

# 그래프 신경망 기반 사출성형 시뮬레이션 가속화 모델 연구

김종선

한국생산기술연구원 / 지능화뿌리기술연구소 / 디지털생산부문

(libra74@kitech.re.kr)

## 1 연구 배경 - Research Introduction

---

- 사출성형 공정 Digital Twin

## 2 선행 연구 조사 - Previous Studies

---

- 다양한 제조 공정 및 사출성형 시뮬레이션 대리모델 관련 선행 연구
- 형상 유연성 확보를 위한 형상 피처 사용 선행 연구

## 3 연구 목표 - Research Objectives

---

- 연구 목표

## 4 연구 방법 및 이론 - Research Methods and Theory

---

- Graph Neural Network & Graph Attention Network
- 형상 피처 정의
- 공정 조건
- 대리모델링 과정

## 5 CASE STUDY

---

- CASE STUDY 1
- CASE STUDY 2
- CASE STUDY 3

## 6 결론 - Conclusion

---

- 결론

## 7 프로그램 구동 영상

---

## ➤ Background of Study

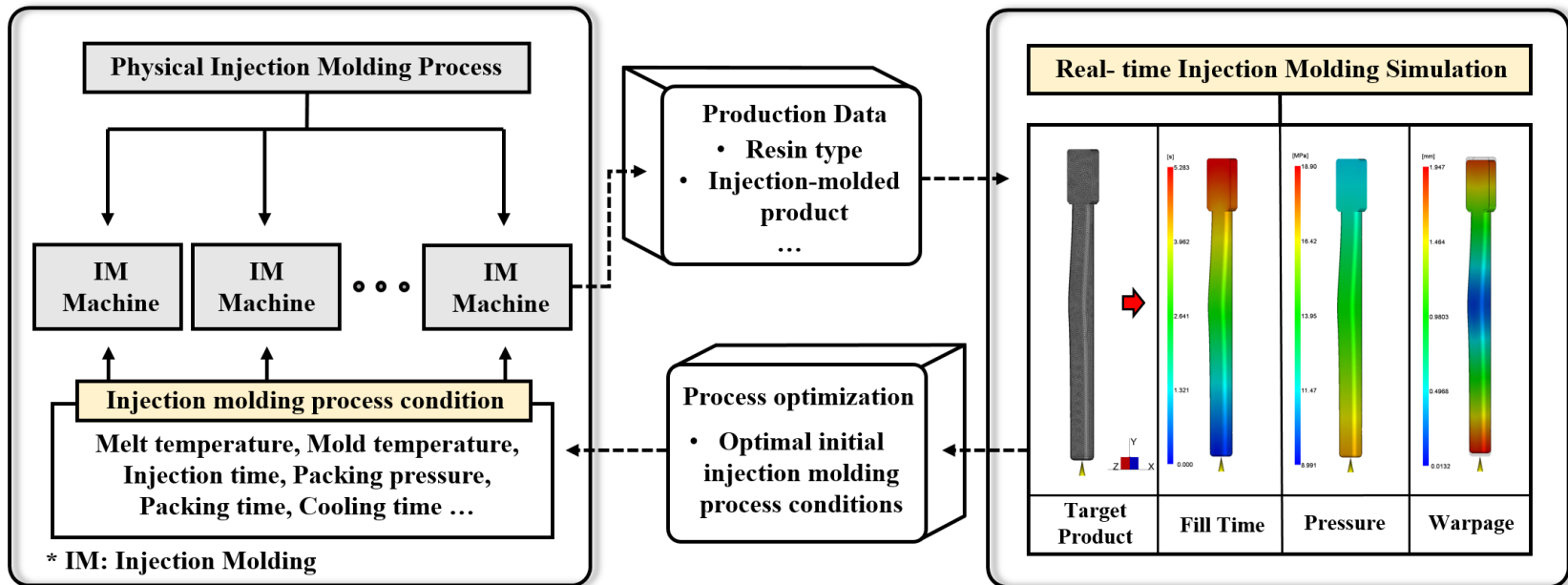
### Smart Manufacturing Technology - Digital Twin

#### Digital Twin

- 실제 물리적 시스템의 가상 모델을 구축하여 모니터링, 시뮬레이션, 예측 분석을 가능하게 함으로써, 다양한 제조 공정에서 비용 절감, 생산성 향상 및 품질 개선을 도모할 수 있는 핵심 기술

#### 사출성형 공정 Digital Twin

- 현재 사출성형 공정에서의 Digital Twin 기술은 공정 매개변수 변화에 따른 거동을 실시간으로 정밀하게 예측하기 위해, 센서 기반 기술 외에도 **실시간 CAE 시뮬레이션 기반 공정 매개변수 예측 기술**이 요구되고 있음

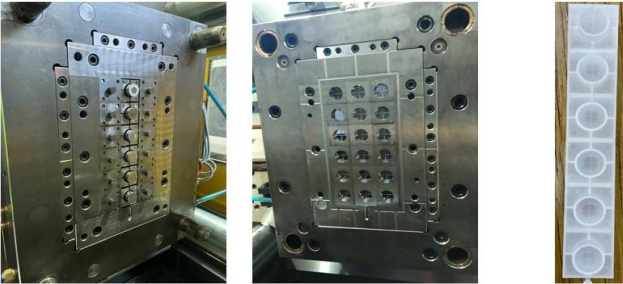


## ➤ Background of Study

### Injection Molding Process Utilizing Digital Twin

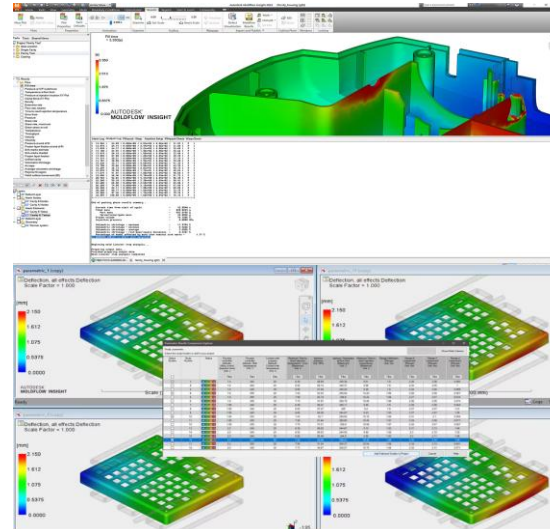
#### 실시간 시뮬레이션 기반 Digital Twin 기술의 한계

- 기존 상용 사출성형 시뮬레이션들은 복잡한 수치해석 기반의 유변학적 해석으로 계산 비용이 높아, 실시간 현장 적용에 한계가 있음



Injection molding system

Time  
cost  
↕



 AUTODESK Moldflow

 **Moldex3D**  
MOLDING INNOVATION

 **SOLIDWORKS**  
PLASTICS

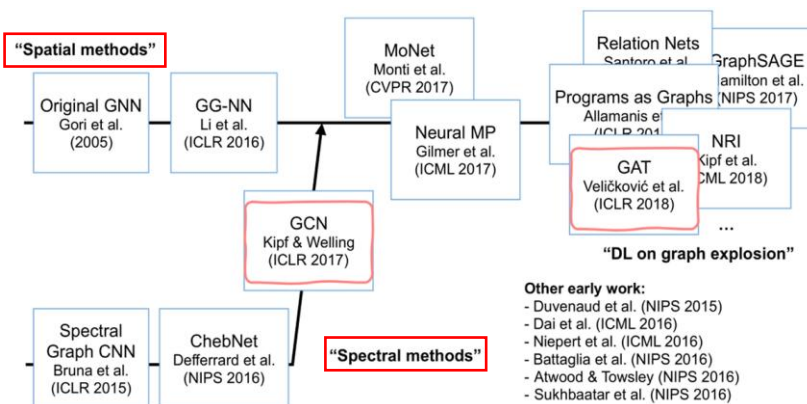
 **SIGMASOFT**

Commercial injection molding simulation software

## ➤ Current Research Progress

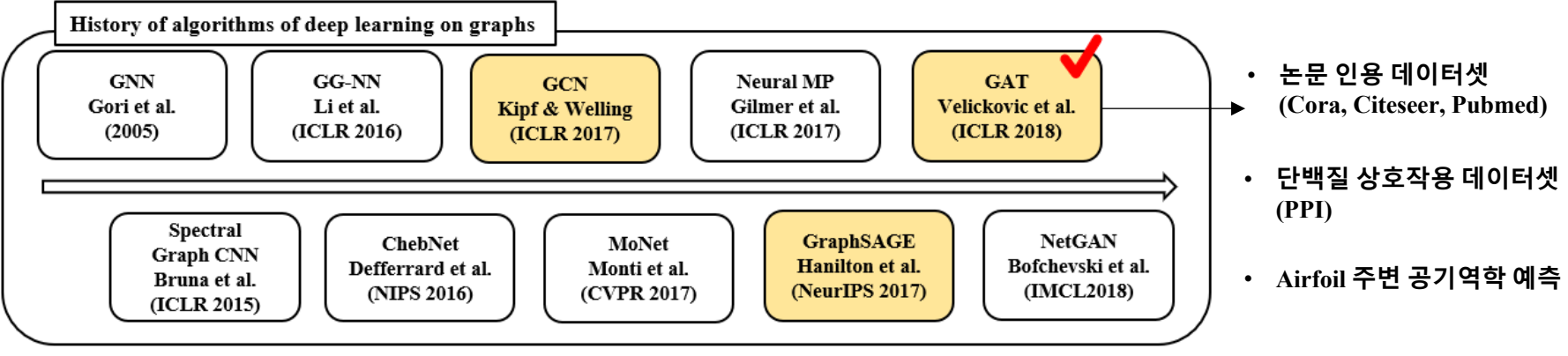
### Surrogate Model Using Graph Neural Networks

#### ✓ Graph Neural Networks (GNNs) 의 발전 순서



	Spectral	Spatial
<b>Efficiency for Large Graphs</b>	비효율적	효율적
<b>Methodology</b>	그래프의 Laplacian matrix를 찾아 고유값 분해	인접한 이웃 Node의 정보를 고려하여 현재 Node의 정보를 업데이트
<b>Direction</b>	무방향성	방향성
<b>Apply to a New Graph Structure</b>	어려움	가능함

#### GNN의 발전 흐름도

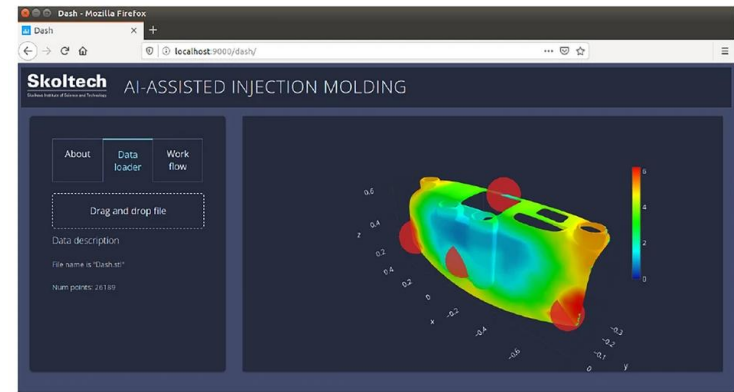
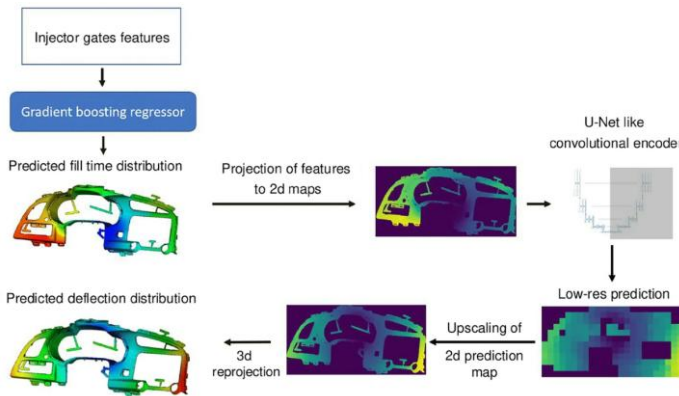


### ➤ Review of Previous Studies

#### Previous Studies - Summary

#### ❖ 사출 성형 수치 시뮬레이션 가속화에 관한 최근 연구 동향 (1/3)

Date	Journal & Authors	Used Model	Predicted Value	Accelerating	Geometric Dimension	Geometric Flexibility	Process Condition Flexibility
2022. 10	Structural and Multidisciplinary Optimization (IF: 3.6) Uglov. et al.	Machine Learning [XGboost], Deep Learning [CNN]	1 (Fill Time)	x17	3D	0	x



#### Limitations

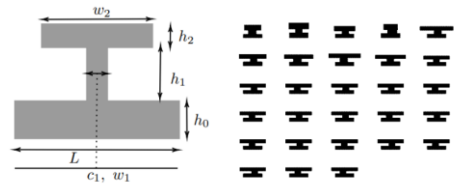
- ✓ **[Geometric Flexibility]** 차량용 대쉬보드 제품군 내에서 Gate 위치를 특정할 수 있는 Feature vector 만을 사용하여 Gate 특성에 대한 일반화만 가능함.
- ✓ **[Predicted Value]** 압력, 온도와 같은 사출성형 공정에서의 주요 성형결과들에 대한 예측이 이루어지지 않음.
- ✓ **[Process condition Flexibility]** 사출성형 공정 조건(금형 온도, 수지 온도, 주입 시간, 냉각 시간 등)을 Input parameters로 학습에 사용하지 않음.

## ➤ Review of Previous Studies

### Previous Studies - Summary

#### ❖ 사출 성형 수치 시뮬레이션 가속화에 관한 최근 연구 동향 (2/3)

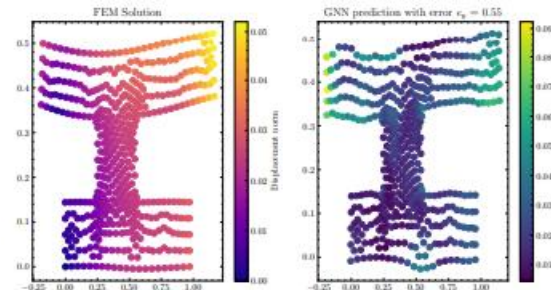
Date	Journal & Authors	Used Model	Predicted Value	Accelerating	Geometric Dimension	Geometric Flexibility	Process Condition Flexibility
2024	Marshall Plan Report: Scientific Machine Learning for Injection Molding Simulation (Report) Pohlmann. et al. (2024)	Graph Attention Network	2 (Shrinkage-Warpage (Ux, Uy))	x10	2D	0	x



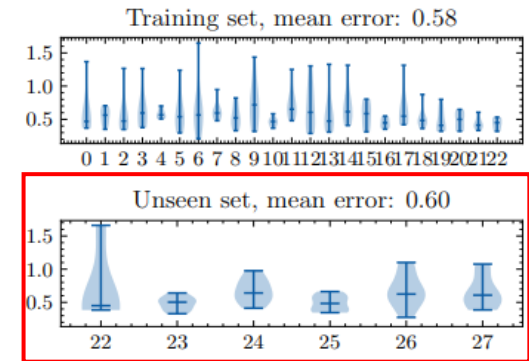
(a) Geometry parametrization of a double-T shape. (b) Distinct geometric shapes within the dataset.

Bounds	$N_{nodes}$	L	$w_1$	$w_2$	$h_0$	$h_1$	$h_2$	$\Delta m$	$c_1$
Min.	224	1.0	0.1500	0.3588	0.1500	0.2000	0.1500	0.1000	0.4157
Max.	473	1.0	0.2371	0.8986	0.2402	0.2894	0.2972	0.1988	0.5994

Dataset of Diverse Similar Geometries



(b) GAT



(b) GAT

### Limitations

- ✓ [Geometric Dimension] 2D 환경에서의 200~500개의 비교적 적은 수의 Node로 이루어진 Mesh를 갖는 모델을 사용함.
- ✓ [Predicted Value] 충전시간, 압력, 온도와 같은 사출성형 공정에서의 주요 성형결과들에 대한 예측이 이루어지지 않음.
- ✓ [Process condition Flexibility] 사출성형 공정 조건(금형 온도, 수지 온도, 주입 시간, 냉각 시간 등)을 한가지 조건으로 통일하여 진행함.

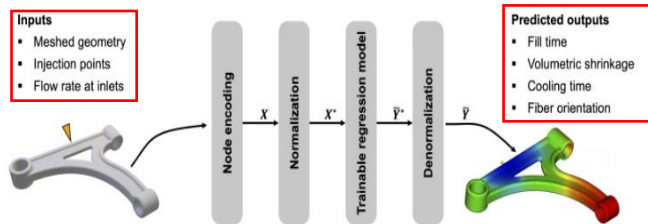
## 2. 선행 연구 조사

### ➤ Review of Previous Studies

#### Previous Studies - Summary

#### ❖ 사출 성형 수치 시뮬레이션 가속화에 관한 최근 연구 동향 (3/3)

Date	Journal & Authors	Used Model	Predicted Value	Accelerating	Geometric Dimension	Geometric Flexibility	Process Condition Flexibility
2024. 10	Composites Part A: Applied Science and Manufacturing (IF: 8.1) Greif. et al.	Machin Learning [GBRT], Deep Learning [FNN]	4 (Fill Time, Cooling Time, Volumetric Shrinkage, Fiber Orientation Tensor)	x20 (1 Value) x200 (Gate)	3D	0	x



Workflow for the proposed fast approximation

#### Feature vector

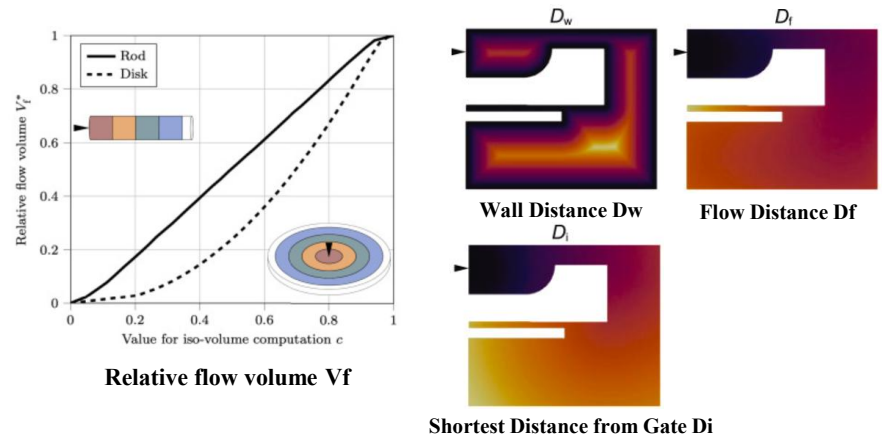
##### Input feature

$$X^* = (V_f^*, \nabla^* V_f^*, D_i^*, \nabla^* D_i^*, D_w, D_w^*, \nabla^* D_w^*, S)^T$$

##### Output feature

$$Y^* = (t_{fill}^*, t_{cool}^*, S_{vol}^*, A)^T$$

#### Geometric Information at each node



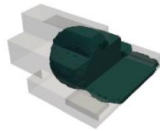
## ➤ Review of Previous Studies

### Previous Studies - Summary

#### ❖ 사출 성형 수치 시뮬레이션 가속화에 관한 최근 연구 동향 (3/3)



(a) Prediction 0.3s



(b) Prediction 0.05s



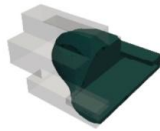
(c) Prediction 1s



(d) Prediction 2s



(e) Simulation 0.3s



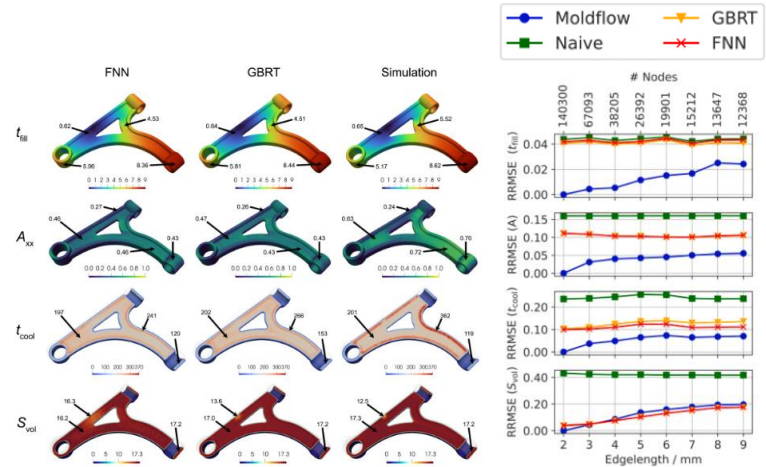
(f) Simulation 0.05s



(g) Simulation 1s



(h) Simulation 2s



#### Worst four geometries with highest fill time RRMSE

#### Comparison of Actual and Predicted Values Using RRMSE

#### Limitations

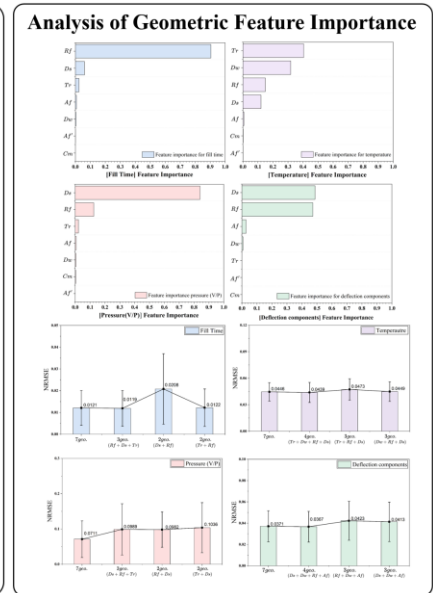
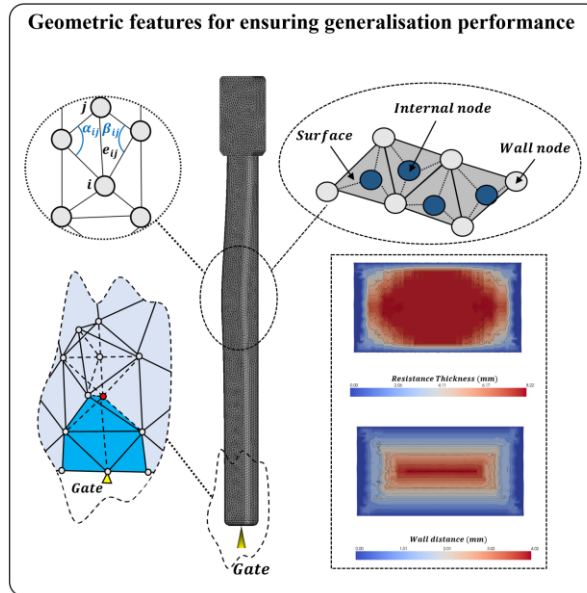
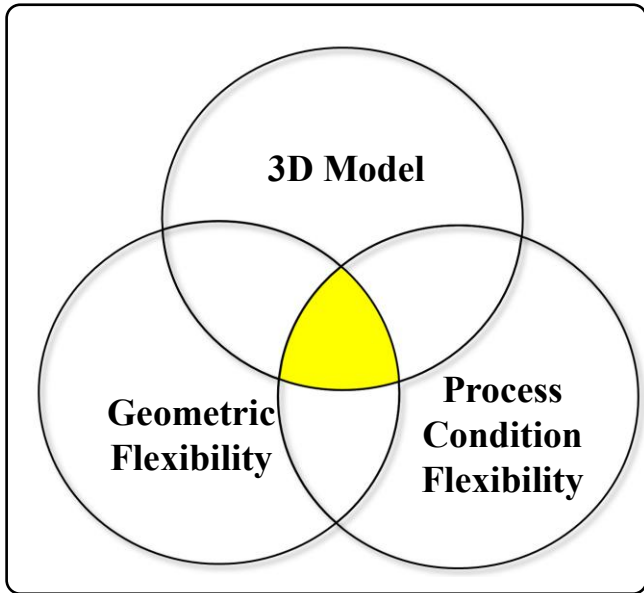
- ✓ [Process condition Flexibility] 사출성형 공정 조건(금형 온도, 수지 온도, 주입 시간, 냉각 시간 등)을 한가지 조건으로 통일하여 진행함.
- ✓ [Predicted Value] 압력, 온도와 같은 사출성형 공정에서의 주요 성형결과들에 대한 예측이 이루어지지 않음.
- ✓ [Geometric Flexibility] 사용된 형상 정보들은 거리 정보기반(벽에서 부터의 거리, Gate에서 부터의 거리)으로 금형 내부 Cavity의 두께가 급격히 변화가 있는 형상의 경우 오차가 크게 발생하는 등 특정 형상에 대한 표현의 한계가 존재함.

## ➤ Research Objectives

### Acceleration of Numerical Simulation for Injection Molding Using Neural Networks

#### 연구 목표

- 사출성형 CAE 시뮬레이션 가속화를 위한 그래프 신경망 기반 대리모델 설계 및 형상 피처 중요도 분석을 통한 최적화
1. 제품군내 새로운 형상과 공정 조건에 대해 적용 가능한 범용 3D 사출성형 시뮬레이션 가속화 대리모델 개발
  2. 학습에 사용되는 형상 피처의 중요도를 분석하여 형상 피처의 설명 가능성을 확보하고, 각 물리량 예측에 대한 형상 피처의 영향을 평가

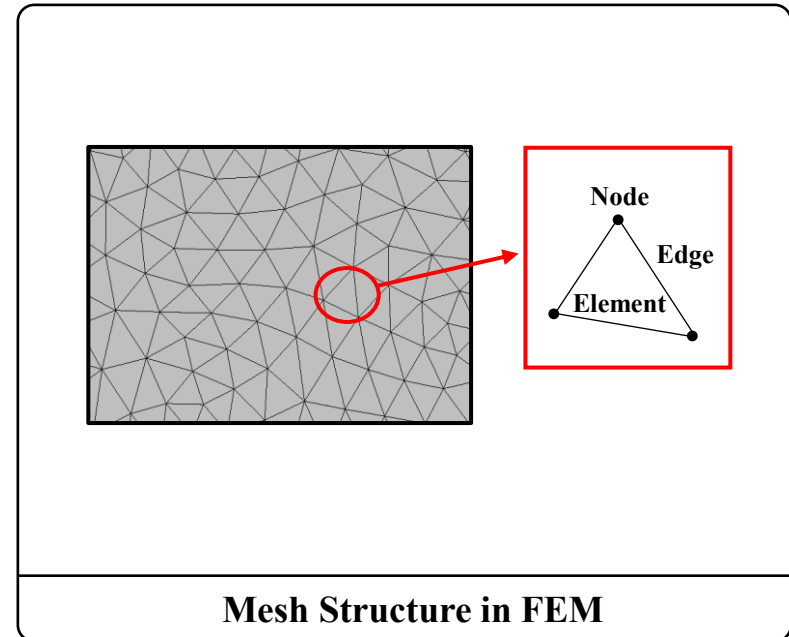
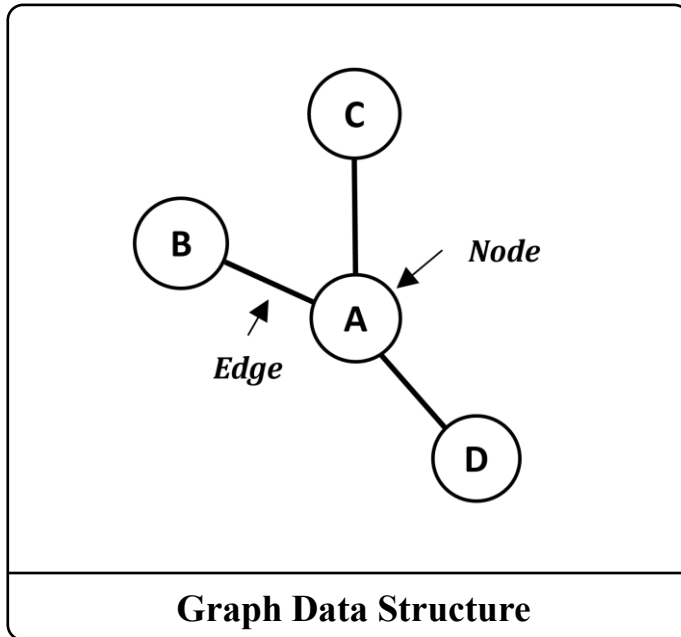


## ➤ Research Methods and Theory

### Graph Neural Networks

**Graph Neural Networks (GNNs)** : 노드(Node)와 엣지(Edge)로 이루어진 그래프 구조의 데이터를 처리하는 신경망

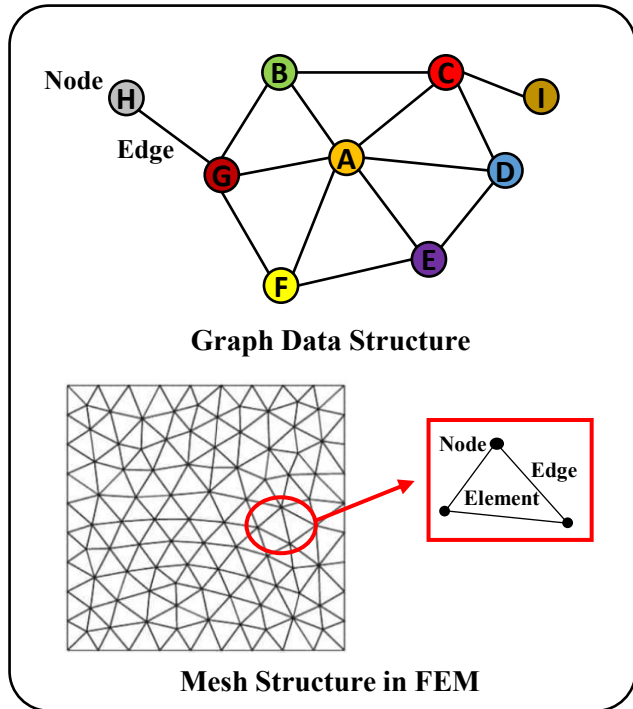
- Node 와 Edge로 이루어진 그래프 구조와 Finite Element Method (FEM)의 메쉬(Mesh) 구조는 구조적 유사성을 가지고 있음
- Node간의 관계를 학습하여 유연성 측면에서 강점을 가지고 있으며, 새로운 그래프 구조(새로운 형상)에 적용 가능한 일반화 성능을 보유함



## ➤ Research Methods and Theory

### Surrogate Model Using Graph Neural Networks

- ✓ **Graph Neural Networks (GNNs)** : Node와 Edge로 이루어진 그래프 구조의 데이터를 처리하는 신경망
- Node와 Edge로 이루어진 그래프 구조와 Finite Element Method (FEM)의 mesh 구조는 구조적 유사성을 가지고 있음.
- Node간의 관계를 학습하여 유연성 측면에서 강점을 가지고 있음. 새로운 그래프 구조(새로운 형상)에 적용가능한 일반화 성능을 보유함.



	A	B	C	D
A	1	1	1	1
B	1	1	0	0
C	1	0	1	0
D	1	0	0	1

Adjacency Matrix A (4 x 4)

	$x_A$	$y_A$	$z_A$
$x_B$	$x_B$	$y_B$	$z_B$
$x_C$	$x_C$	$y_C$	$z_C$
$x_D$	$x_D$	$y_D$	$z_D$

Feature Matrix X (4 x 3)



Weight Matrix W

Feature Vector

Activation Function

$$H_B^{(l+1)} = \sigma \left( H_A^{(l)} W^{(l)} + H_B^{(l)} W^{(l)} + \cancel{H_C^{(l)} W^{(l)}} + \cancel{H_D^{(l)} W^{(l)}} + b^{(l)} \right) \times A$$

$$\rightarrow H^{(l+1)} = \sigma(AH^{(l)}W^{(l)} + b^{(l)})$$

$$h_v^k = \sigma \left( W_k \cdot \sum_{u \in N(v)} \frac{h_u^{k-1}}{|N(v)|} + B_k \cdot h_v^{k-1} \right)$$

## ➤ Research Methods and Theory

### Surrogate Model Using Graph Neural Networks

✓ FEM 기반의 사출성형 CAE 시뮬레이션 가속화를 위한 그래프 신경망 기반의 대리모델 개발에 대한 세부 연구 단계

#### 인공신경망을 이용한 FEM기반 사출성형 시뮬레이션 가속화

##### 사용될 데이터에 적절한 GNNs 신경망 종류 탐색

- Graph Sample and Aggregate (GraphSAGE)
- Graph Convolution Network (GCN)
- Graph Attention Network (GAT)

##### 용융 수지가 흐르는 Cavity내의 공간 정보를 나타낼 수 있는 형상 정보 탐색 및 정의

- 특정 유사 형상에서만 종속되는 변수가 아닌 범용적으로 적용 가능한 형상 정보 탐색
- 유동의 특징을 나타낼 수 있는 물리적 특성을 포함하는 형상 정보 탐색

선행 연구에서 미흡한 부분

**기초 사출성형 모델을 이용한 그래프 신경망 기반 대리모델의 적합성 확인 및 일반화 성능 확인.**  
 → Cylinder 형상의 삽입물이 포함된 직사각형 캐비티 모델을 사용하여, 상용 사출성형 시뮬레이션 결과 데이터를 활용한 GNN 기반의 대리모델 생성 및 오차 검증.

발표된 관련 연구가 부족함

##### Hyperparameters Tuning

- Optuna
- Grid Search / Random Search

##### 형상 정보 영향도 분석

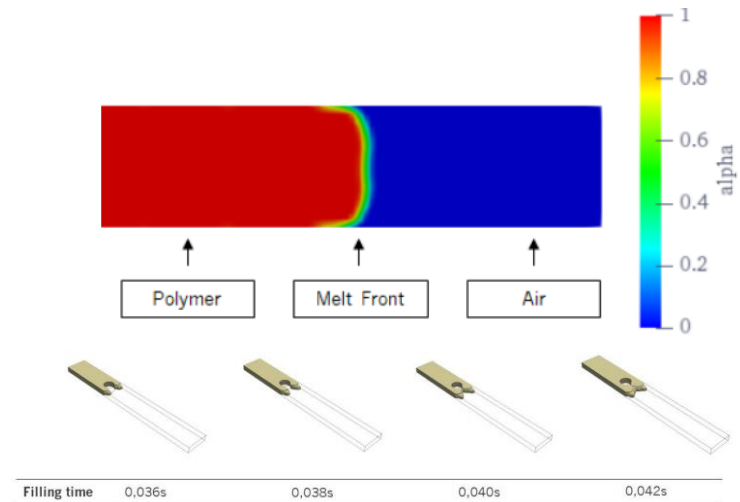
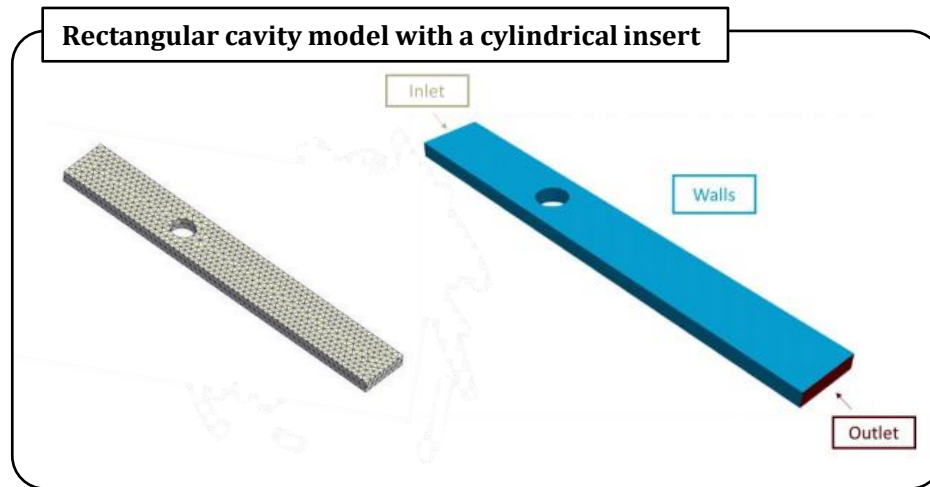
- GNNExplainer (PyTorch Library)
- Captum (PyTorch Library)

**새로운 사출 공정 조건[Melt, Mold Temp., Injection Time, Cooling Time, Packing Pressure]과 새로운 기하학적 구조를 갖는 모델에 대해 일반화된 성능을 발휘할 수 있는 대리모델 생성 및 검증**

## ➤ Current Research Progress

### Rectangular cavity model with a cylindrical insert

✓ 원형 삽입물이 있는 직사각형 평판 모델 (Rectangular cavity model with a cylindrical insert)



✓ 원형 삽입물이 있는 직사각형 평판 모델 (Rectangular cavity model with a cylindrical insert)

폴리머 용융물의 원형 삽입물 주위 흐름은 흐름 분리(Flow separation), 용착선(Weld line), 단면 형상 변화와 같은 특성을 포함하며, 이는 추후 복잡한 기하학적 구조에서의 흐름을 이해하는 데 유용한 통찰을 제공함.

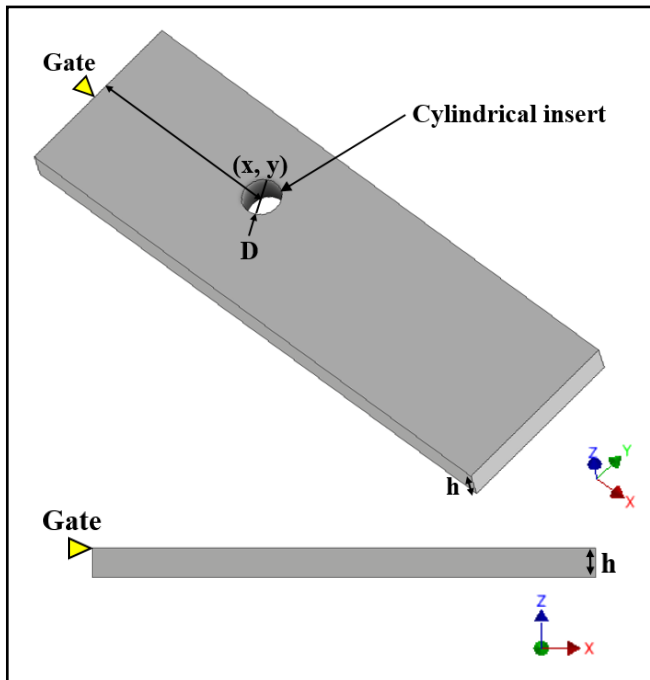
# 5. CASE STUDY 1

## ➤ Current Research Progress

### Rectangular cavity model with a cylindrical insert

#### ✓ Experiment -1

- 3개의 형상 매개변수(h, Center, D)를 조합하여 생성한 27개의 모델의 시뮬레이션 데이터를 이용하여 학습 진행.



Information	Value
Tetrahedral Element	187511 ~ 189815
Connected nodes	34186 ~ 35785
Volume (cm <sup>3</sup> )	1511 cm <sup>3</sup> ~ 1537 cm <sup>3</sup>

Conditions	Value	Unit
Melt temperature	200~250	°C
Mold temperature	30~70	°C
V/P Switchover	100 of total volume	%
Packing pressure	10~30	MPa
Packing time	3~18	sec
Cooling time	30~60	°C
Injection time	2 ~ 10	sec

Model	h	Cylinder center point	D
1	2	(15, 8)	5
2	2	(15, 8)	7
3	2	(15, 8)	9
4	2	(20,10)	5
5	2	(20,10)	7
6	2	(20,10)	9
7	2	(20, 6)	5
8	2	(20, 6)	7
9	2	(20, 6)	9
10	4	(15,8)	5
11	4	(15, 8)	7
12	4	(15, 8)	9
13	4	(20, 10)	5
14	4	(20, 10)	5
15	4	(20, 10)	7
16	4	(20, 6)	9
17	4	(20,6)	5
18	4	(20,6)	7
19	6	(15, 8)	9
20	6	(15, 8)	5
21	6	(15, 8)	7
22	6	(20, 10)	9
23	6	(20,10)	5
24	6	(20, 10)	7
25	6	(20, 6)	9
26	6	(20, 6)	9
27	6	(20, 6)	5

**LOTTE CHEMICAL** January, 2013

**HOPELEN J-150** PP HOMOPOLYMER

General Information

- Description
 

J-150 is homo polymer resin produced through the polymerization of propylene. This grade is designed to be processed in conventional injection molding equipment. J-150 shows good thermal stability and has high strength and stiffness. It is typically used in production of housewares and the general supplies.
- Applications
 

•Housewares and general supplies

27 Model x 50 Random Process Condition = 1350 case

Unit: (mm)

# 5. CASE STUDY 1

## ➤ Current Research Progress

### Rectangular cavity model with a cylindrical insert

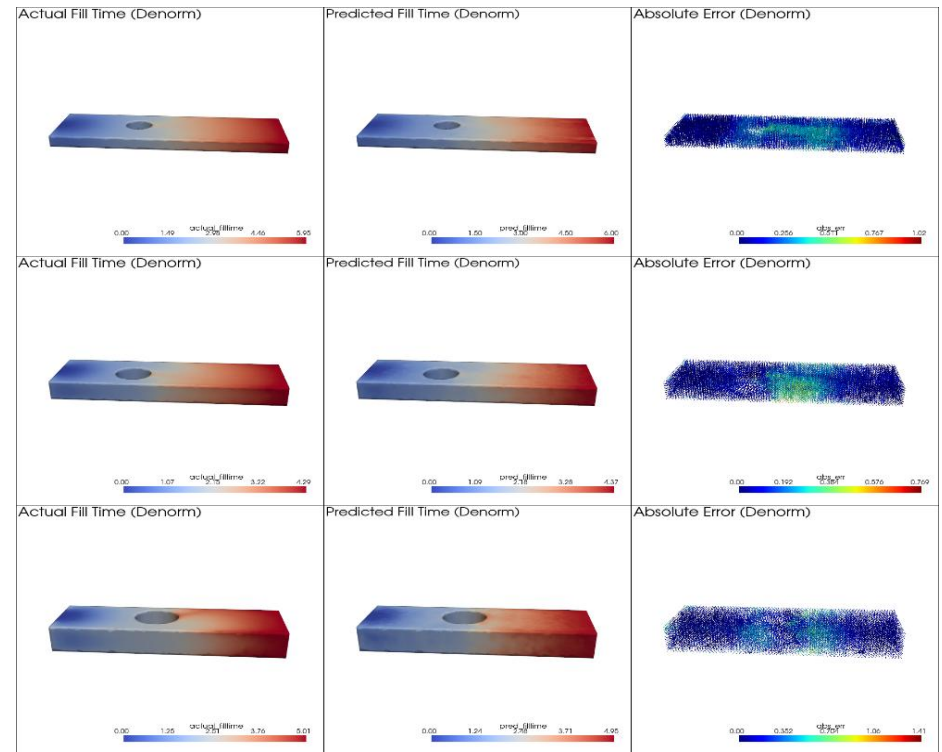
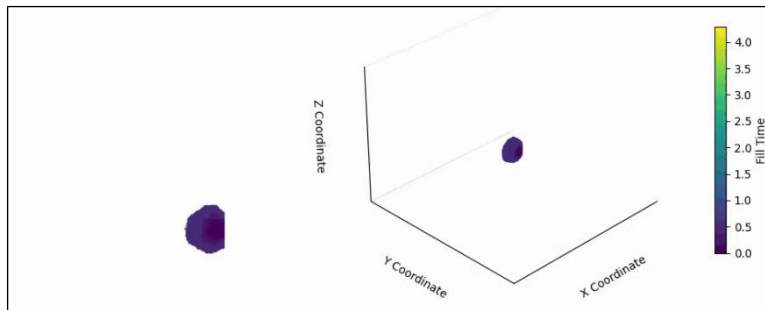
#### ✓ Experiment -1 (Test)

- 학습에 사용되지 않은 새로운 형상 매개변수와 새로운 사출 공정 조건을 갖는 모델 3개를 이용하여 Test 진행.  
(모델의 형상 매개변수인 h, Cylinder center point, D의 치수는 모두 학습에 사용되지 않은 새로운 치수로 부여함.)

Model	h	Cylinder center point	D
28	3	(18, 9)	6
29	5	(17, 7)	8
30	7	(22, 9)	10

Unseen Datasets Unit: (mm)

3 Model x 50 Random Process Condition = 150 case

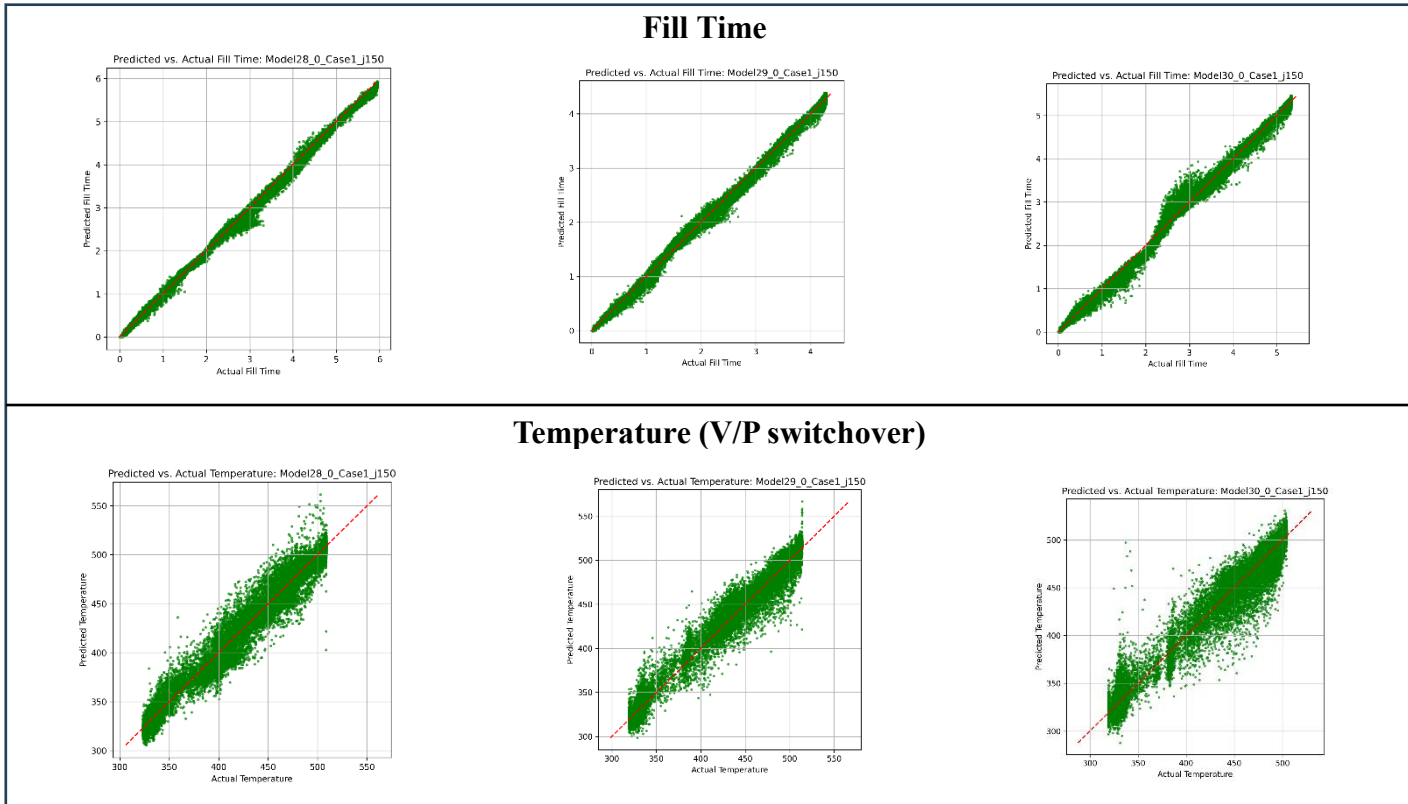


## ➤ Current Research Progress

### Rectangular cavity model with a cylindrical insert

#### ✓ Experiment -1 (Test)

- scatter plot

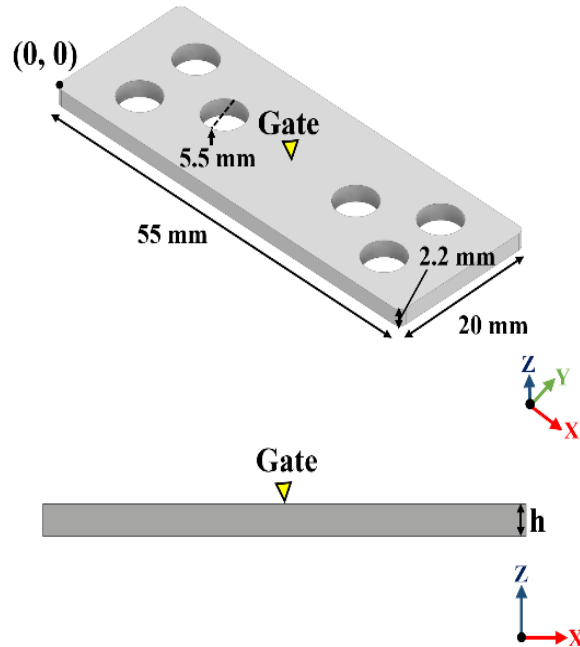


# 5. CASE STUDY 1

## ➤ Current Research Progress

### Rectangular cavity model with a cylindrical insert

#### ✓ Experiment -2 (Test)



<b>Actual Fill Time (s)</b> Plastic bracket_Case 1  0.00 1.44 Actual 2.67 4.31 5.74	<b>Predicted Fill Time (s)</b> Plastic bracket_Case 1  0.00 1.67 Pred 3.34 5.01 6.68	<b>Denormalized_MAPE (%)</b> Plastic bracket_Case 1  0.00 7.50 MAPE 15.0 22.5 30.0
<b>Actual Temperature (K)</b> Plastic bracket_Case 1  273. 335. Actual 398. 460. 523	<b>Predicted Temperature (K)</b> Plastic bracket_Case 1  273. 351. Pred 429. 507. 586	<b>Denormalized_MAPE (%)</b> Plastic bracket_Case 1  0.00 7.50 MAPE 15.0 22.5 30.0
<b>Actual Pressure (MPa)</b> Plastic bracket_Case 1  0.00 1.49 Actual 2.98 4.47 5.96	<b>Predicted Pressure (MPa)</b> Plastic bracket_Case 1  0.00 1.56 Pred 3.12 4.68 6.24	<b>Denormalized_MAPE (%)</b> Plastic bracket_Case 1  0.00 7.50 MAPE 15.0 22.5 30.0

➤ Research Methods and Theory

**Process Condition**

- 공정 조건에 대한 유연성 확보를 위해 아래와 같은 지정된 범위 내에서 무작위한 공정조건을 생성
- 무작위한 공정조건에서 얻은 상용 CAE 시뮬레이션 결과를 학습에 사용

[사출 공정 조건 범위]

Process conditions	Value range	Unit
Melt temperature	473 - 523	K
Mold temperature	303 - 343	K
Packing pressure	10 - 40	MPa
Packing time	3 - 18	s
Injection time	2 - 8	s
Cooling time	20 - 50	s
V/P switchover point	99 of total volume	%

## ➤ Experiments

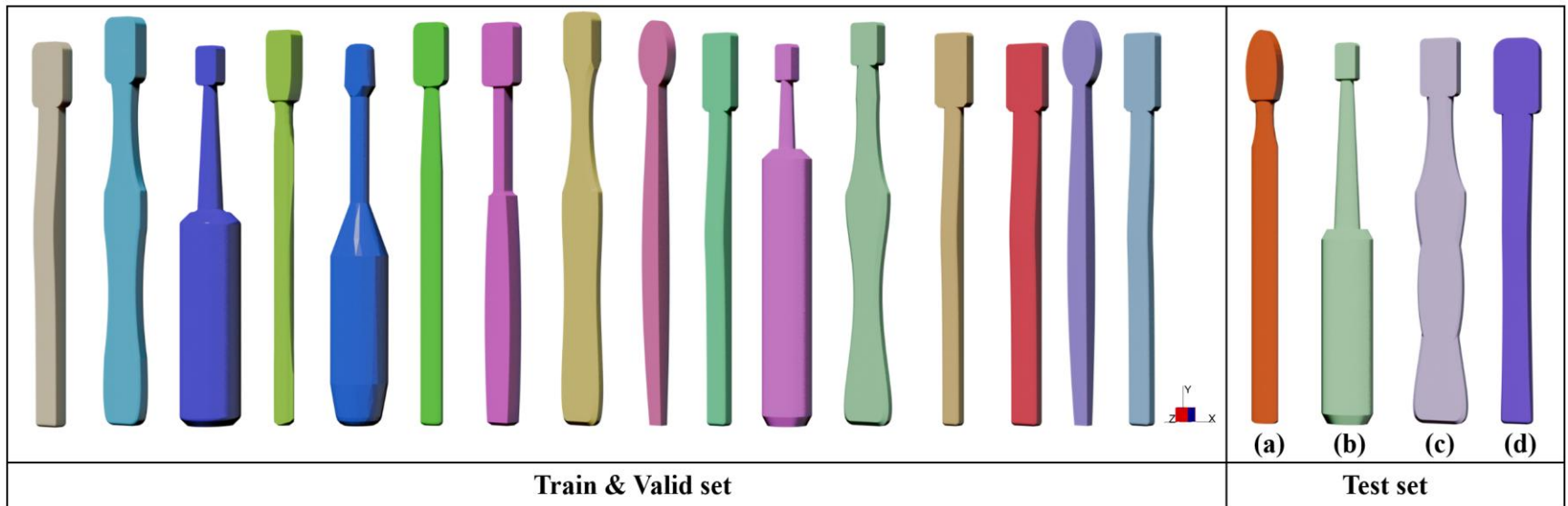
### Target Product

#### • 칫솔 제품군

칫솔 형상은 단일 Gate를 사용하고, 서로 다른 유동 단면적과 곡면을 가지는 대표적인 막대(rod) 형태의 유동 기반 형상으로, 수지가 흐르는 Cavity 공간의 변화를 효과적으로 나타냄

#### • Data Splitting

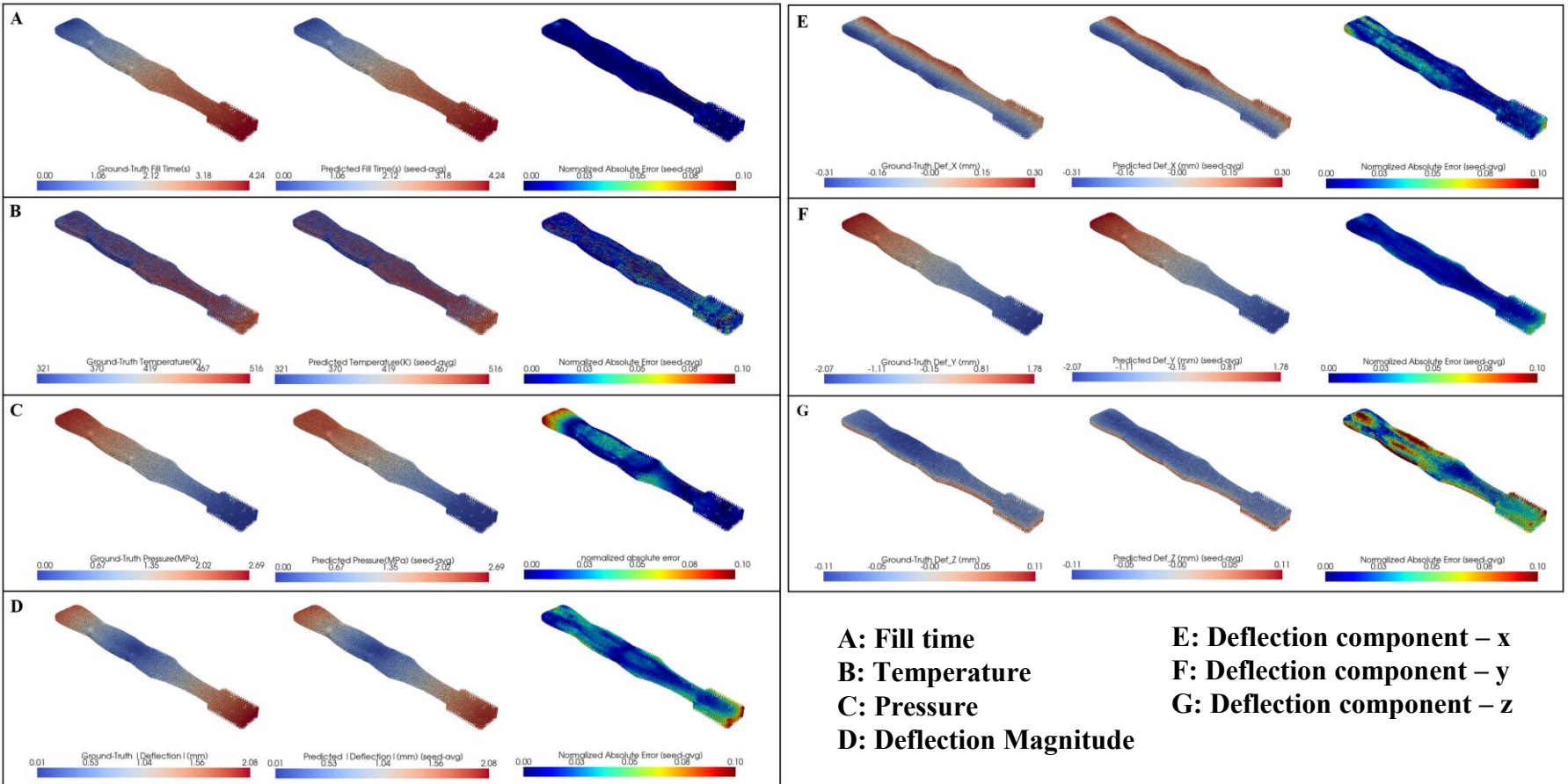
총 20개의 칫솔 모델이 연구에 사용되었으며, 이 중 16개는 학습 및 검증 그리고 4개는 평가에 사용. 각 모델은 무작위하게 생성된 100개의 공정 조건 조합에서 얻어낸 시뮬레이션 데이터가 사용되었으며, 총 2000개의 그래프가 칫솔 모델에 대한 연구에 사용됨



## Experiments

### Evaluation

#### 예측 시각화



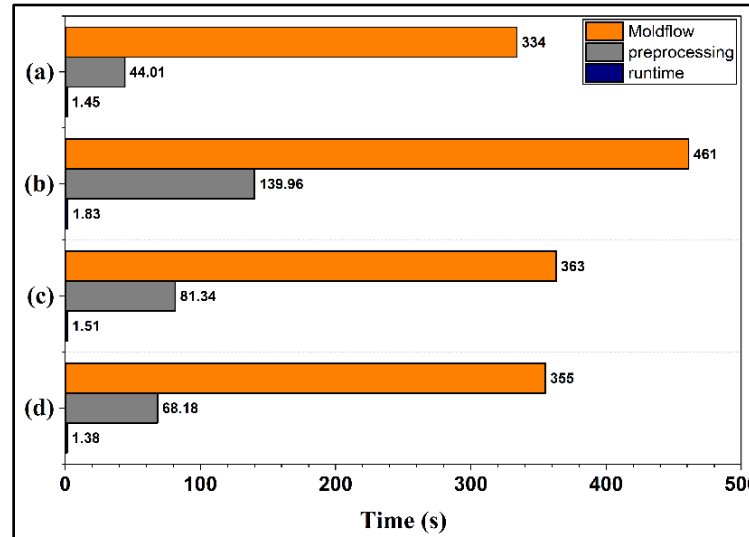
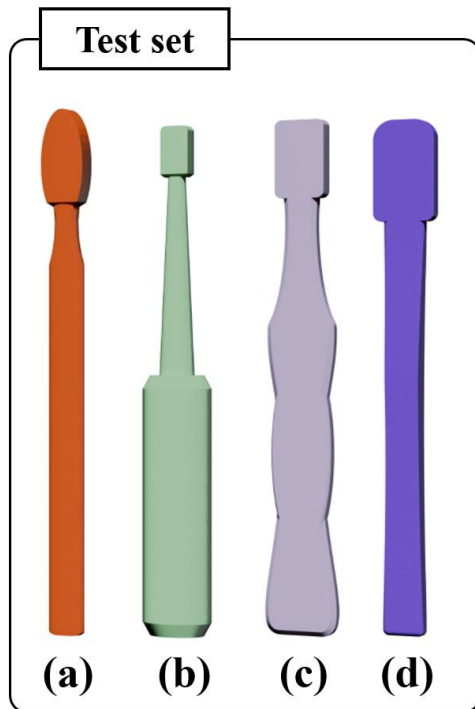
**A: Fill time**  
**B: Temperature**  
**C: Pressure**  
**D: Deflection Magnitude**

**E: Deflection component - x**  
**F: Deflection component - y**  
**G: Deflection component - z**

## ➤ Experiments

### Acceleration Performance

#### • 가속화 성능



- 형상 피쳐 추출 시간은 기존 시뮬레이션의 **약 22%**
- 새로운 공정 조건에 대한 예측 시간은 **약 0.41%(약 243배)**

Task	Moldflow simulation	Extract geometric features	Surrogate model run time
Toothbrush (a)	334 s	44.01 s	1.45 s
Toothbrush (b)	461 s	139.96 s	1.83 s
Toothbrush (c)	363 s	81.34 s	1.51 s
Toothbrush (d)	355 s	68.18 s	1.38 s
Mean	378.25 s	83.37 s	1.54 s

## ➤ Experiments

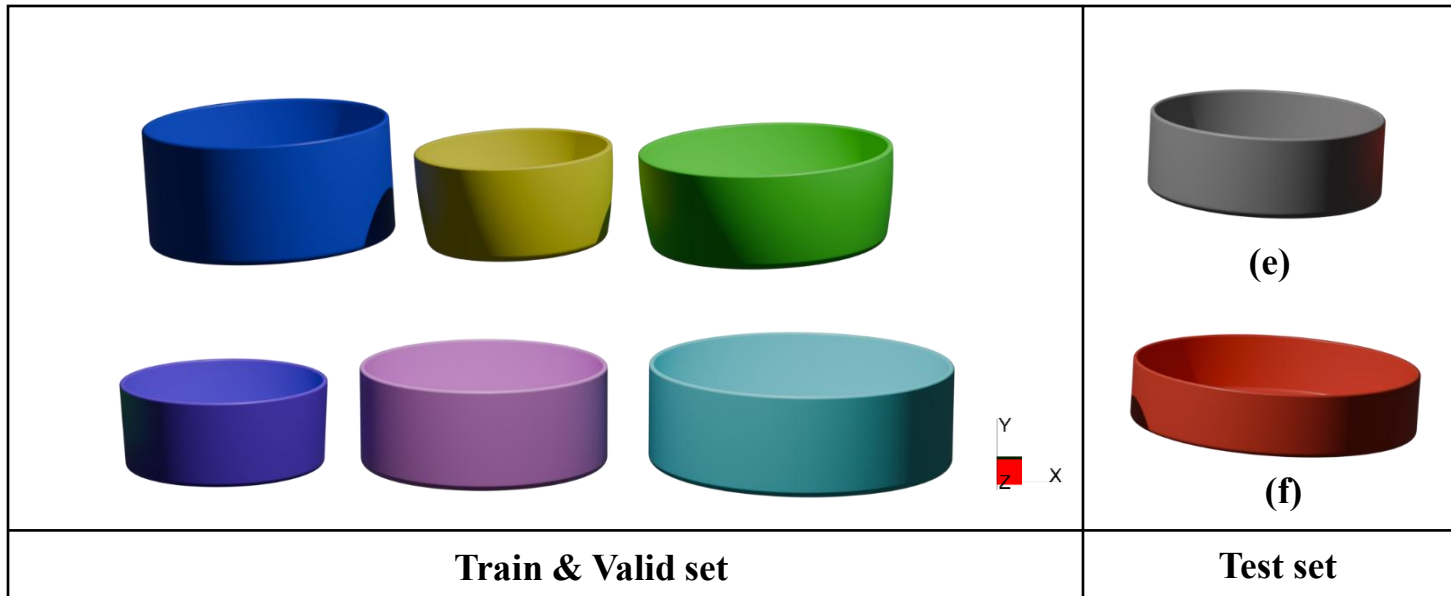
### 추가 형상에 대한 실험

- 그릇 제품군

막대(rod) 기반 유동 분포를 갖는 칫솔 형상과 다른 방사형(radial) 유동 분포를 갖는 대표적인 형상인 그릇 형상을 이용하여 추가 실험을 진행

- Data Splitting

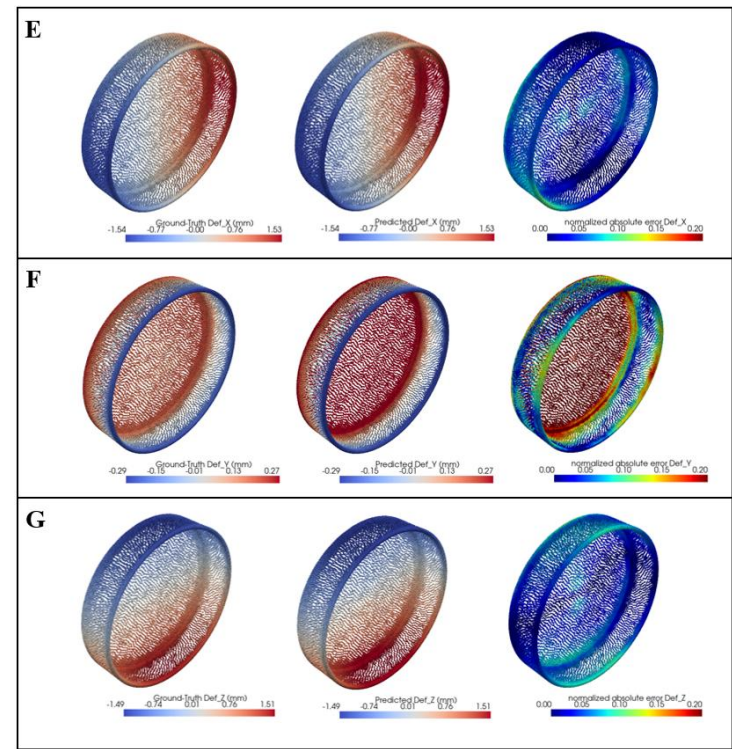
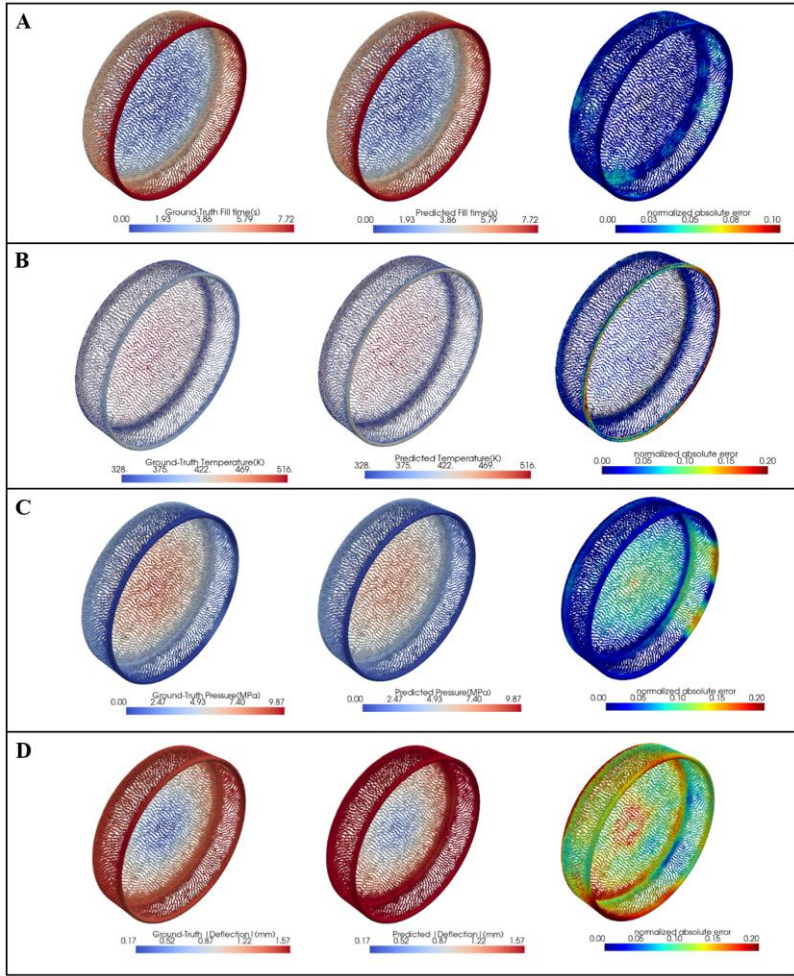
총 8개의 그릇 모델이 추가 실험에 사용되었으며, 이 중 6개는 학습 및 검증 그리고 2개는 평가에 사용. 각 모델은 무작위하게 생성된 50개의 공정 조건 조합에서 얻어낸 시뮬레이션 데이터가 사용되었으며, 총 400개의 그래프가 그릇 모델에 대한 추가 실험에 사용됨



# 5. CASE STUDY 3

## Experiments

### 추가 형상에 대한 실험



**A:** Fill time  
**B:** Temperature  
**C:** Pressure  
**D:** Deflection Magnitude

**E:** Deflection component – x  
**F:** Deflection component – y  
**G:** Deflection component – z

## ➤ Conclusion

### 결론

#### ✓ Conclusion

- 제안된 GAT 기반 대리모델은 동일 제품군 내 새로운 형상과 공정조건에 대해 전반적으로 안정적인 예측 성능을 보유함
- 새로운 공정조건에 대한 예측 시간은 기존 시뮬레이션 대비 약 0.41% 수준(약 243배)으로, 실시간 시뮬레이션 기법으로의 적용 가능성을 확인함
- 형상 피쳐 중요도 분석 (PFI + Ablation study)을 통해 각 물리량 별 중요도가 높은 형상 피쳐를 도출함
- 새롭게 제안한 저항 두께(Resistance thickness)와 Gate 기반 형상 피쳐인 최단거리(Shortest distance)와 충전률(Filling ratio)이 4가지 물리량(충전 시간, 온도, 압력, 변형) 예측에 주요한 기여도를 갖는 것으로 나타남

[네 가지 물리량 예측에 대한 평균 형상 피쳐 중요도]

Rank	Geometric Feature (칫솔)	Feature Importance (칫솔)	Geometric Feature (그릇)	Feature Importance (그릇)
1	Filling ratio ( $R_f$ )	41.29 %	Filling ratio ( $R_f$ )	55.01 %
2	Shortest distance ( $D_s$ )	37.70 %	Shortest distance ( $D_s$ )	18.79 %
3	Resistance thickness ( $T_r$ )	11.35 %	Resistance thickness ( $T_r$ )	13.86 %
4	Flow area ( $A_f$ )	8.32 %	Wall distance ( $D_w$ )	5.56 %
5	Wall distance ( $D_w$ )	1.18 %	Flow area ( $A_f$ )	4.67 %
6	Mean curvature ( $C_m$ )	0.13 %	Mean curvature ( $C_m$ )	1.72 %
7	Flow area change rate ( $A_f'$ )	0.05 %	Flow area change rate ( $A_f'$ )	0.38 %

## ➤ Conclusion

### 결론

#### ✓ Conclusion

- 1회 수행 시간 비교 및 다회 실행시 비교

Work	Task	Simulation	Surrogate Model
Moldflow	Meshing	22.39 s	22.39 s
	Solver	520.32 s	-
Extraction of geometric information (Preprocessing)	Extract node data	-	2.56 s
	$D_S$	-	3.06 s
	$D_W$	-	3.65 s
	$A_f, A_f'$	-	11.70 s
	$R_f$	-	5.95 s
	$T_r$	-	51.01 s
Surrogate Model	$C_m$	-	4.98 s
	Run	-	1.68 s
Total		542.71 s	106.98 s



Work	Task	Simulation	Surrogate Model
Moldflow	Meshing	<del>22.39 s</del>	22.39 s
	Solver	520.32 s	-
Extraction of geometric information (Preprocessing)	Extract node data	-	2.56 s
	$D_S$	-	3.06 s
	$D_W$	-	3.65 s
	$A_f, A_f'$	-	11.70 s
	$R_f$	-	5.95 s
	$T_r$	-	51.01 s
Surrogate Model	$C_m$	-	4.98 s
	Run	-	1.68 s
Total		520.32 s	1.68 s

1회 수행 시간 : 5.07배 가속 가능

2회 이상 부터 수행 시간 : 309.71배 가속 가능

Moldflow 해석 및 대리모델 실행은 AMD Ryzen 9 9950X CPU, NVIDIA GeForce RTX 5080 GPU, 그리고 128 GB RAM 환경에서 수행

# Q&A

## 감사합니다.

이광호  
Lee Kwang-Ho  
(rhkdgh99@kitech.re.kr)

