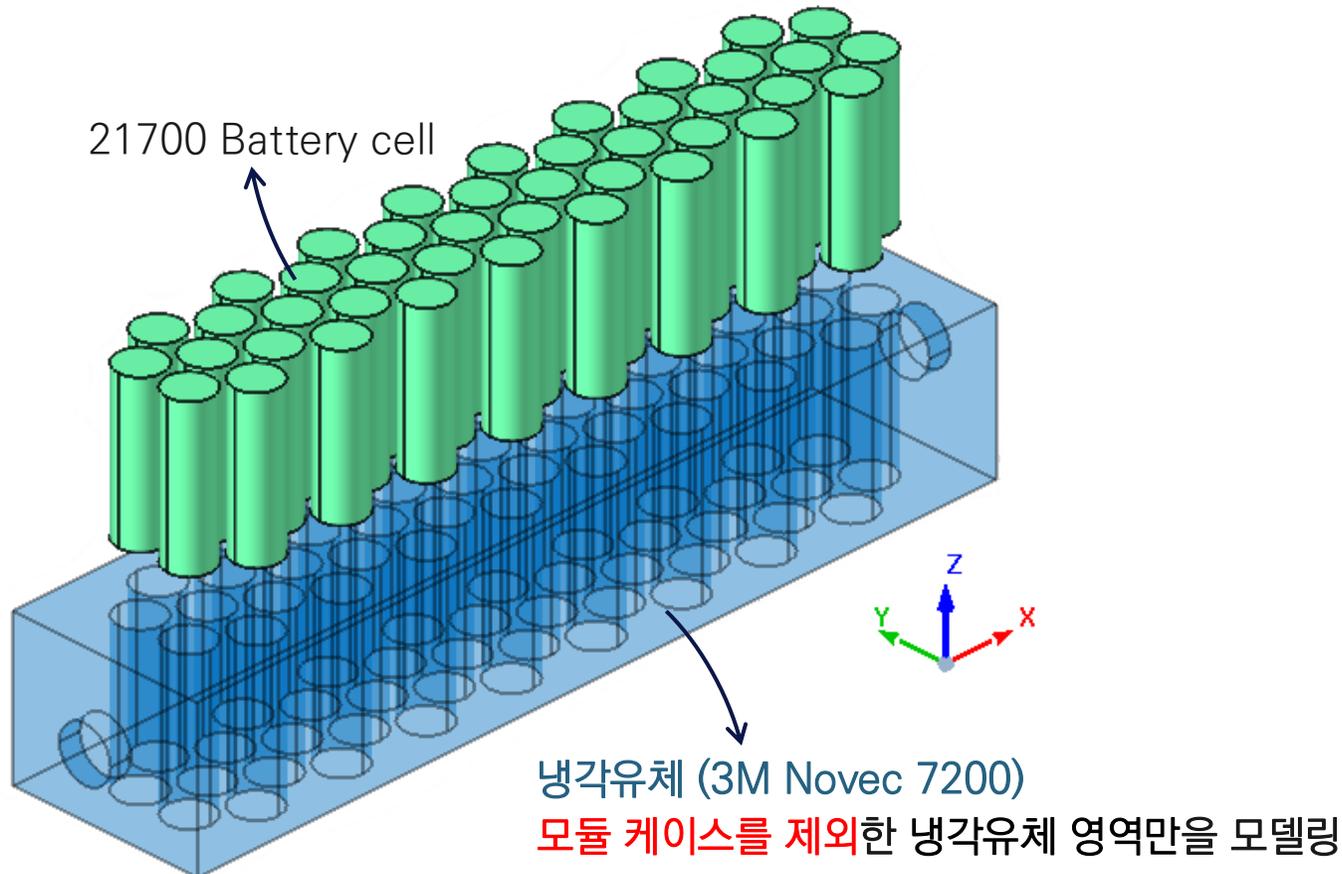
〈분석한 평면〉

➔ 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
$\rho$ [kg/m <sup>3</sup> ]	2792	1420
$C_p$ [J/kgK]	1028	1220
$K$ [W/mK]	1.167(radial), 15.2(axial)	0.068
$\nu$ [kg/ms]	-	$5.8 \times 10^{-5}$

## 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

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

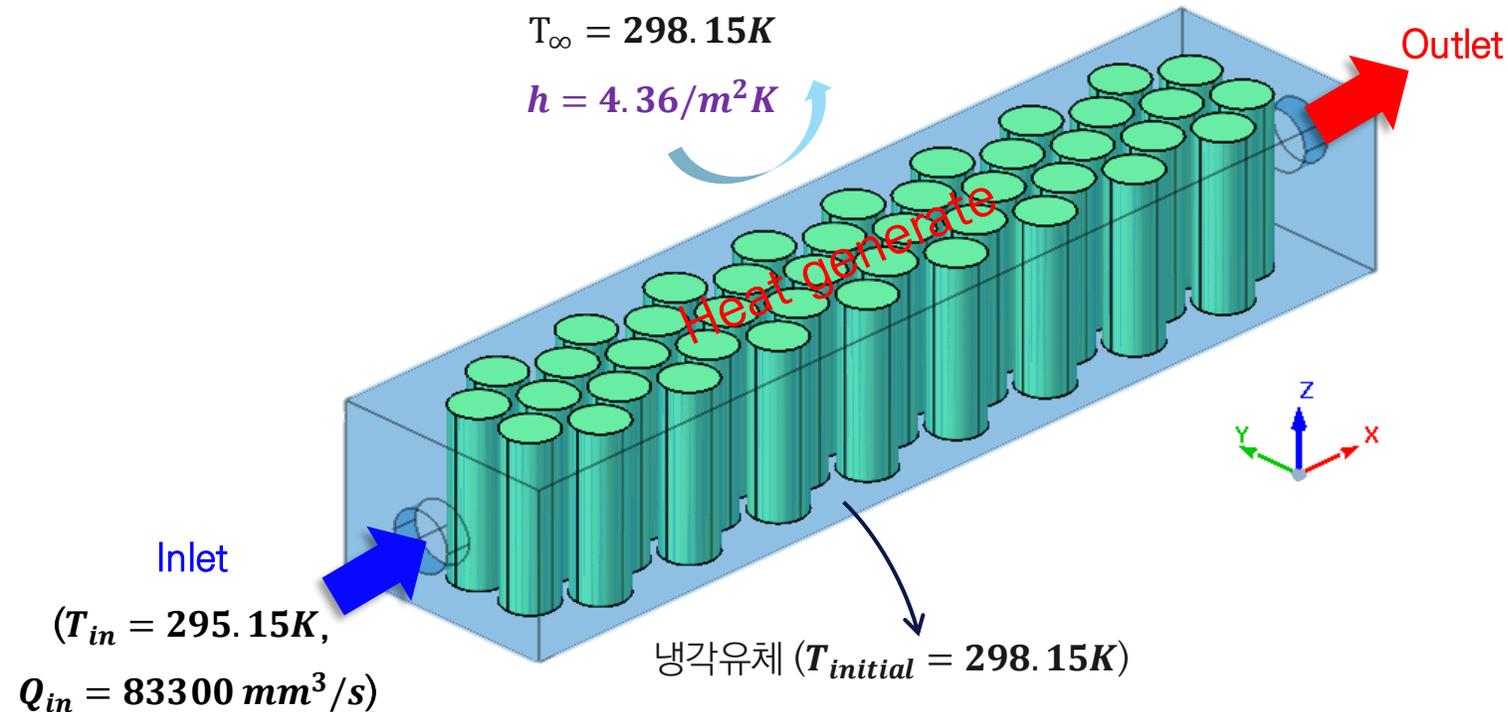
- 운동량 보존 방정식

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

## 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

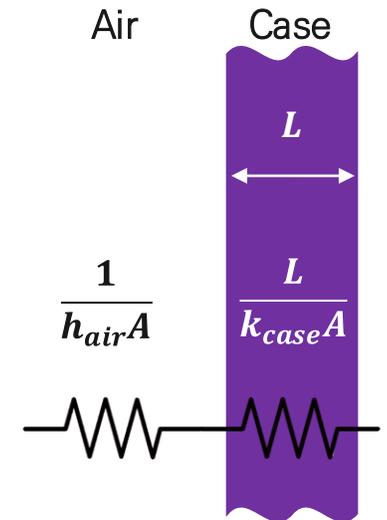
$$h_{air} = 5W/m^2K$$

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

$$L = 6mm$$

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

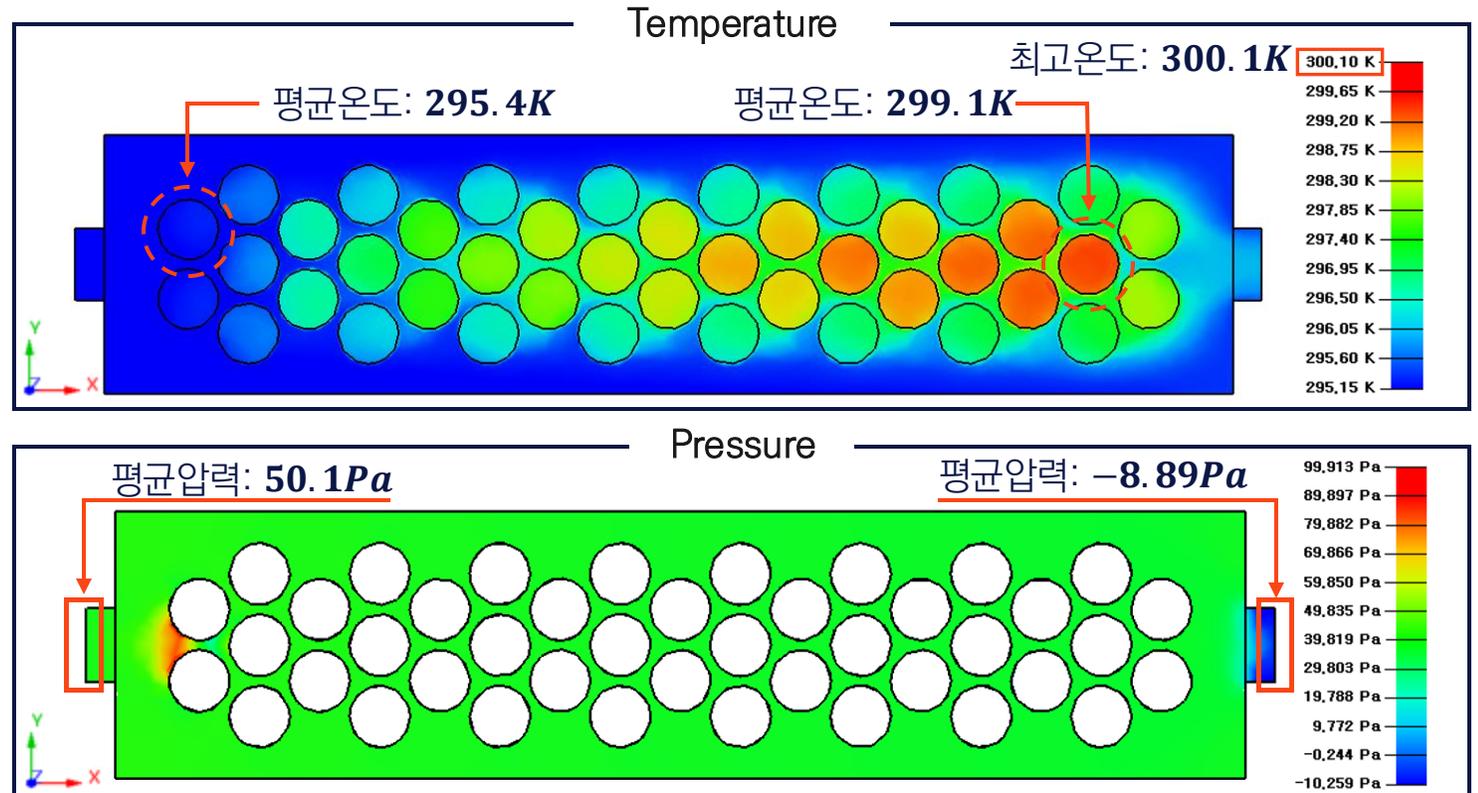
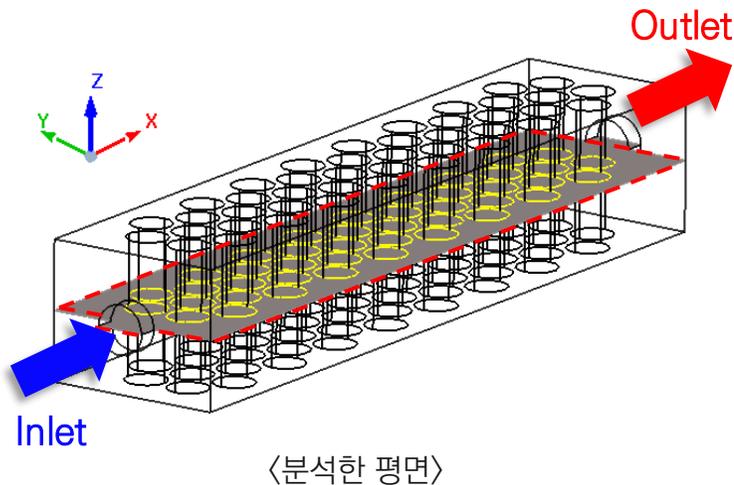
$$\therefore h = 4.36W/m^2K$$



## 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

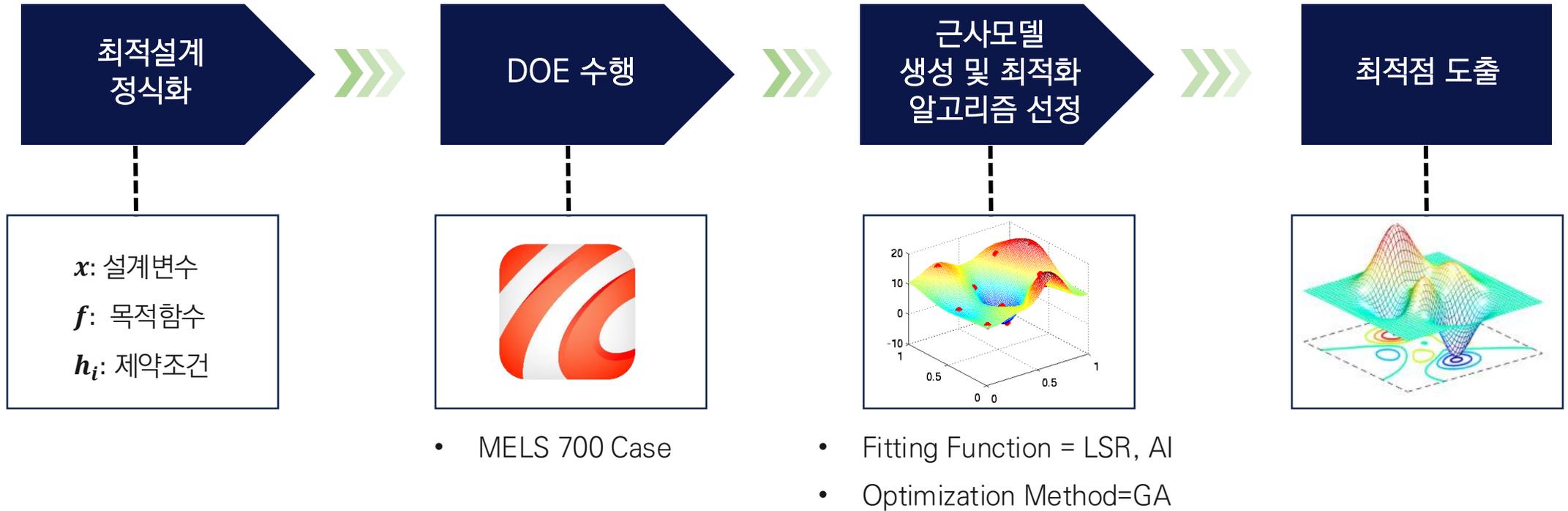
3.1 최적설계 개요

3.2 설계변수 설정 및 정식화

3.3 DOE 기반 메타모델 생성

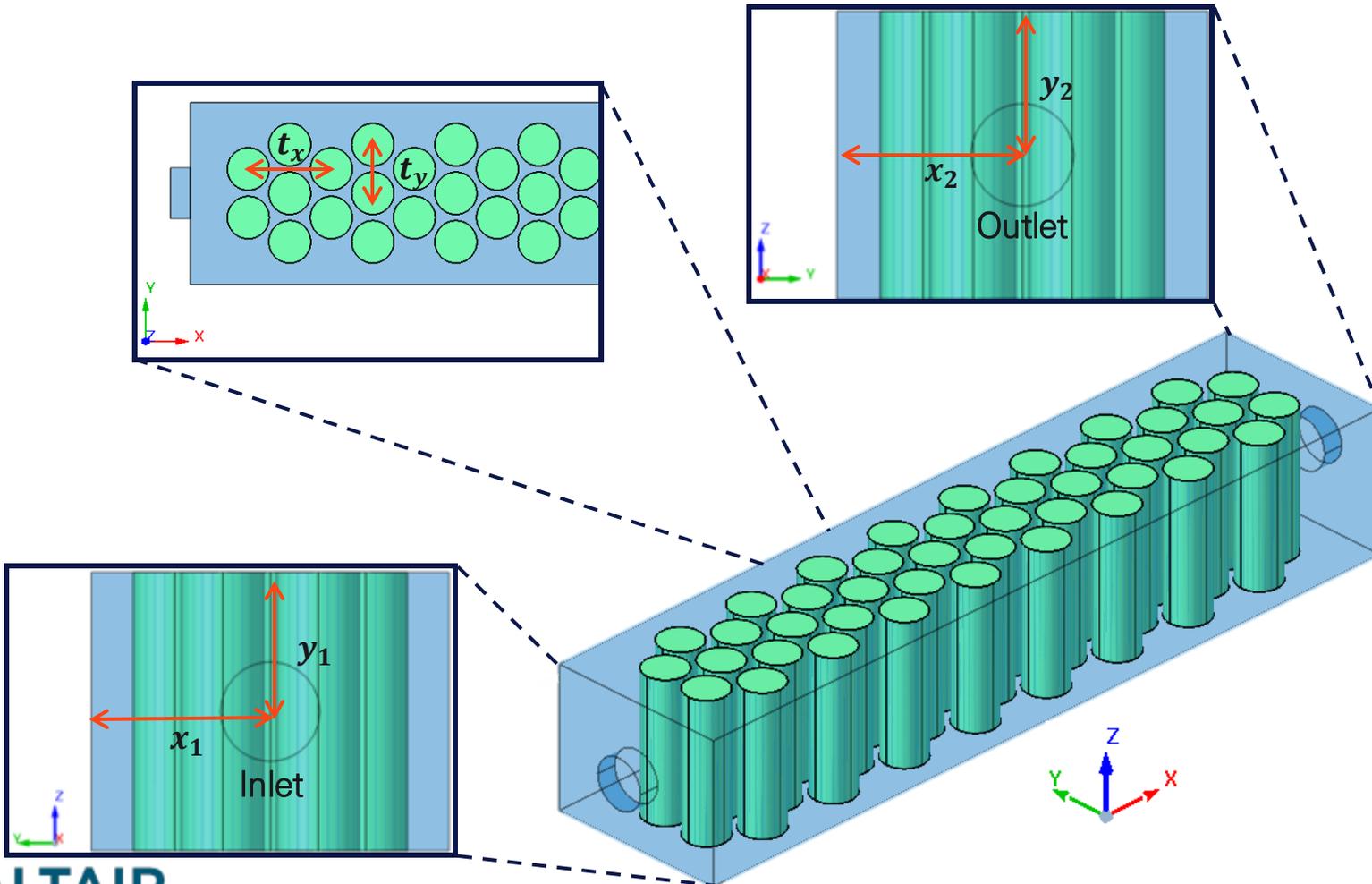
3.4 AI 기반 메타모델 생성

# 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

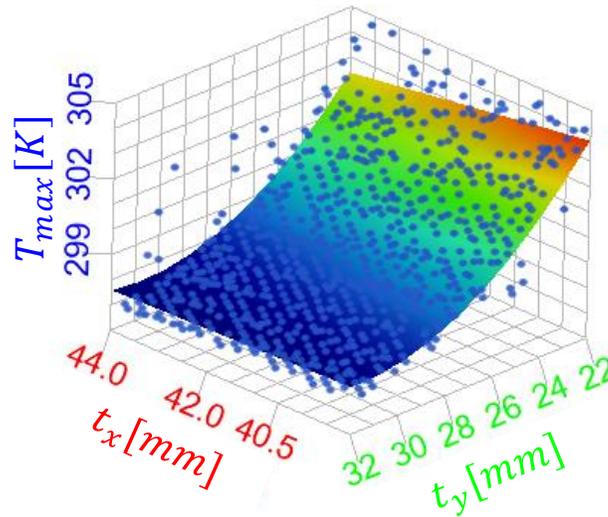
- MELS(Modified Extensible Lattice Sequence) 방식으로 700개의 Case에 대해 DOE(Design Of Experience)를 진행
- 메타모델의 정확성을 확인하기 위해 LSR(Least Squares Regression), MLSM(Moving Least Squares Method), RBF(Radial Basis Function), HK(HyperKriging)의 메타모델을 생성 및 비교함

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

〈Method 별  $R^2$ 값〉

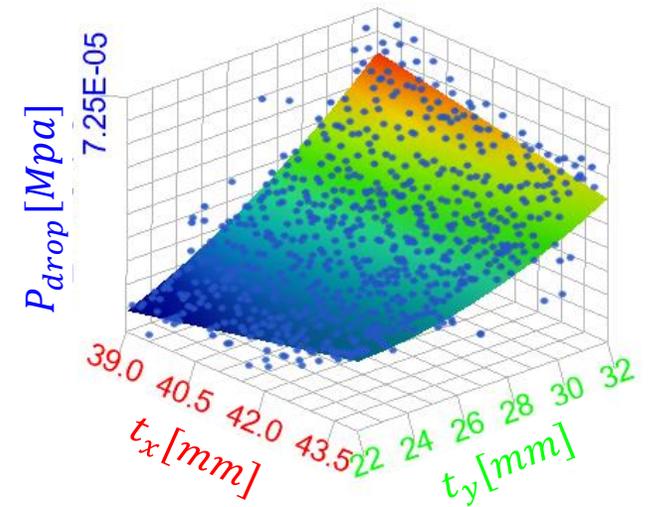
Method	$R^2$
LSR	0.6983
MLSM	0.6362
RBF	0.3599
HK	0.5344

$R^2 = 0.6983$



〈모듈 최고 온도 LSR 기반 메타모델〉

$R^2 = 0.6969$



〈압력 강하 LSR 기반 메타모델〉

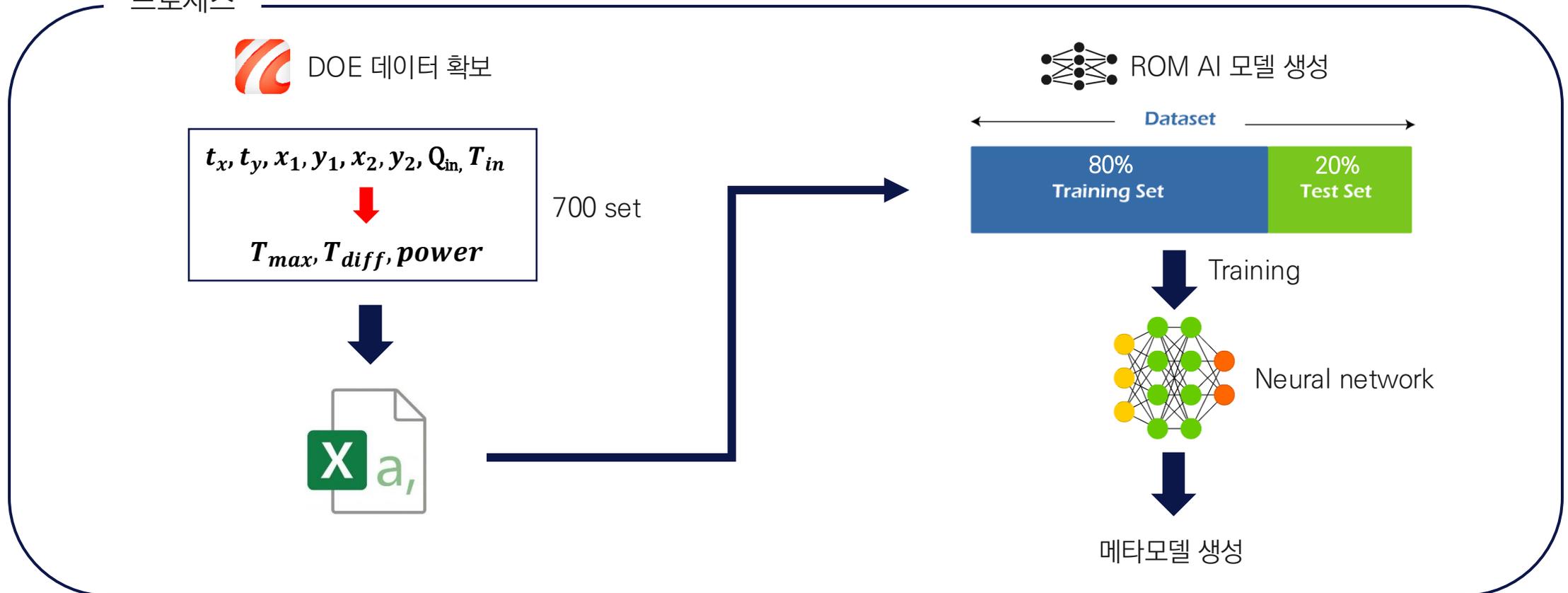
[6] Montgomery, D. C., & Runger, G. C. (2014). "Applied Statistics and Probability for Engineers, 7th Edition"

# 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

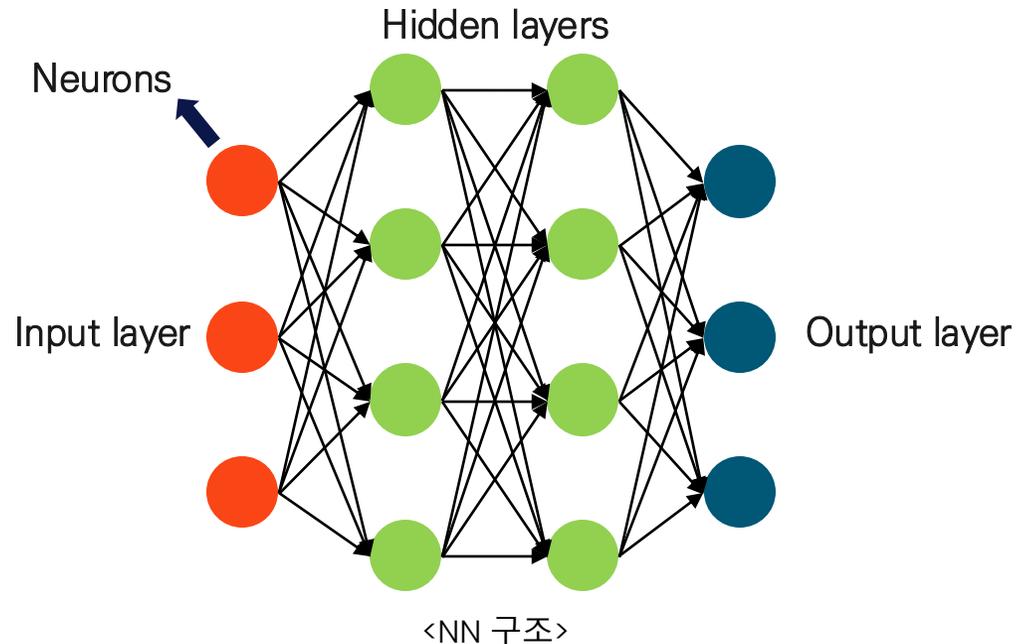
프로세스



## 3.4 AI 기반 메타모델 생성

### AI 모델 주요 파라미터

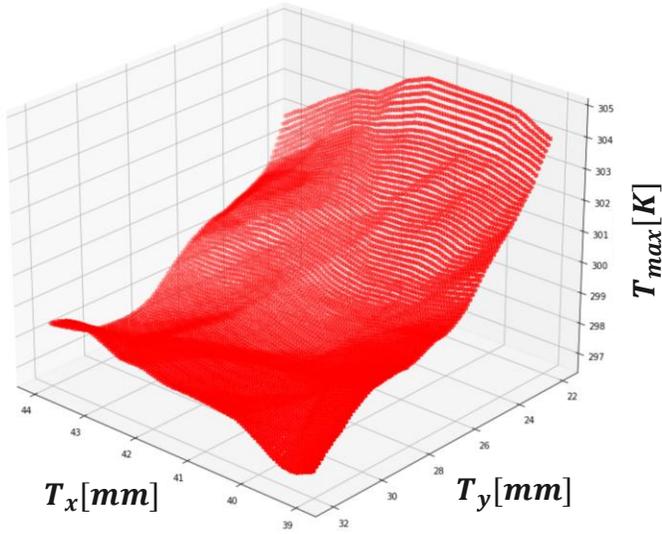
- 메타모델 생성을 위해 ROM(Reduced Order Modeling) AI를 사용함
- 차수축소모델은 고차원 상태 공간을 가진 복잡한 모델에 대해, 효율적인 분석을 위해 원래 모델을 재현한 축소 모델임
- 모델의 예측 성능은 Coefficient of determination( $R^2$ )을 사용하여 비교 및 평가 됨
- 데이터 세트는 80%의 training, 20%의 testing 나눔
- 각각의 파라미터들은  $R^2 > 0.7$ 을 만족할 수 있도록 heuristic 기법으로 아래 표와 같이 설정



# 3.4 AI 기반 메타모델 생성

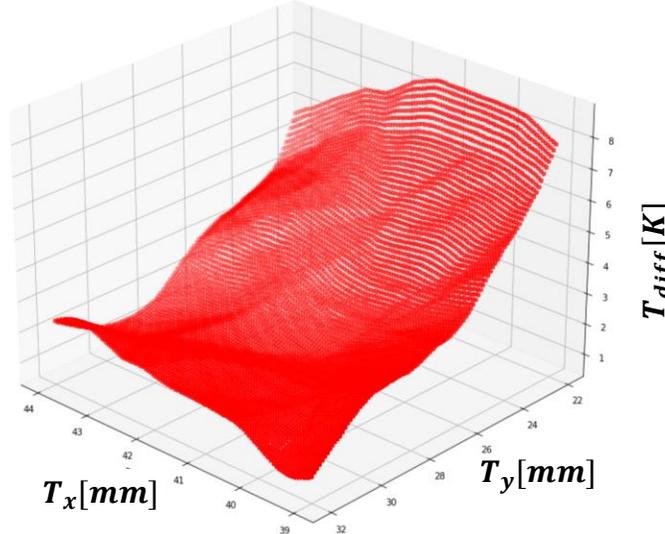
- DOE를 통해 얻은 700개의 Case를 이용하여 ROM AI 기반 메타모델 생성
- LSR 기반 메타모델 대비 최대 32.77%의  $R^2$ 이 향상됨

$R^2 = 0.8869$



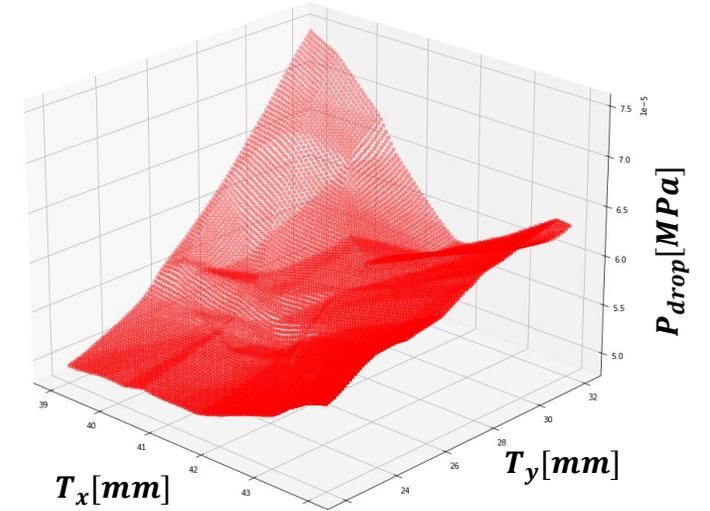
〈셀 최고 온도 메타모델〉

$R^2 = 0.8722$



〈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 ( $R^2$ )	<b>0.8869</b>	<b>0.8722</b>	<b>0.9284</b>

➔ AI 기반 메타모델 선정

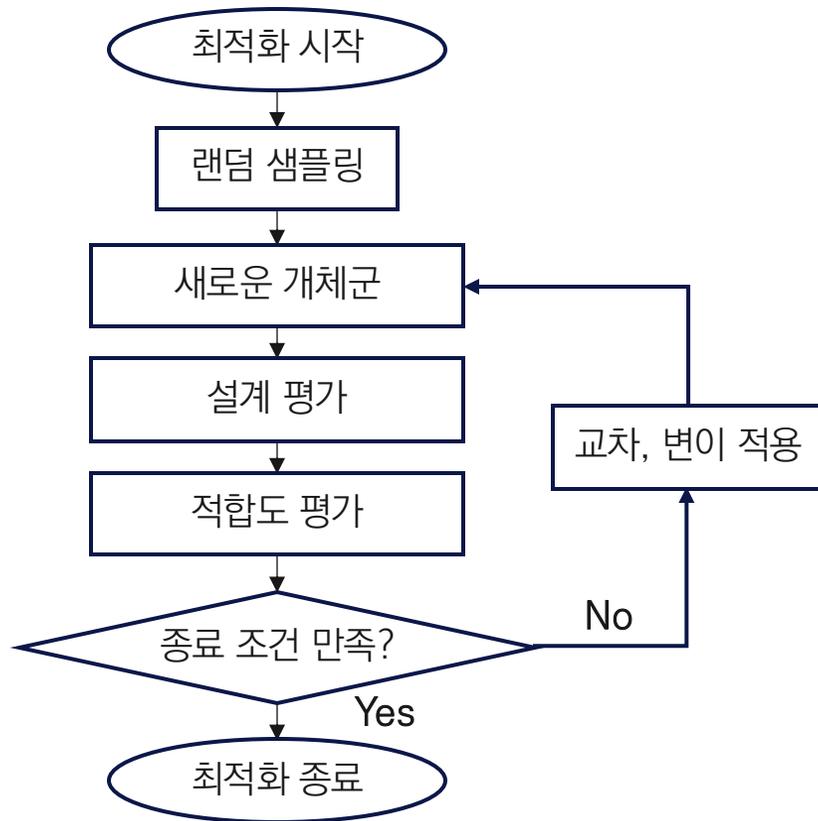
# 4. GA를 이용한 압력강하 최소화

4.1 최적화 수행

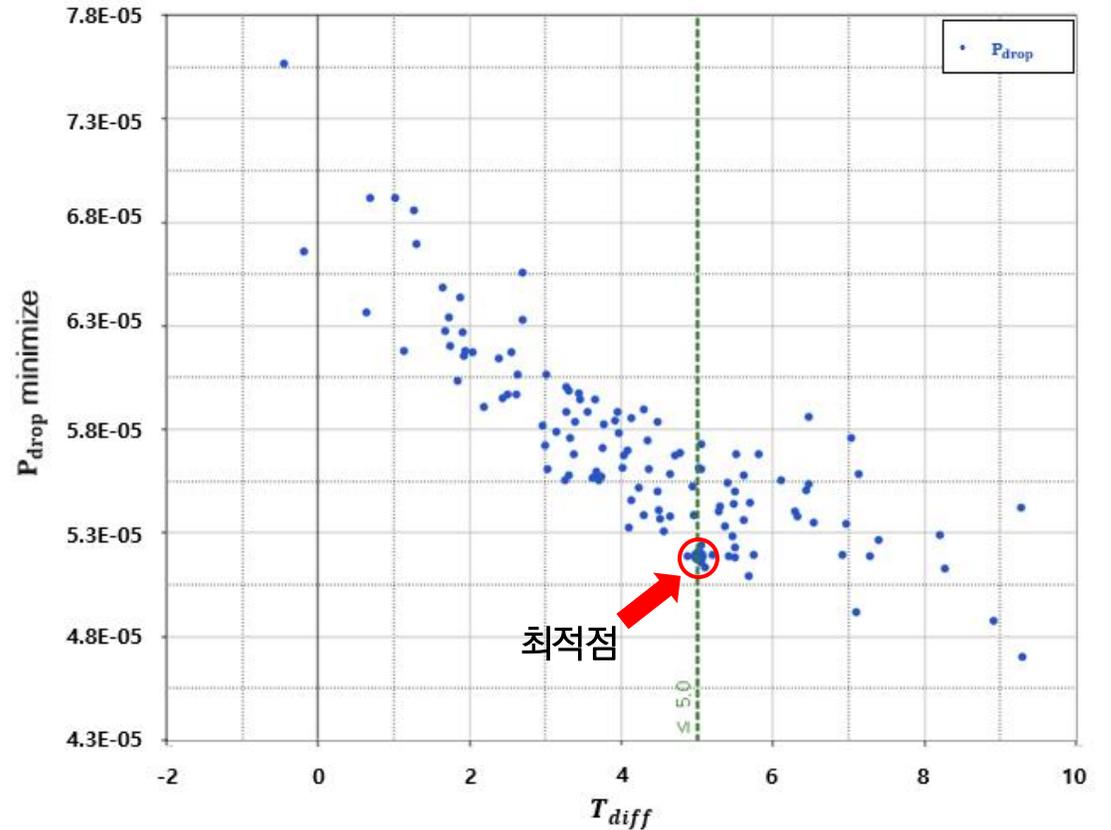
4.2 최적화 결과 분석

# 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

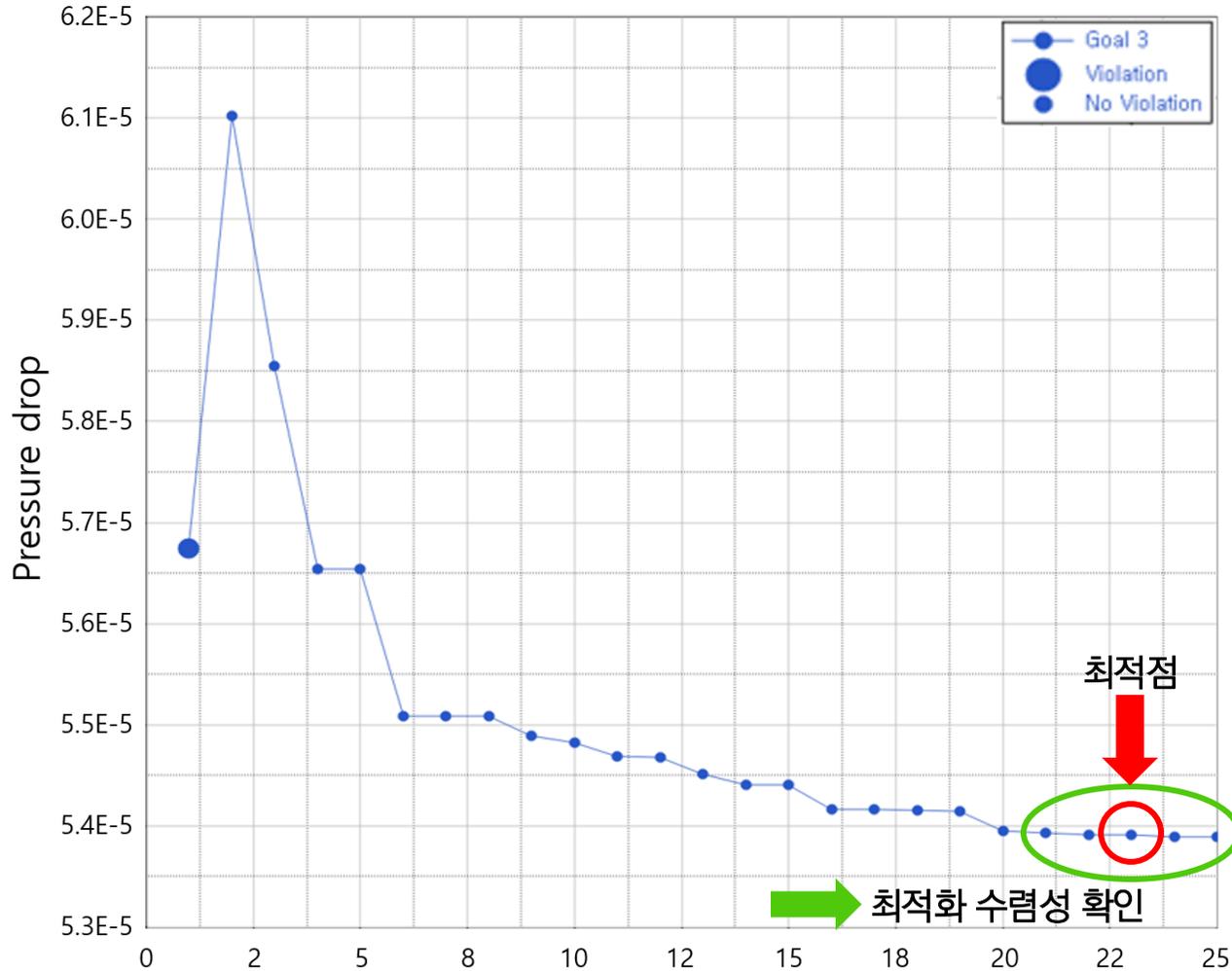


〈GA기반 최적화 순서도〉



# 4.1 최적화 수행

- GA 최적화 수렴성 확인



〈GA 수렴 그래프〉

〈GA 파라미터 값〉

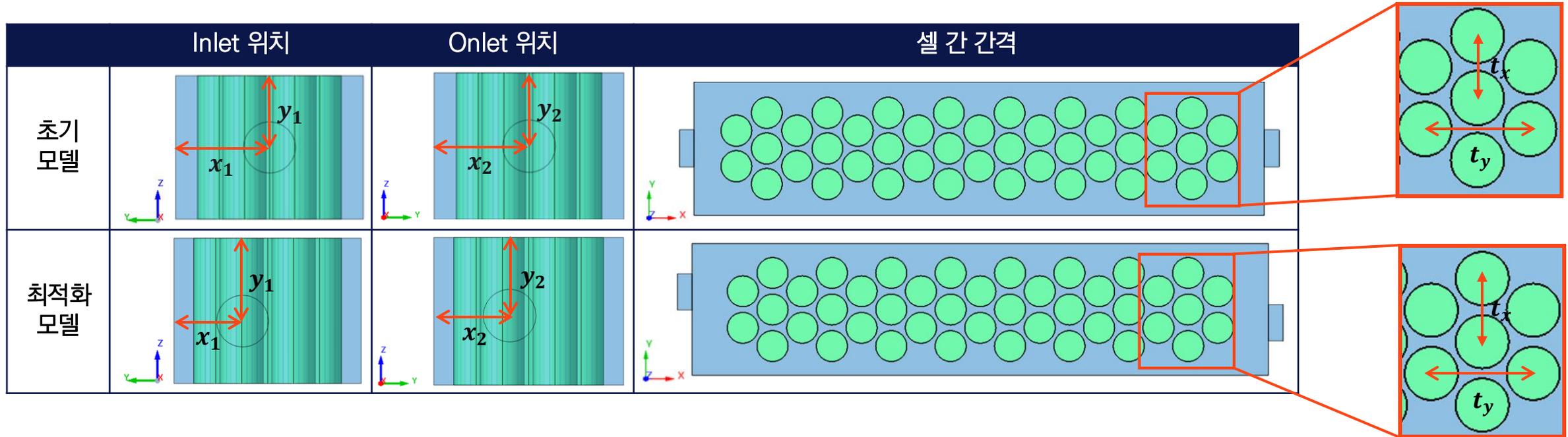
	Value
Maximum Iterations	50
Minimum Iterations	25
Population Size	20

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



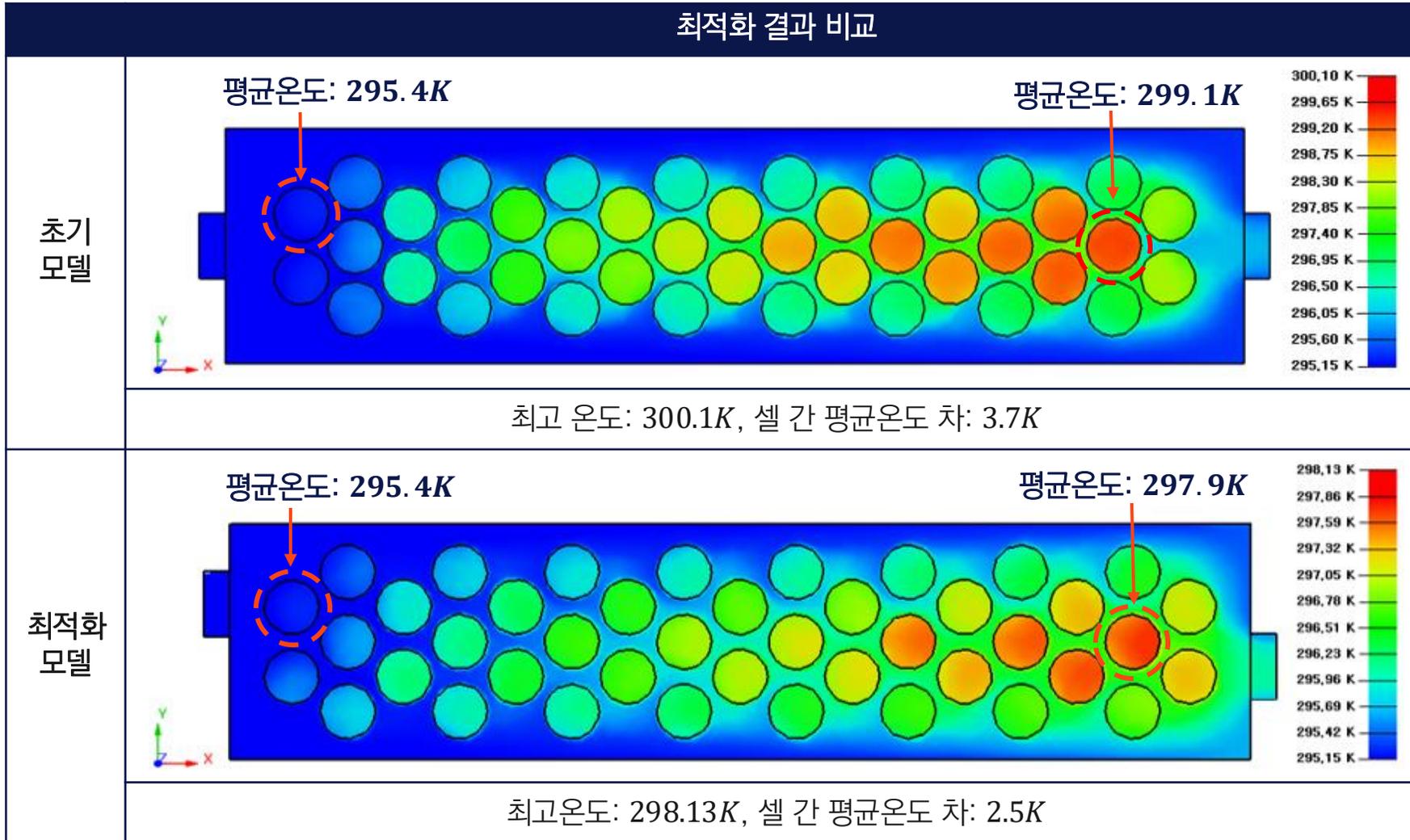
	$t_x$ [mm]	$t_y$ [mm]	$x_1$ [mm]	$y_1$ [mm]	$x_2$ [mm]	$y_2$ [mm]	셀 최고 온도[K]	셀 간 평균온도 차[K]	압력강하[Pa]
초기 모델	41.5	24	45	35	45	35	300.1	3.7	58.9
최적화 모델	42.85	26.64	30.65	36.35	35.44	35.48	298.1	2.5	54.6
변화율	3.25%	11%	-31.9%	3.86%	-21.3%	1.37%	-1.67%	-32.5%	-8.31%

## 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