



国家課題対応型研究開発推進事業  
原子力システム研究開発事業  
基盤チーム型（若手）

人工知能技術と熱流動の融合による  
データ駆動型プラント安全評価手法の開発

成果報告会

2025/3/3 15:35-15:50

研究代表者、発表者：三輪 修一郎（東京大学）

再委託先機関研究責任者：大川 富雄（電気通信大学）

再委託先機関研究責任者：山下 晋（日本原子力研究開発機構）

再委託先機関研究責任者：森 正明（（株）原子力エンジニアリング）

## モチベーション

データベース背後に潜む関係性をAIで捉え、熱水力安全に応用できないか？

### AI技術と熱流動の融合によるデータ駆動型プラント安全評価手法の開発

基礎から応用を見据えた3サブテーマを設定。

実事象

#### 従来手法

##### 開発 Phase

① 基礎実験による構成方程式開発  
計測誤差、バイアス

② 1次・多次元数値解析への適用  
計算資源・時間的高コスト

プラントシミュレーション  
(熱水力解析コード、シミュレーター等)

##### 運用 Phase

③ 事象解析 (手順最適化)  
運転員によって事故進展に差

#### 本提案 (AI x TH)

【1】データ駆動型モデル  
深層学習による熱流動場解析手法開発  
気泡検出、パターン認識 (流動様式、凝縮線図)

担当機関：東大、電通大

【2】データ駆動型解析手法  
深層畳み込みニューラルネット併用した多次元シミュレーションの効率化

担当機関：東大、JAEA

【3】データ駆動型評価モデル  
AIを活用したプラント安全評価手法の開発：  
安全性向上を目的とした操作手順の改善検討等に活用

担当機関：東大、NEL

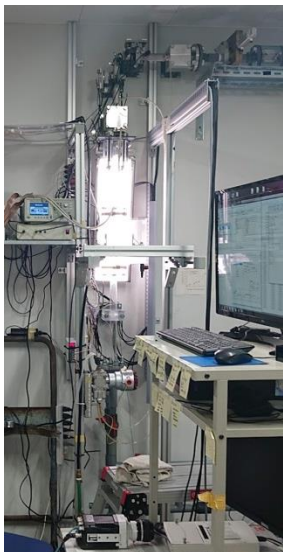


# 課題【1】データ駆動型モデル

項目	年度	令和3年度	令和4年度	令和5年度
(1) データ駆動型熱流動モデル開発				
① 空気-水系円管における流動様式遷移モデルの開発		試験装置構築	実験データ収集	試験及び評価まとめ
② 沸騰系矩形管における流動様式遷移モデルの開発 (再委託先：電気通信大学)		試験装置構築	実験データ収集	試験及び評価まとめ
③ AIモデル構築・評価 (東京大学、再委託先：電気通信大学)		文献調査・情報収集	AIモデル構築・評価	

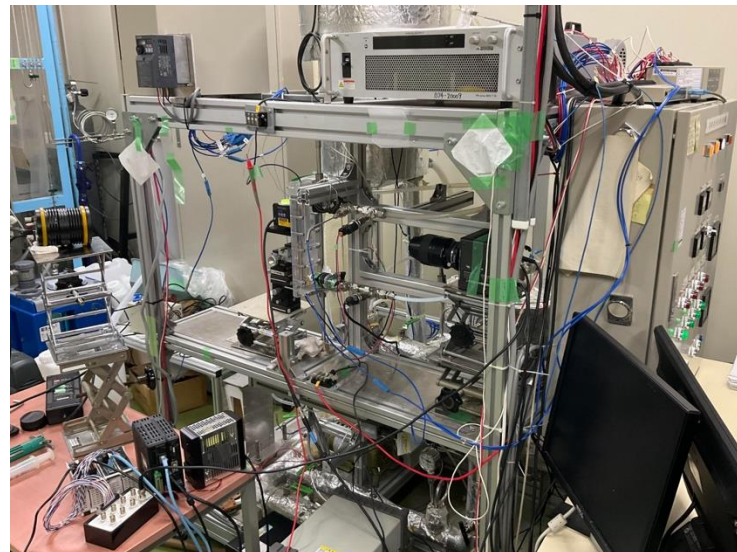
## 【1-①】空気-水系@東大

- 気液二相流画像データの収集
- 気泡流～環状流領域を対象
- AIモデルの構築開始



## 【1-②】沸騰系@電通大

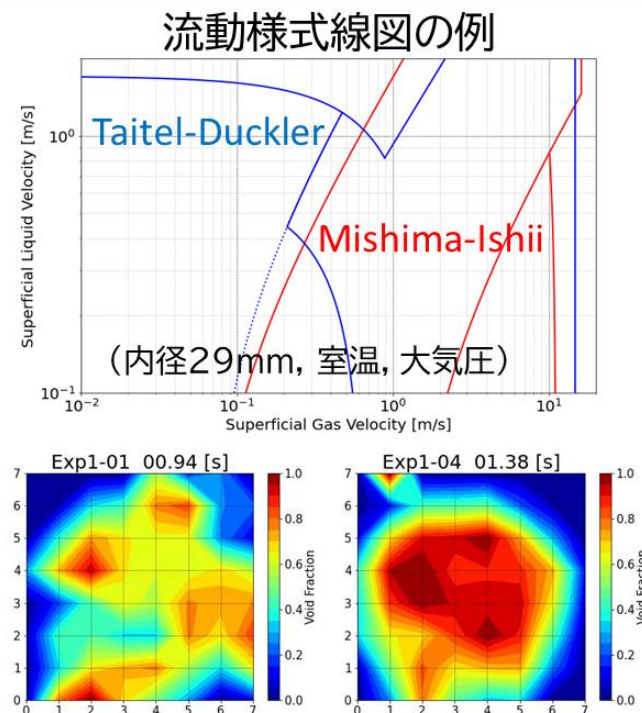
- 実験データ収集中
- サブクール沸騰領域
- AIモデルの構築開始



# 課題【1-①】研究背景 & 目的

流動様式，気液分布，流動パラメータ推定の研究例

- 流動様式線図（右上図）
- インピーダンスセンサ（IMPS）
- ワイヤメッシュセンサ（WMS）（右下図）
- X線，ガンマ線
- 画像解析
  - 装置が比較的簡易，流動状態に影響せず
  - **深層学習**を取り入れた解析手法



## 本研究の目的

1. 流動様式が明確な条件において高精度の**流動様式識別モデル**構築，遷移領域の識別傾向を定量的に評価
2. 気泡流における**気泡検出モデル**構築と流動パラメータ推定，合成画像を用いた効率的なモデルの評価

# 課題【1-①】流動様式識別モデルの構築

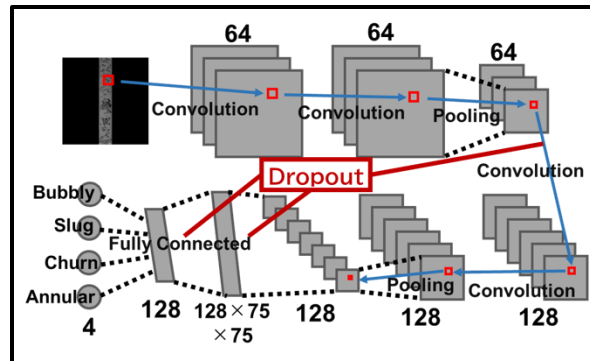
ネットワーク構造

→ 畳み込みニューラルネットワーク(CNN)

- 比較的単純な構造の自作CNN (A)
- 複雑な構造の転移学習ネットワーク (B)-(H)

→ 8種類のモデルを構築

モデル(A)構造



「明確に分類可能な流量条件」の画像 21万枚

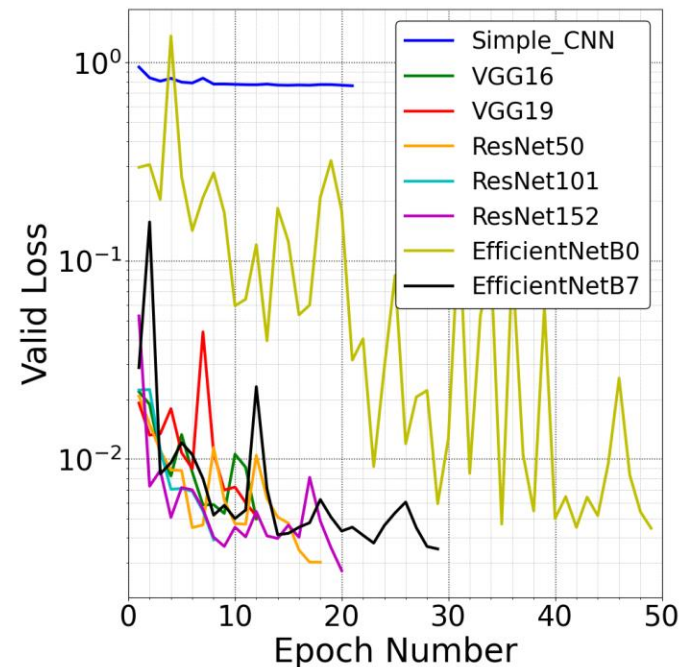
8割を学習用, 2割を検証用として学習

- Early stopping (過学習回避)
- 学習率は徐々に低減

学習結果

- 精度: 最も低いモデルで97.8%
- Loss: (A)モデルは他に比べ100倍以上

	Network	Valid Loss	Valid Acc
(A)	Simple CNN	0.7625	97.84%
(B)	VGG16	0.0050	99.85%
(C)	VGG19	0.0051	99.84%
(D)	ResNet50	0.0030	99.91%
(E)	ResNet101	0.0039	99.86%
(F)	ResNet152	0.0027	99.92%
(G)	EfficientNetB0	0.0045	99.86%
(H)	EfficientNetB7	0.0035	99.88%





中間層出力値をヒートマップに変換

→ モデルが注目した気液分布の特徴を可視化

- スラッグ流, チャーン流: テイラー気泡先端付近, 気泡周囲の液膜, 透明な気相部分に注目する傾向が強い
- 気泡流: モデルの種類や中間層の位置によって, 液相に注目する場合と, 大気泡周辺に注目する場合がある



CNN Model

Slug

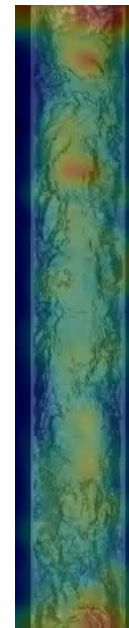
bubbly : 0.4544  
slug : 0.5456  
churn : 0.0000  
annular : 0.0000



CNN Model

Slug

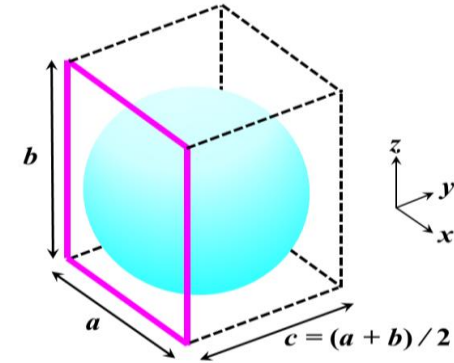
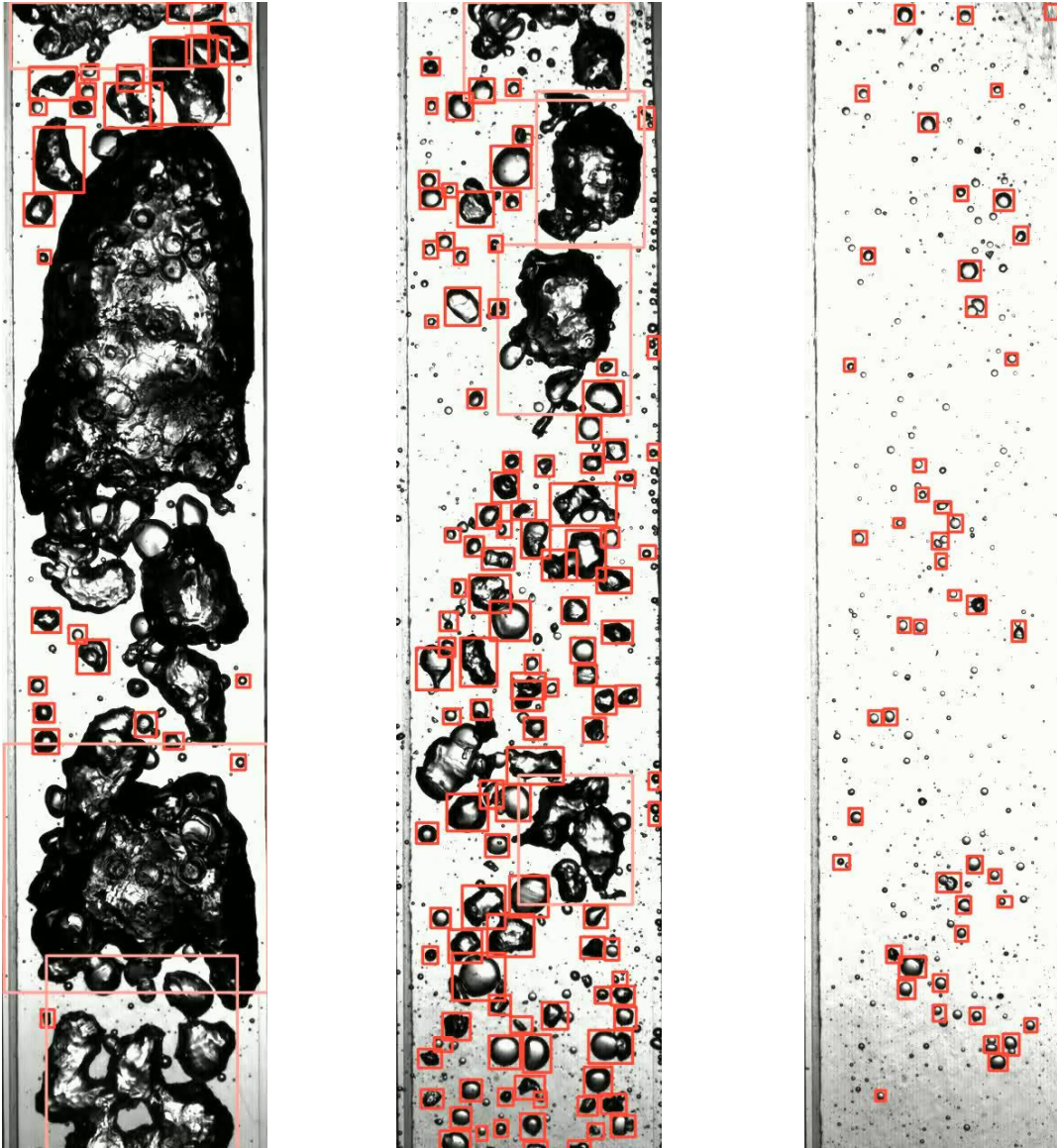
bubbly : 0.0000  
slug : 1.0000  
churn : 0.0000  
annular : 0.0000



CNN Model

Churn

bubbly : 0.0000  
slug : 0.0000  
churn : 0.9898  
annular : 0.0102



Bounding Boxの位置情報より

- 気泡径
- 気泡アスペクト比



主要熱流動パラメータ

- ボイド率
- 気泡離脱周期
- 気泡成長率



流動様式分類

## 既存の構成方程式との比較

### ボイド率 [-]

AI: Void fraction =  $\frac{\text{area of all bubbles}}{\text{area of channel}}$

Turner's correlation:  

$$\alpha = \frac{1}{1 + X_{tt}^{0.8}}$$

$$X_{tt} = \left(\frac{\mu_f}{\mu_g}\right)^{0.1} \left(\frac{\rho_g}{\rho_f}\right)^{0.5} \left(\frac{1-x}{x}\right)^{0.9}$$

### 界面積濃度 (IAC) [1/m]

AI: IAC =  $\frac{\text{surface area of bubble}}{\text{volume of channel}}$

Zeitoun' correlation:  

$$\alpha_i = 3.24\alpha^{0.757} \left(\frac{g\Delta\rho}{\sigma}\right)^{0.55} \left(\frac{\mu_f}{G}\right)^{0.1}$$

### 発泡核密度(NSD) [1/m<sup>2</sup>]

AI: NSD =  $\frac{\text{the number of nucleation site}}{\text{area of channel}}$

Ren's correlation:

$$N_a = 6.9 \times 10^5 \Delta T_w^{4.19} Re^{-0.93} \exp(-0.05 Ja_{sub})$$

	G600Q1200	G600Q1000	G300Q1200	G300Q1000	
AI	Max	1.765E-01	1.414E-01	3.215E-01	2.838E-01
	Max dev.	48.88%	52.58%	40.21%	68.17%
	Average	1.186E-01	9.265E-02	2.293E-01	1.688E-01
	Min dev.	-60.98%	-47.27%	-40.95%	-55.37%
	Min.	4.627E-02	4.885E-02	1.354E-01	7.531E-02
Empirical correlation	1.335E-01	2.807E-01	2.807E-01	1.640E-01	
Relative error	-11.17%	-66.99%	-18.32%	2.88%	

24.84%

	G600Q1200	G600Q1000	G300Q1200	G300Q1000	
AI	Max	1.755E+02	1.643E+02	2.214E+02	209.57062
	Max dev.	11.65%	10.28%	15.09%	0.21042
	Average	1.572E+02	1.490E+02	1.924E+02	173.13891
	Min dev.	-14.54%	-9.24%	-15.54%	-0.17122
	Min.	1.343E+02	1.352E+02	1.625E+02	143.49387
Empirical correlation	1.196E+02	2.099E+02	2.250E+02	149.78423	
Relative error	31.48%	-29.00%	-14.48%	15.59%	

22.64%

		G600Q1200	G600Q1000	G300Q1200	G300Q1000
AI	Total	122441549.74	107880133.93	135793080.36	118199170.92
	Empirical correlation	125051025.39	83275773.80	179153735.25	122657633.52
Relative error		-2.09%	29.55%	-24.20%	-3.63%

14.87%

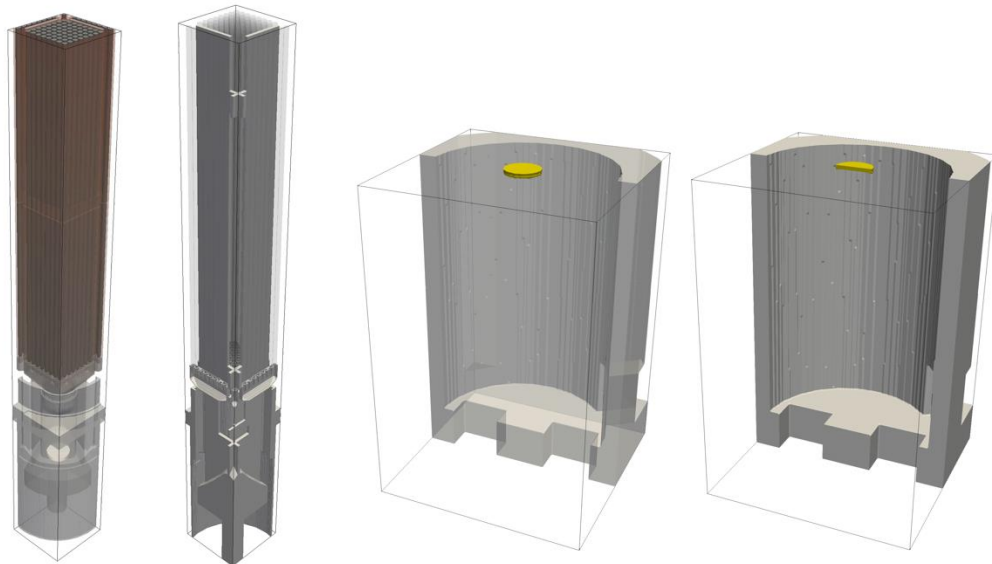
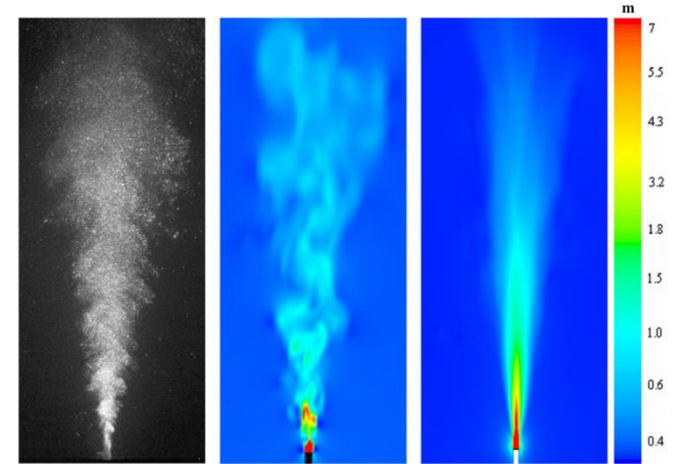
**【成果】提案手法は、熱流動パラメータの抽出において優れたロバスト性と精度を示し、熱流動パラメータの抽出を大幅に容易にし、沸騰のメカニズムの理解促進に繋がることが期待される。**



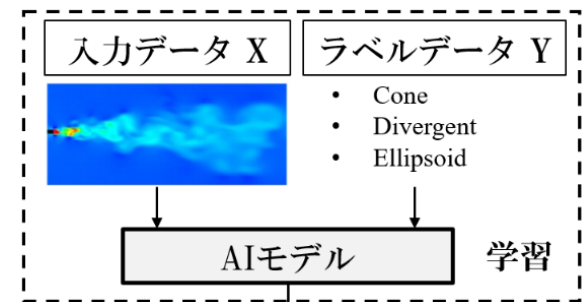
## JUPITER (JAEA Utility Program for Interdisciplinary Thermal-hydraulics Engineering and Research)

- 「固気液多相多成分流」の挙動を詳細かつ高精度に予測することを目的としたシミュレーションコード
- CFDと深層学習の融合による流れ場構造の自動判定 (噴流形状、渦形成)

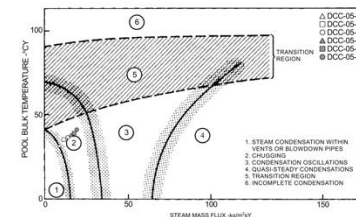
Jet Plumeによる解析例(Dahikar et al., 2010)



JUPITERによる解析例



データ駆動型解析  
DD(X)~Y

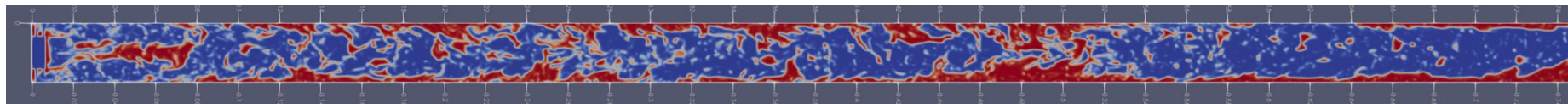
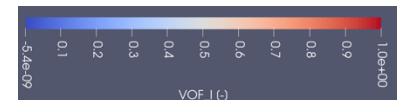


# 課題【2】 ① JUPITERによる円管二相流解析 10

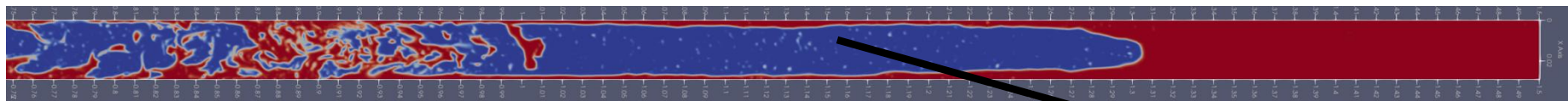
## 円管二相流解析結果

ケース6 slug flow条件

界面のコンター表示では内部の流況がわかりにくいので、単管内部中心断面上の液相VOF値コンターで可視化（赤：液相、青：気相）



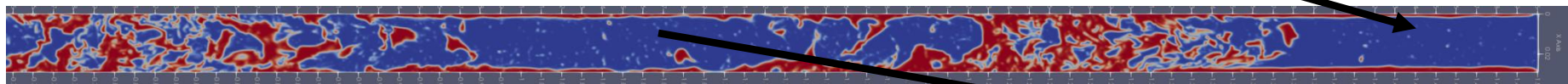
0-75 cm



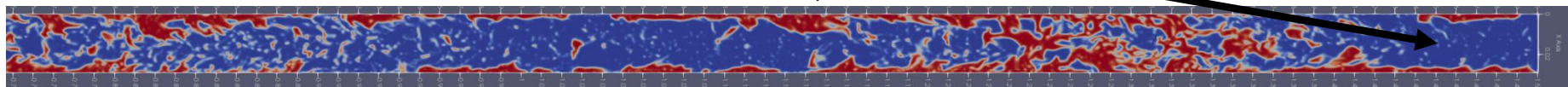
g ←

75 cm -150 cm

図①-5 全体の気泡流動状況  $t = 0.4$  s

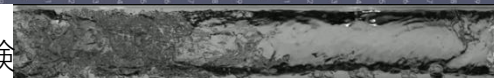


図①-6 75 cm -150 cm,  $t = 0.5$  s



図①-7 75 cm -150 cm,  $t = 0.63$  s

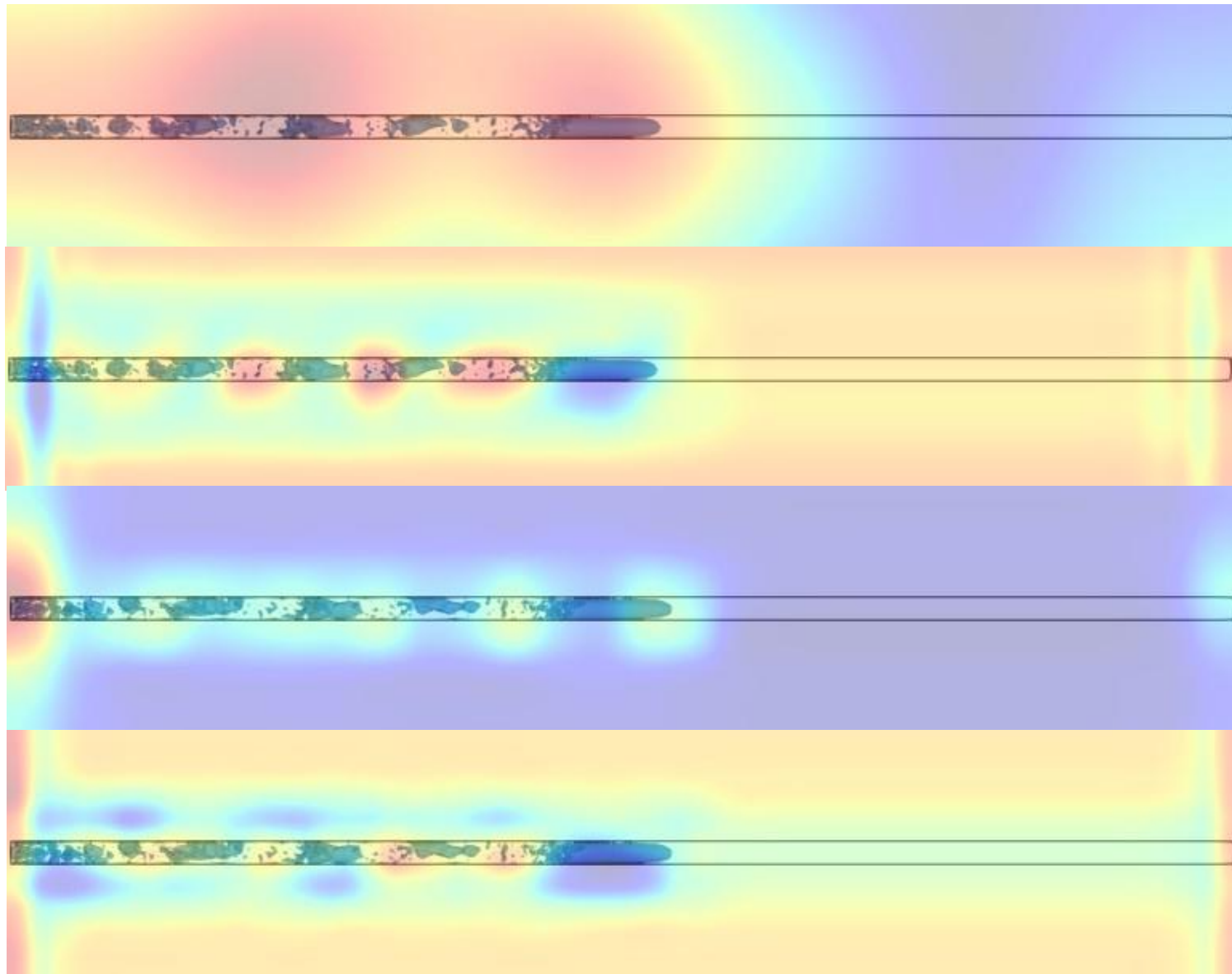
実験



- 気泡の先端形状は実験結果のように丸まってはいないが、完全に気体である領域と液相が主である領域が周期的に現れている様子が確認された。（図中矢印）
- 実験結果を同スケールで比較した結果、定性的に概ね一致した流動状況であることが確認できた。（図①-7）

# 課題【2】 ③ 深層学習モデルの構築

## 課題【1】にて構築した流動様式識別モデルの適用



# 課題【2】 ② JUPITERによる気泡巻き込み解析

## 噴流着水解析結果

### 格子解像度と界面捕獲スキームの影響

Run46: Single nozzle,

L=250 mm, V=1.5 m/s,  $Fr_D Fr_L = 4.03$

$$Fr_D Fr_L = \frac{V}{\sqrt{gD}} \frac{V}{\sqrt{gL}}$$



最大侵入長： 251 mm



最大侵入長： 391 mm



最大侵入長： 256 mm

最大侵入長（実験）  
228 mm

- 解像度による違いは顕著ではない
- 界面捕獲スキームの影響は大であり、THINCスキームを用いた方が、界面下部での気泡群形状及び最大侵入長ともに実験結果に近づく。

最大侵入長： 331 mm

格子点数：260 × 260 × 920  
格子幅：0.9 mm

格子点数：384 × 384 × 1380  
格子幅：0.6 mm

図②-6 格子解像度と界面捕獲スキームの違いによる気泡群形状



# 課題【2】 ③ 深層学習モデルの構築

## シングルジェット気泡侵入長さ

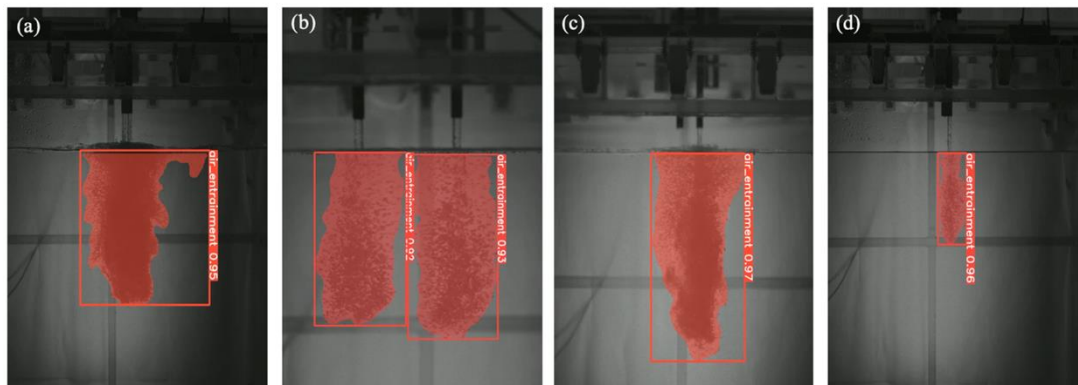
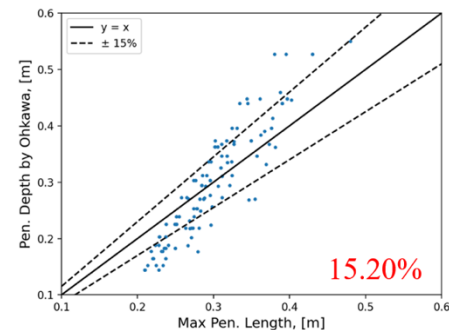
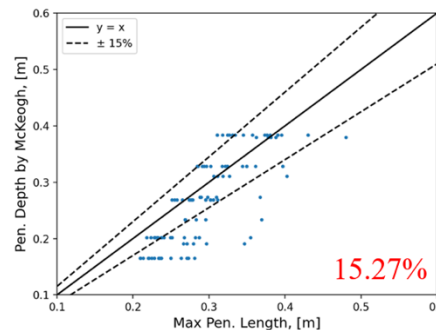
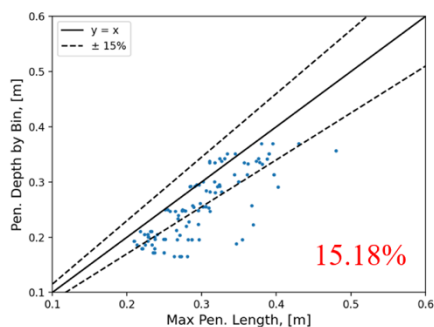
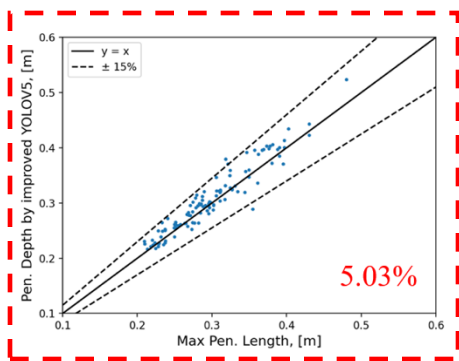
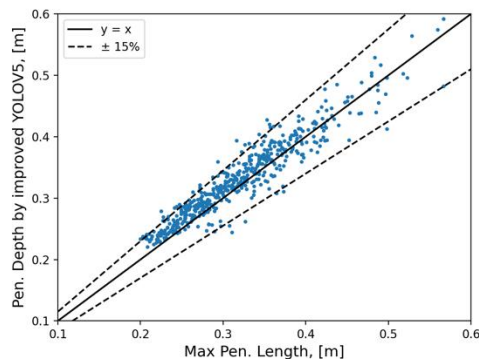


Figure 6. Partial detection results under air entrainment motion process. (a) two nozzles with far focus, close pitch, high velocity; (b) two nozzles with close focus, far pitch, low velocity; (c) one nozzle with close focus, high velocity; (d) one nozzle with far focus, low velocity



## マルチ噴流時の気泡侵入長さ

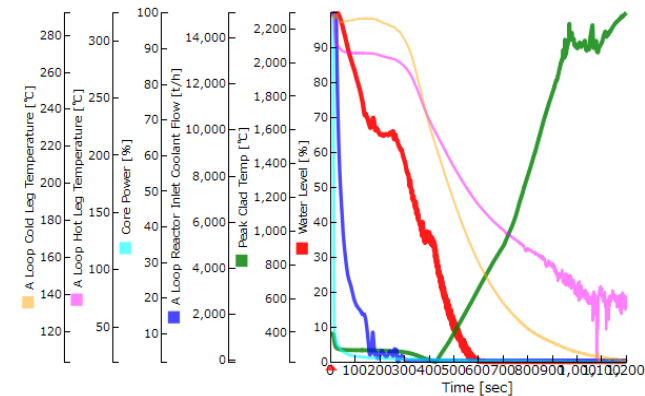
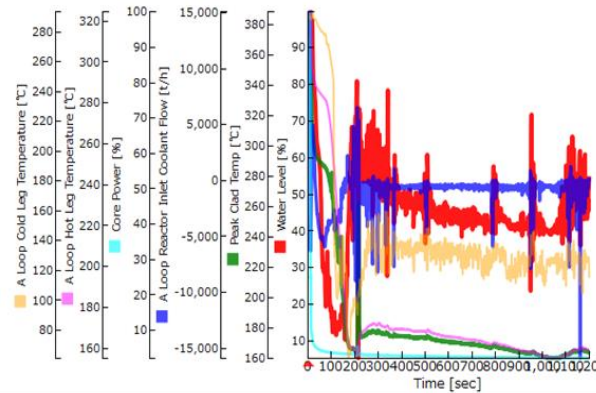
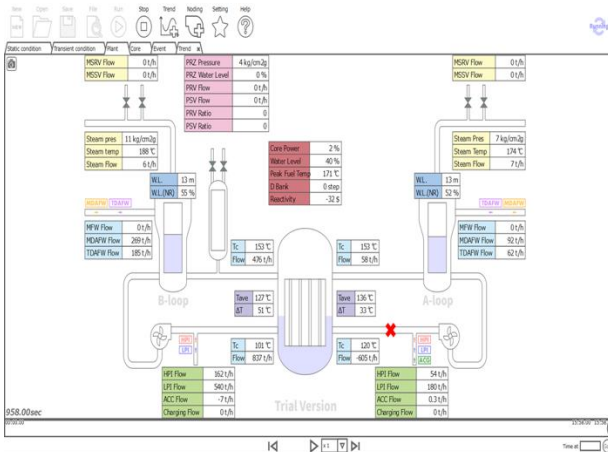
MAE = 6.47%





## 解析コード「運用」へのAI導入

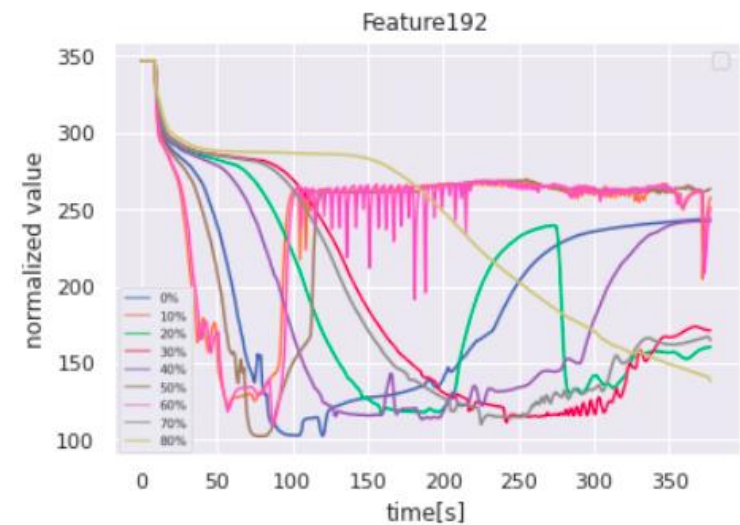
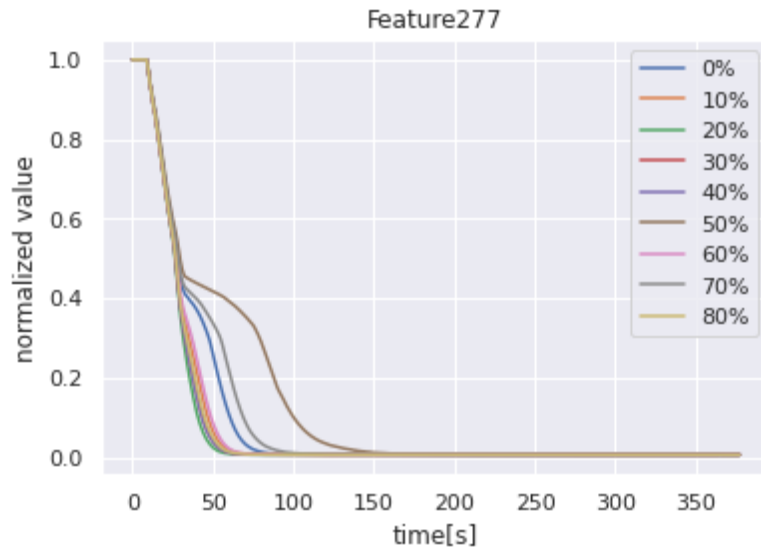
- ① LOCA発生時のプラント挙動解析から深層学習による「配管破断位置」「破断サイズ」判定モデルの構築
    - LSTM等のディープラーニング手法の適用
  - ② 運転員による複雑な操作が必要となる事故事象を対象に操作タイミング、操作量を評価するAIモデルの構築
    - 蒸気発生器伝熱管破損事故
- (株) 原子力エンジニアリング (NEL) との協力により、RELAP/SCDAPSIM搭載のプラント挙動解析システム「GRAPE」を採用



GRAPEのインターフェイスと、Cold Leg, Hot Leg破断時のプラント主要パラメータ変動例

## 特徴量の選定

- 計測可能なパラメータを選定。液相温度、気相温度、圧力を以下のコンポーネントにて取得（358個）。炉心水位もこれらに追加。

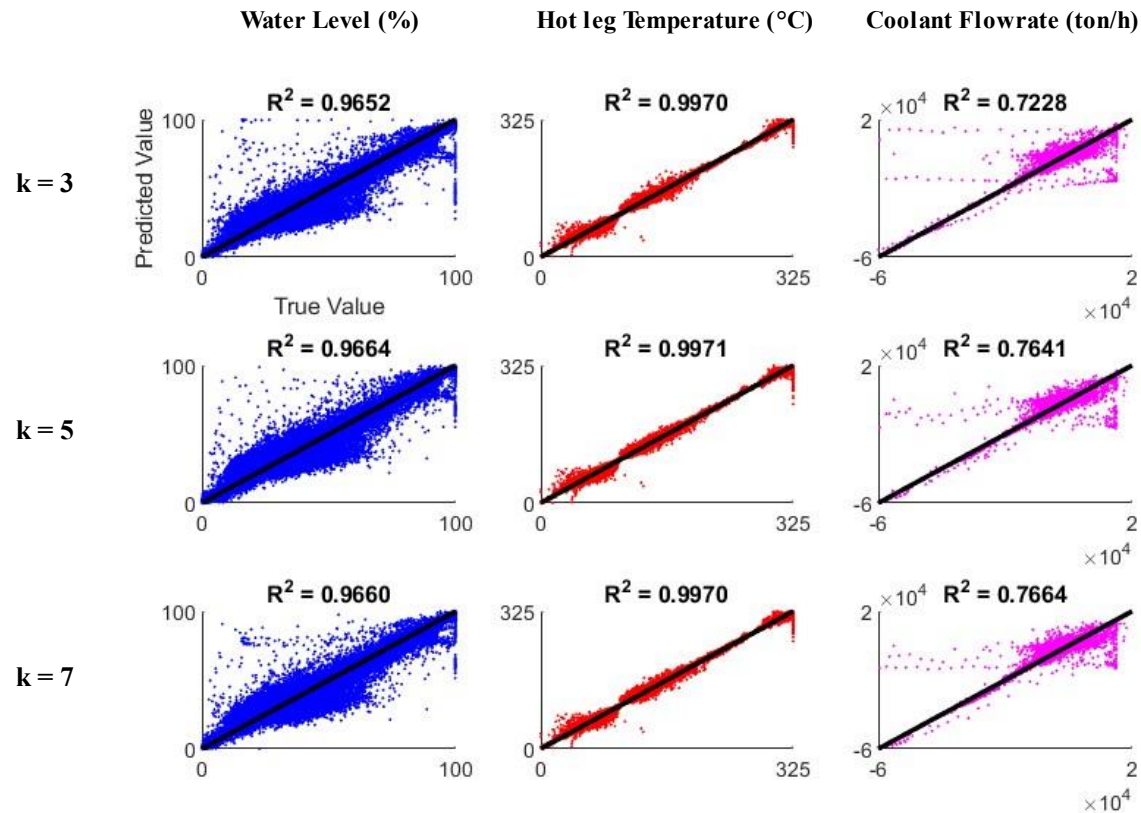


Hotleg破断想定における圧力の変化（ブローダウンタンク）

Coldleg破断想定における圧力の変化（主蒸気配管）

## LSTMモデルを用いたパラメータ予測

ルックバック値ごとのLSTMモデルの予測



運転員操作を有する事故事象パラメータ解析の対象事例として、蒸気発生器細管破断（steam generator tube rupture：以下、SGTRと略記）事故を選定し、運転員操作タイミング等の変動に伴う事故進展への影響評価を迅速に行うAIモデルの検討を行った。

## 解析評価手順

- GRAPE<sup>[2]</sup>により国内4ループPWRプラントを模擬した入力データをベースに、54ケースのSGTR解析を行った
- 解析データは実機におけるサンプリング間隔が60秒であることを考慮してサンプリングタイミングを1秒間隔で変動させることにより、3240ケースに拡張し学習用データとして扱った
- CNN+Transformer<sup>[3]</sup>といった局所的な情報から大域的なパラメータ解析を行うニューラルネットワークのモデルを用いて、評価を行った
- 既存の時系列モデルとしてLSTMとの比較を行った

[2] GRAPE: RELAP/SCDAPSIMを解析エンジンとしたプラント挙動解析ソフトウェア

[3] Wang et al., ICLR 2023 MICN: MULTI-SCALE LOCAL AND GLOBAL CONTEXT MODELING FOR LONG-TERM SERIES FORECASTING

# 課題【3】② & ③ 運転員操作を有する事故事象パラメータ解析とAIモデル評価

## SGTR事象 解析ケースと出力パラメータ

### 解析ケース

実施条件		ケース数
破断位置	SG細管入口、SG細管上端、SG細管出口のいずれかで破断	3
破断側SG隔離	原子炉トリップ後1、3、5分のいずれかで実施	3
健全側MSRV開	原子炉トリップ後6、8、10分のいずれかで実施	3
減速材密度係数	EOC相当、BOC相当のいずれかの減速材密度係数で実施	2

54ケース実施

No.	解析ケース	破断位置	破断側SG隔離	健全側MSRV開	減速材密度係数
1	grape-sgtr-i 0106 e	SG細管入口	原子炉トリップ後1分	原子炉トリップ後6分	EOC相当
2	grape-sgtr-i 0106 b	SG細管入口	原子炉トリップ後1分	原子炉トリップ後6分	BOC相当
3	grape-sgtr-i 0108 e	SG細管入口	原子炉トリップ後1分	原子炉トリップ後8分	EOC相当
4	grape-sgtr-i 0108 b	SG細管入口	原子炉トリップ後1分	原子炉トリップ後8分	BOC相当
5	grape-sgtr-i 0110 e	SG細管入口	原子炉トリップ後1分	原子炉トリップ後10分	EOC相当
6	grape-sgtr-i 0110 b	SG細管入口	原子炉トリップ後1分	原子炉トリップ後10分	BOC相当
7	grape-sgtr-i 0508 e	SG細管出口	原子炉トリップ後5分	原子炉トリップ後8分	EOC相当
8	grape-sgtr-i 0508 b	SG細管出口	原子炉トリップ後5分	原子炉トリップ後8分	BOC相当
9	grape-sgtr-o 0510 e	SG細管出口	原子炉トリップ後5分	原子炉トリップ後10分	EOC相当
10	grape-sgtr-o 0510 b	SG細管出口	原子炉トリップ後5分	原子炉トリップ後10分	BOC相当

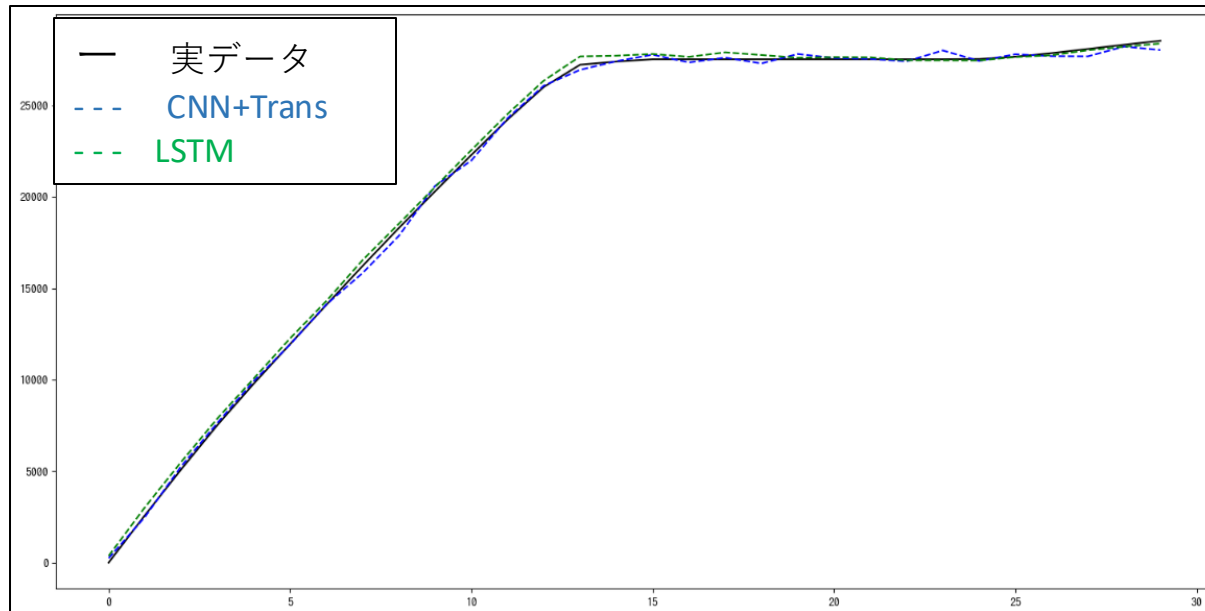
### 出力パラメータ (AIモデル学習用)

01	原子炉出力(NIS)
02	原子炉トリップ信号
03	安全注入信号
04	1冷却材配管高温側温度(健全側)
05	1冷却材配管高温側温度(破断側)
06	1冷却材配管低温側温度(健全側)
07	1冷却材配管低温側温度(破断側)
08	1冷却材平均温度温度(健全側)
09	1冷却材平均温度温度(破断側)
10	1次冷却材圧力(健全側ループ)
11	加圧器逃がし弁開度
12	加圧器圧力
13	加圧器水位
14	充てん流量
15	抽出流量
16	高圧注入流量
17	主蒸気圧力(健全側)
18	主蒸気圧力(破断側)
19	蒸気発生器狭域水位(健全側)
20	蒸気発生器狭域水位(破断側)
21	主蒸気隔離弁開度(健全側)
22	主蒸気隔離弁開度(破断側)
23	主給水流量(健全側)
24	主給水流量(破断側)
25	電動補助給水流量(健全側)
26	電動補助給水流量(破断側)
27	タービン動補助給水流量(健全側)
28	タービン動補助給水流量(破断側)
29	主蒸気流量(健全側)
30	主蒸気流量(破断側)



## 評価結果

- SGTR事故の解析結果を用いて、CNN+Transformerによるモデルの性能とLSTMモデルの性能を比較して評価を行った。
- CNN+TransformerモデルおよびLSTMモデルでも同様に高精度な推定が可能であることが確認できた。





項目	年度	令和3年度	令和4年度	令和5年度
<p>(1) データ駆動型熱流動モデル開発</p> <p>① 空気-水系円管における流動様式遷移モデルの開発</p> <p>② 沸騰系矩形管における流動様式遷移モデルの開発 (再委託先：電気通信大学)</p> <p>③ AIモデル構築・評価 (東京大学、再委託先：電気通信大学)</p>		<p>試験装置構築</p> <p>実験データ収集</p> <p>試験装置構築</p> <p>実験データ収集</p> <p>文献調査・情報収集</p>	<p>実験データ収集</p> <p>実験データ収集</p> <p>AIモデル構築・評価</p>	<p>試験及び評価まとめ</p> <p>試験及び評価まとめ</p>
<p>(2) データ駆動型熱流動解析手法開発 (再委託先：原子力機構)</p> <p>① JUPITERによる垂直上昇二相流解析</p> <p>② JUPITERによる噴流着水解析</p>		<p>計算環境整備</p> <p>予備解析</p> <p>計算環境整備</p> <p>予備解析</p>	<p>計算データ出力</p> <p>深層学習モデル構築</p> <p>深層学習モデル構築</p>	<p>評価まとめ</p> <p>評価まとめ</p>
<p>(3) データ駆動型評価モデル開発 (東京大学、再委託先：NEL)</p> <p>① GRAPEによるLOCA事故事象データベース構築+AIモデルの構築と評価</p> <p>② 運転員操作を有する事故事象パラメータ解析</p> <p>③ AIモデル評価</p>		<p>計算環境整備</p> <p>データベース構築期間</p> <p>計算環境整備・解析対象の選定</p> <p>データベース構築期間</p> <p>文献調査・情報収集</p>	<p>データベース構築期間</p> <p>データベース構築期間</p> <p>評価モデル構築</p>	<p>評価まとめ</p> <p>評価まとめ</p>
<p>(4) 研究推進</p>		<p>まとめ・評価</p>	<p>まとめ・評価</p>	<p>まとめ・評価</p>