

2024年度 JPECフォーラム

1DCAEとインバリアント分析を用いた
低圧水素パイプラインの漏洩検知

2024年5月14日

横浜国立大学
中山穰

—禁無断転載・複製 ©横浜国立大学2024—

背景・目的

✓ 水素パイプライン

水素社会の実現に向けた水素輸送手段[1-3]

- 地域内エネルギー輸送用(規模:小)に着目
- 工業用(規模:大)



図1 水素パイプライン
(左:地域内エネルギー輸送用[3] 右:工業用[4])

<社会実装に向けた課題>

- 低圧・未付臭の水素の活用
- 水素漏洩による火災・爆発[6]

火災・爆発リスクの低減に向けて
水素漏洩に関わる安全対策が必要

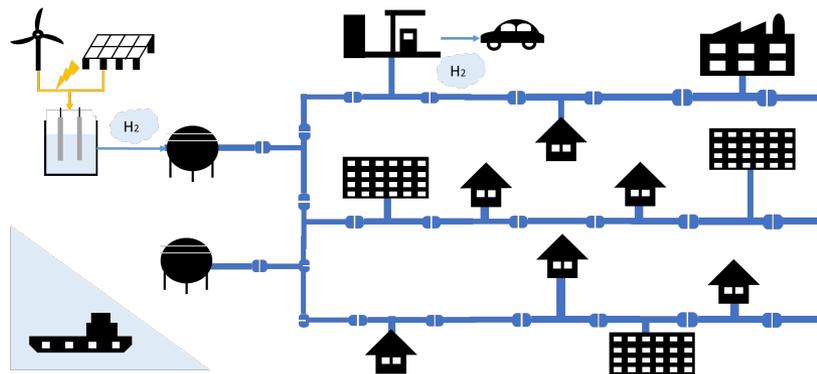


図2 水素パイプラインを用いた
水素社会の将来像[3, 5]

水素パイプラインの安全な運用に向けて水素漏洩検知が重要

[1] 経済産業省 再生可能エネルギー・水素等関係閣僚会議, 水素基本戦略 (2017) [2] 環境省, 水素サプライチェーン事業化に関する調査・報告書 (2021) [3] 横浜国立大学 他, 浪江町水素エネルギー活用促進に向けた柱状パイプラインによる輸送実証事業 成果報告書 (2022) [4] Siemens energy HP, What's your purpose? Reusing gas infrastructure for hydrogen transportation, <https://www.siemens-energy.com/global/en/news/magazine/2020/repurposing-natural-gas-infrastructure-for-hydrogen.html> (2023/2/15閲覧) [5] NTTアードエナジー株式会社, 既設配管を活用した水素パイプラインの安全対策等に関する共同事業の実施について~NTTの通信用管路を活用したパイプライン輸送モデルの実現に向けて~(2022) [6] J. Nakayama et al., Int. J. Hydrog. Energy, Vol. 47, pp. 11725-11738 (2022) [7] 水素エネルギーナビ HP, 海外各国での取組み|水素の意義とビジョン, <http://hydrogen-navi.jp/significance/world.html> (2022/9/14閲覧)

既往の漏洩検知手法の課題/本研究のアプローチ

✓ 水素パイプラインにおける漏洩検知手法

- 各センサからの圧力・流量値に基づく監視[3]

課題

水素需要変動 ⇒ 圧力・流量挙動の変化
⇕
類似、埋没
⇒ 検知困難
漏洩 ⇒ 圧力・流量挙動の変化

解決策

機械学習(Machine Learning: ML)を用いた手法に着目

データ間に隠れた関係性に基づく監視により、単一パラメータの経時変化からでは検知困難な漏洩シナリオの検知が期待できる

✓ MLを用いた漏洩検知手法の水素パイプラインへの適用

- 社会実証事例: 少 = 運転データ: 少 ⇒ シミュレーションにより運転データを生成
- 様々な漏洩時のデータ取得: 困難 ⇒ 非漏洩時の運転データのみで学習可能な 教師なし学習によりMLモデルを構築

1DCAE



インバリエント分析技術[8]

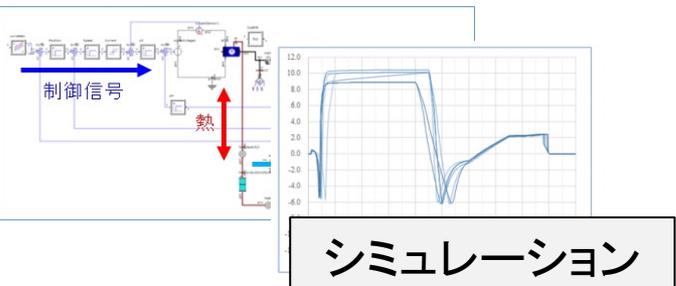
研究目的: 1DCAEとインバリエント分析技術を用いた漏洩検知手法の開発

[3] 浪江町水素エネルギー活用促進に向けた柱状パイプラインによる輸送実証事業 成果報告書 (2022) [8] 落合勝博 他, 石油技術協会誌, Vol. 83, No. 2, pp.162-166 (2018)

研究概要

1. Data Acquisition

1.1 水素パイプラインモデルの構築



1DCAE

1.2 学習データの生成

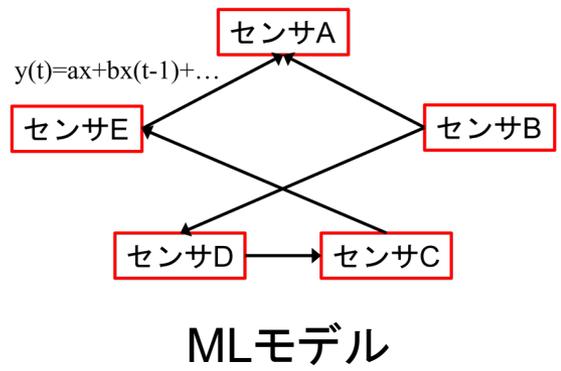
t	Sensor A	Sensor B	Sensor C
0	0	0	0
1	0.1	0.5719	0.1
2	0.09998	1.9207	0.09997
3	0.09994	1.7034	0.09991
4	0.09994	1.7083	0.09992
⋮	⋮	⋮	⋮
1000	0.09794	1.5993	0.09994

2. Machine Learning

2. 機械学習

学習データ

1	Sensor A	Sensor B	Sensor C
0	0	0	0
1	0.1	0.5719	0.1
2	0.09998	1.9207	0.09997
3	0.09994	1.7034	0.09991
4	0.09994	1.7083	0.09992
⋮	⋮	⋮	⋮
1000	0.09794	1.5993	0.09994



インバリエント分析技術

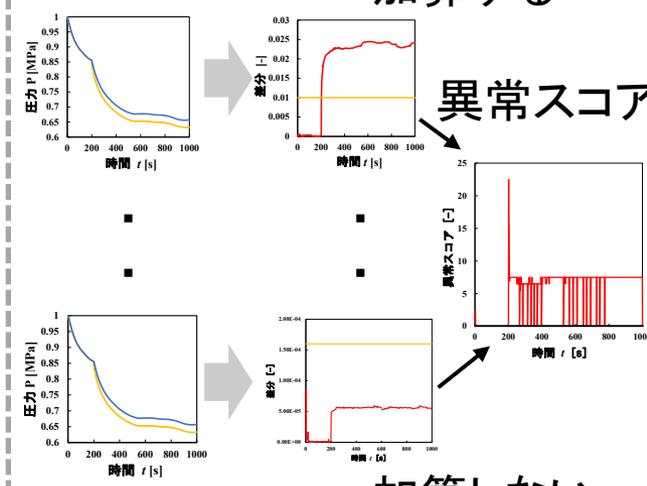
3. Verification

3.1 検証データの生成

水素パイプラインモデル



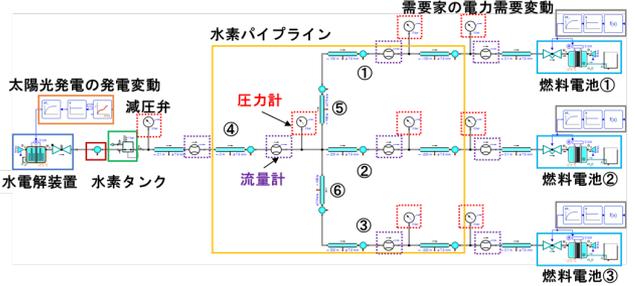
3.2 検証



昨年度までの成果

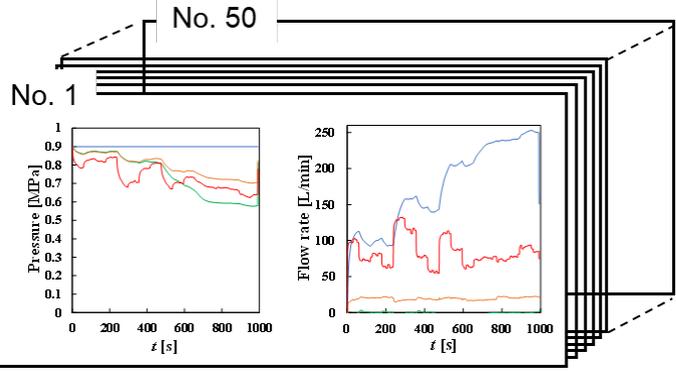
1. Data Acquisition

1.1 水素パイプラインモデルの構築



1DCAE

1.2 学習データの生成



2. Machine Learning

2. 機械学習

学習データ

Sensor A	Sensor B	Sensor C	
0	0	0	
1	0.1	0.5719	0.1
2	0.09998	1.9207	0.09997
3	0.09994	1.7034	0.09991
4	0.09994	1.7083	0.09992
...	
1000	0.09794	1.5993	0.09994



No.	入力値 x	予測値 y	予測式
1	パイプライン①の圧力	燃料電池①の圧力	$y(t) = 9.348 \times 10^{-1} x(t) + 6.532 \times 10^{-2} x(t-1) + 1.392 \times 10^{-4}$
2	パイプライン④の圧力	パイプライン①の圧力	$y(t) = 1.299y(t-1) - 3.080 \times 10^{-1} y(t-2) + 6.900 \times 10^{-1} x(t) - 6.813 \times 10^{-1} x(t-1) - 1.100 \times 10^{-6}$
3	水素タンク側の流量	燃料電池③の流量	$y(t) = 1.062y(t-1) - 7.266 \times 10^{-2} y(t-2) + 8.289x(t) - 8.178x(t-1) - 2.271 \times 10^{-1}$

MLモデル

インバリエント分析技術

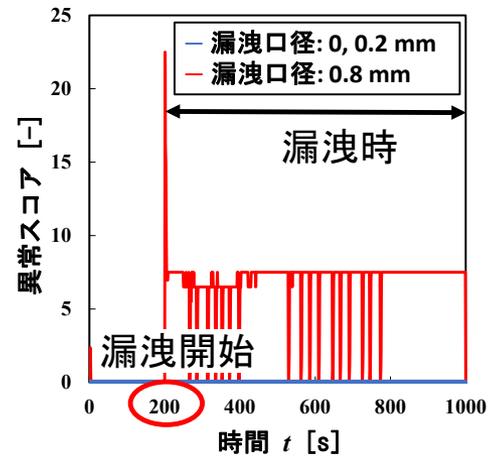
3. Verification

3.1 検証データの生成

水素パイプラインモデル



3.2 検証



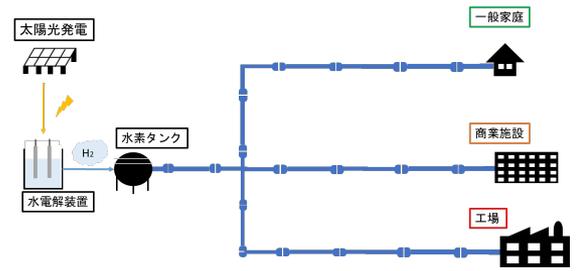
特定の条件下で漏洩検知を達成

今年度の試み

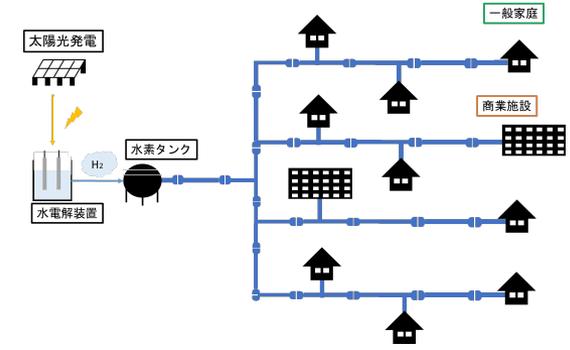
① ケーススタディの追加

需要家数を増やした水素パイプラインモデルを用いて検討

需要家数: 3

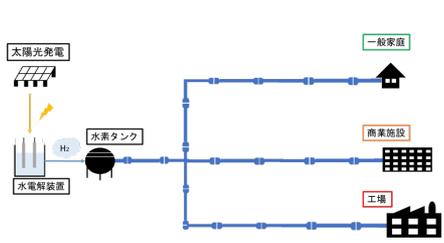


需要家数: 12

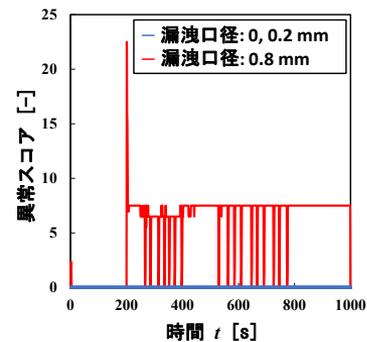


② 漏洩検知後の緊急対応に関する検討

課題: 漏洩検知後に適切な措置を決定するために必要な情報が不足



ML
モデル



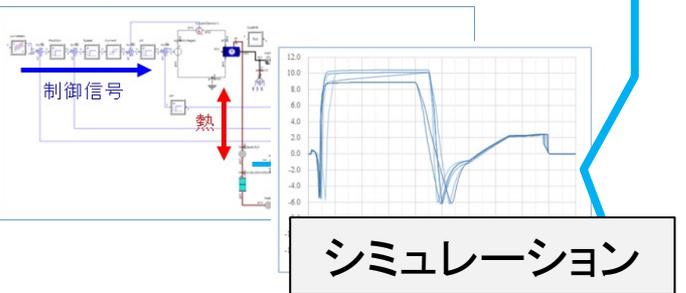
・対応の緊急性は?
・どのような措置が適切?

解決策: 漏洩検知手法と影響度解析手法の統合

研究概要 (①ケーススタディの追加)

1. Data Acquisition

1.1 水素パイプラインモデルの構築



1DCAE

1.2 学習データの生成

t	Sensor A	Sensor B	Sensor C
0	0	0	0
1	0.1	0.5719	0.1
2	0.09998	1.9207	0.09997
3	0.09994	1.7034	0.09991
4	0.09994	1.7083	0.09992
⋮	⋮	⋮	⋮
1000	0.09794	1.5993	0.09994

モデル化手法: 物理モデリング [9-10]

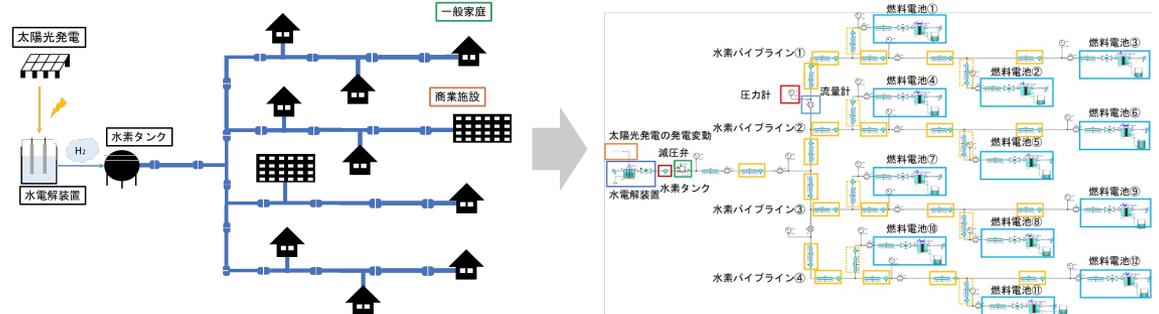


図 水素パイプラインモデル(左:イメージ図 右:物理モデル)
 実証事業のデータを参考に、圧力・流量挙動に妥当性があることを確認

○学習データの生成におけるシミュレーション条件
 様々な水素需要パターンにおける学習データが必要

➡ 水素パイプラインモデル内のパラメータに分布を与え、
 多数回計算

[9] 平野豊, 計測と制御, 第53巻, 第4号, pp.278-283 (2014) [10] 八織洋次, 計測と制御, 第53巻, 第4号, pp. 339-343 (2014)

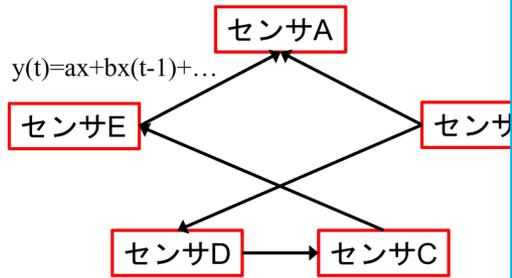
研究概要 (①ケーススタディの追加)

2. Machine Learning

2. 機械学習

学習データ

1	Sensor A	Sensor B	Sensor C
0	0	0	0
1	0.1	0.5719	0.1
2	0.09998	1.9207	0.09997
3	0.09994	1.7034	0.09991
4	0.09994	1.7083	0.09992
...
1000	0.09794	1.5993	0.09994



MLモデル

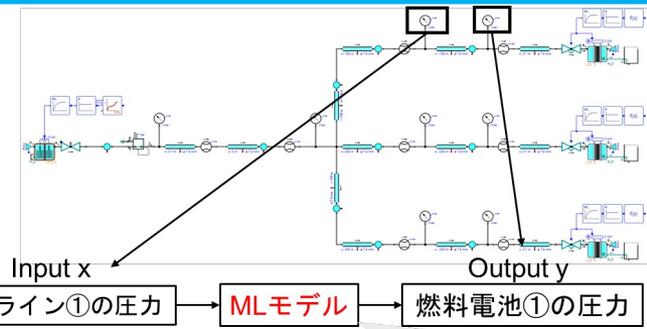
水素パイプラインモデルから生成した学習データに対し、**インバリエント分析技術**[8]を用いてMLモデルを構築

MLモデル

非漏洩時にセンサ間に成立する関係性を示す関数
⇒ 時刻tにおけるあるセンサの値を予測

センサ間の関係性を示す計**260個**の関数を構築

- 圧力ー圧力
- 流量ー流量
- 圧力ー流量



$$y(t) = 9.348 \times 10^{-1} x(t) + 6.532 \times 10^{-2} x(t-1) + 1.392 \times 10^{-4}$$

図 MLモデルのイメージ

表 MLモデルの中身の一例

No.	入力値 x	予測値 y	予測式
1	燃料電池①の圧力	燃料電池③の圧力	$y(t) = 2.568 \times 10^{-1} x(t) + 7.477 \times 10^{-1} x(t-1) - 4.157 \times 10^3$
2	パイプライン①の圧力	燃料電池③の圧力	$y(t) = 6.966 \times 10^{-1} x(t) + 3.061 \times 10^{-1} x(t-1) - 2.504 \times 10^2$
...
260	パイプライン②の流量	水素タンクの圧力	$y(t) = 9.857 \times 10^{-1} x(t-1) - 1.687 \times 10^{-7} x(t-1) - 1.666 \times 10^{-7} x(t-2) + 1.285 \times 10^2$

[8] 落合勝博 他, 石油技術協会誌, Vol. 83, No. 2, pp.162-166 (2018)

研究概要 (①ケーススタディの追加)

3. Verification

<検証目的>

- 1. 従来手法においても検知可能なシナリオに対してMLモデルが非漏洩時と漏洩時を識別可能かについての確認
- 2. 漏洩時の識別へ影響を与えるセンサ間の関係性の把握

<検証データ>

- 変数: 漏洩口径
- 漏洩口径: 11パターン(0 ~ 1.0 mm (0.1 mm間隔))

<検証方法>

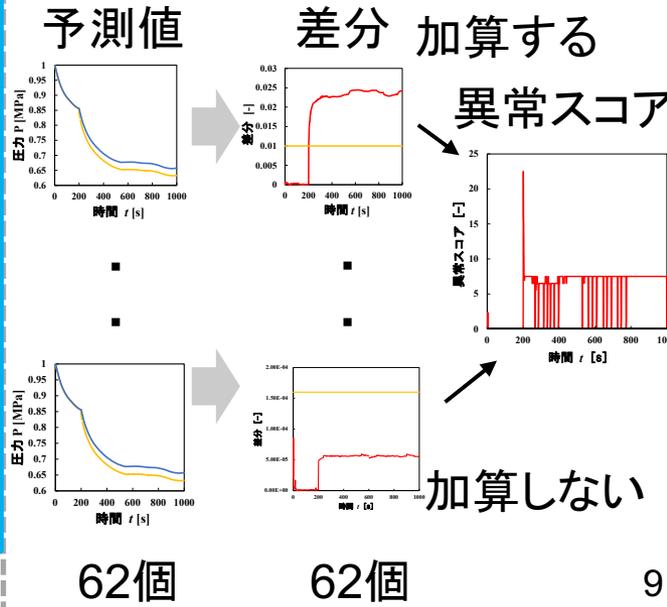
- (1) MLモデルからの予測値と検証データの計算値間の差分に基づく値(異常スコア)を算出
- (2) 異常スコアにより漏洩時と非漏洩時を識別可能か検証

3.1 検証データの生成

水素パイプラインモデル



3.2 検証

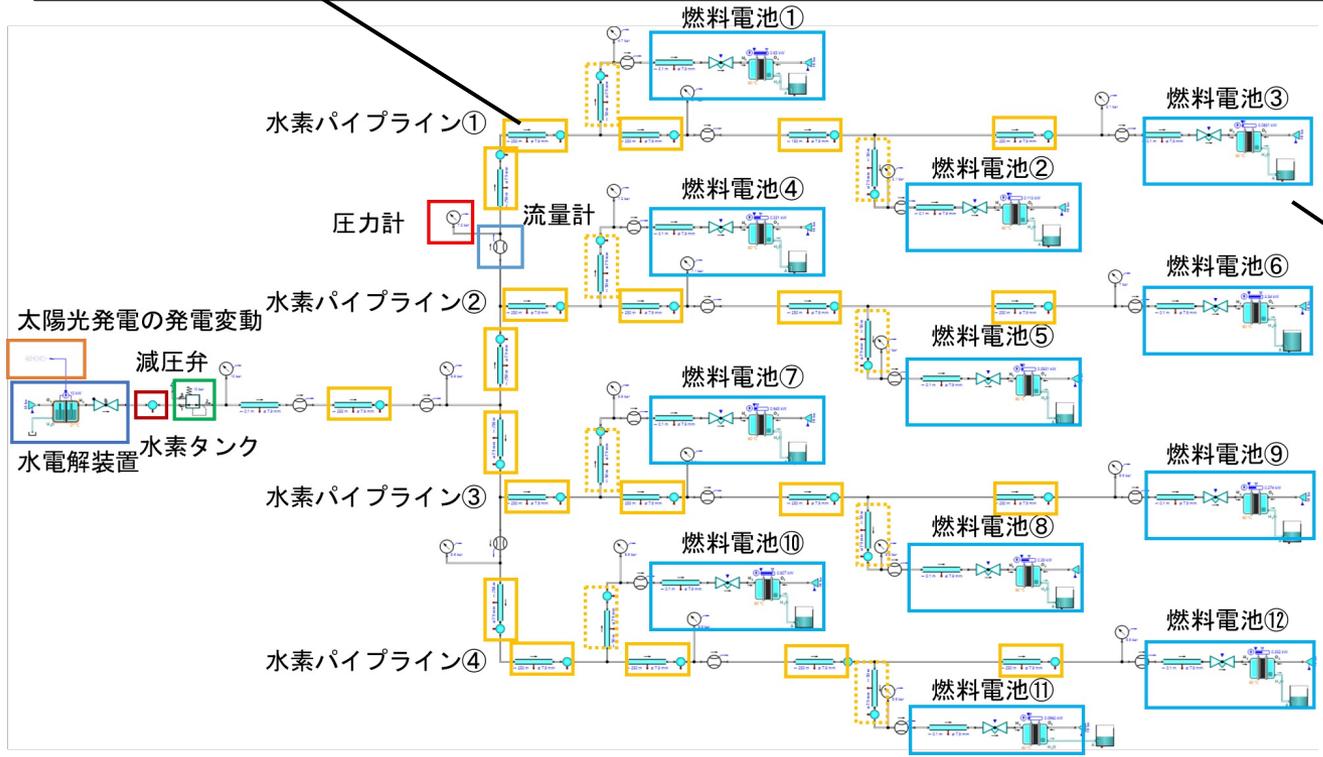
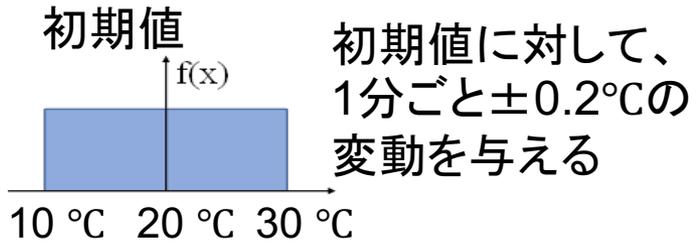


低圧水素パイプラインのモデル詳細

赤字 = 変数

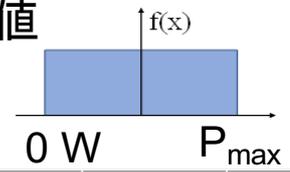
- 各水素パイプラインの内径: 7.9 mm
- 各水素パイプラインの全長
実線部: 360 m 点線部: 50 m
- 水素供給圧力: 0.9 MPa
- 漏洩口径: 11パターン(0~1.0 mm)
- 燃料電池の定格出力
0.7 kW(⑥・⑦以外), 4.0 kW(⑥・⑦)

○水素パイプラインの周辺温度



○需要家の電力需要変動

初期値に対して以下の時間間隔で電力需要変動を与える



時間間隔	変動小	変動大
1 s	±0.01 %	±0.01 %
10 s	±0.1 %	±1 %
60 s	±0.5 %	±5 %

計算時間: 1000 s

計算回数: 50回

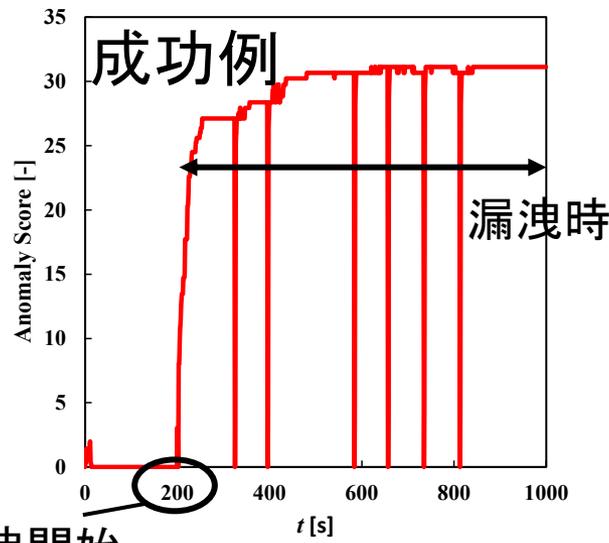
検証 1 の結果 : MLモデルの確認

“検証データの圧力・流量挙動”と”MLモデルに基づく圧力・流量挙動”を比較した結果、

- 非漏洩時 : 異常スコアは常に0
- 漏洩時 : 漏洩開始時間(200 s)で異常スコアが上昇
→ 需要家数を増やした場合においても、非漏洩時と漏洩時を識別可能な事例を確認

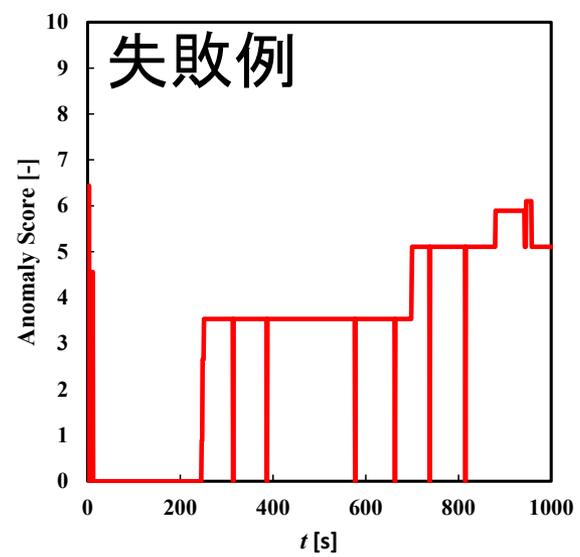
本検討においては、

- 0.4mm以上であれば漏洩検知可能
- 0.3mm未満の場合、多くが検知失敗。出力が大きい燃料電池に関わるパイプラインでの漏洩失敗。

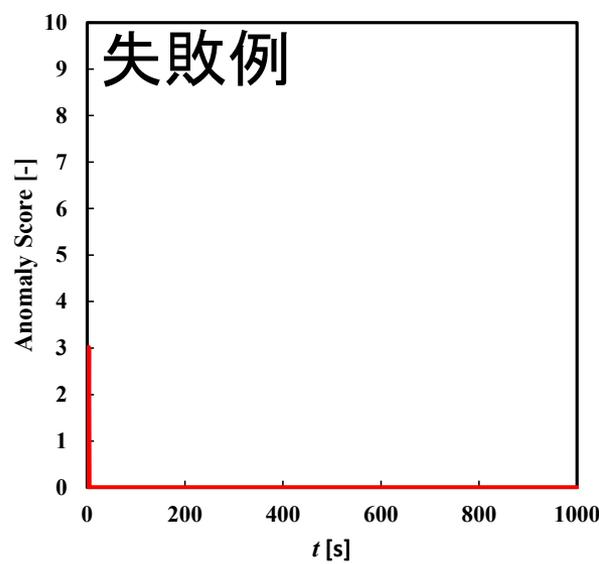


漏洩開始

(a) 漏洩口径 0.5 mm



(b) 漏洩口径 0.2 mm



(c) 漏洩口径 0.1 mm

図9 異常スコアの算出結果の例 (漏洩箇所: 水素パイプライン①)

検証 2 の結果及び考察：センサ間の関係性

- 漏洩箇所付近のパイプライン①の圧力センサと燃料電池①のセンサ間の関係性により、漏洩の識別が可能
- 水素タンクの圧力センサと燃料電池①の圧力センサ間の関係性により漏洩を識別可能な事例が存在



- ✓ 漏洩と判定した結果において、圧力ー圧力の関係が比較的重要である。
- ✓ 漏洩箇所からセンサが離れるほど識別可能な事例が少なくなる。

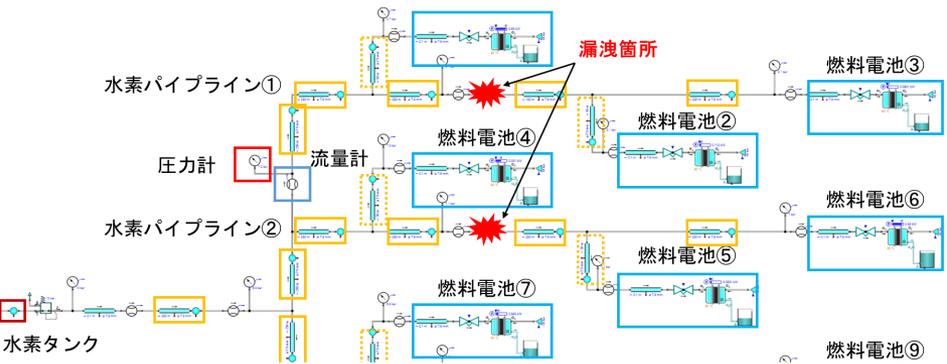


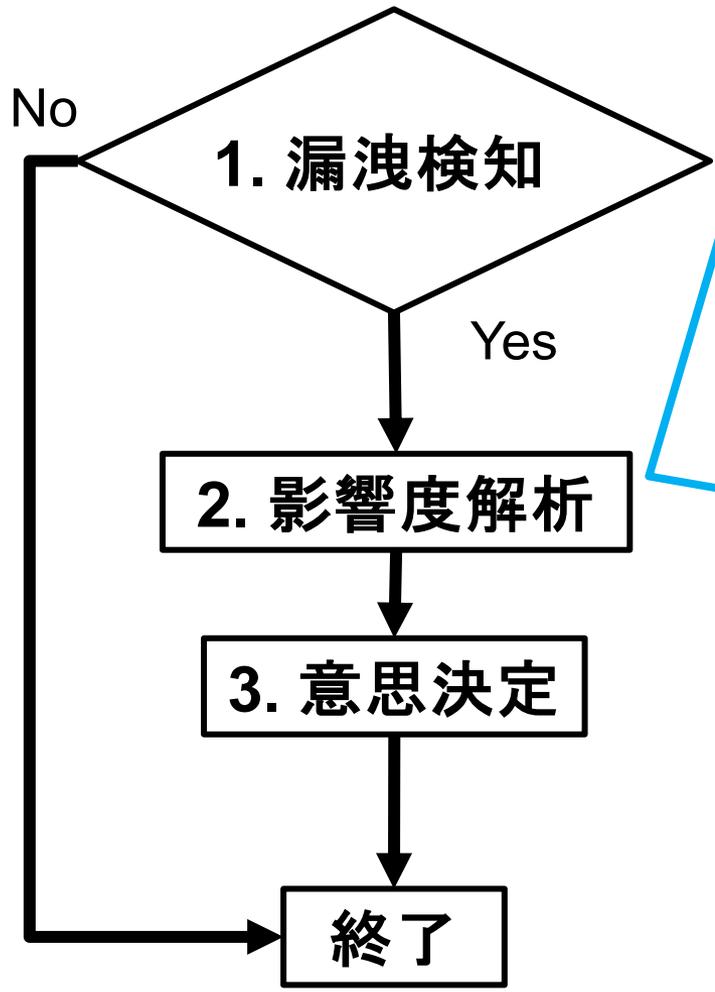
図. 検証データにおける漏洩箇所

表. 漏洩時に崩れたセンサ間の関係性の一例

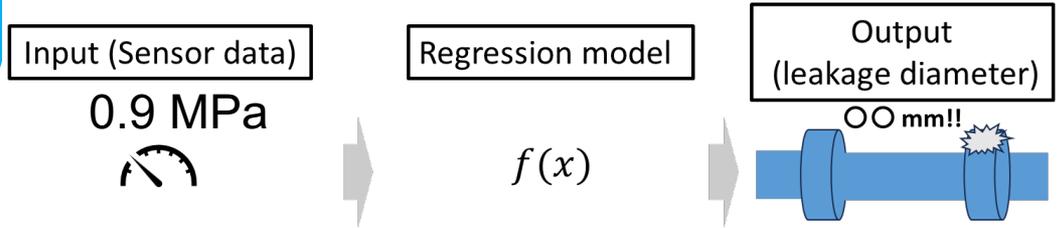
	No.	入力値 x	予測値 y
全検証データ	1	パイプライン①の圧力	燃料電池①の圧力
	2	パイプライン②の圧力	燃料電池①の圧力
	3	パイプライン①の圧力	パイプライン②の圧力
多くの検証データ (検証データによっては 閾値に届いていない)	4	燃料電池①の圧力	燃料電池②の圧力
	5	燃料電池①の圧力	燃料電池②の圧力
	6	パイプライン①の圧力	燃料電池②の圧力
	7	水素タンク圧力	燃料電池①の圧力
	8	パイプライン④の圧力	パイプライン①の圧力
	9	パイプライン④の圧力	燃料電池①の圧力

研究概要 : ②漏洩検知後の緊急対応に関する検討

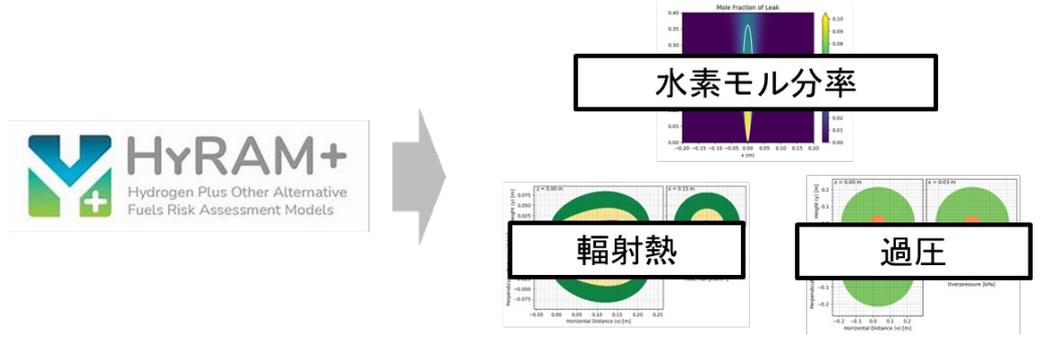
✓ 流れ



2.1 漏洩口径の予測



2.2 影響度解析



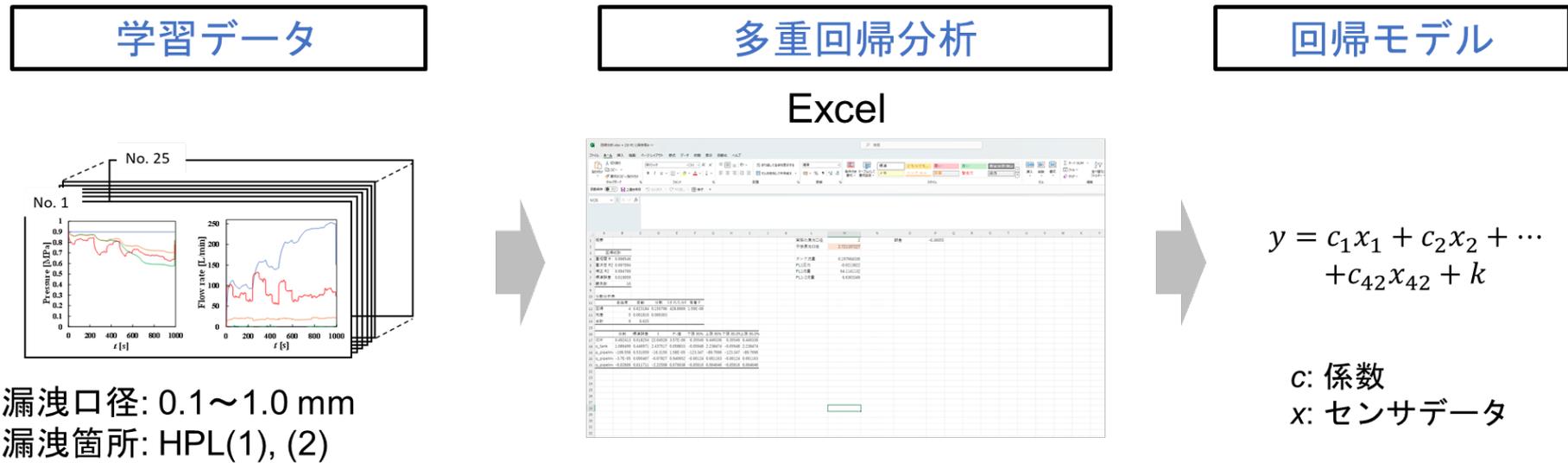
研究概要：②漏洩検知後の緊急対応に関する検討

影響度解析に必要なパラメータ：**漏洩口径**，圧力，温度 など

回帰モデル：漏洩口径を予測するためのモデル

学習データ：水素パイプラインモデルを用いて生成したセンサデータ(100個)

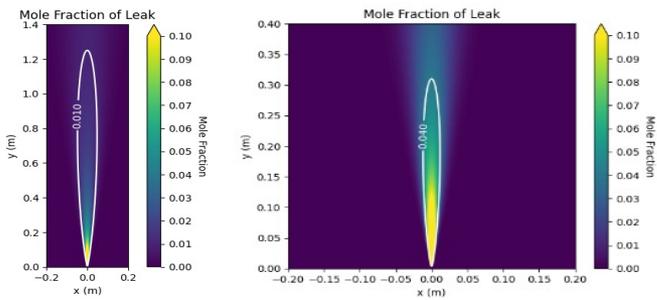
構築方法：Excelを用いた多重回帰分析



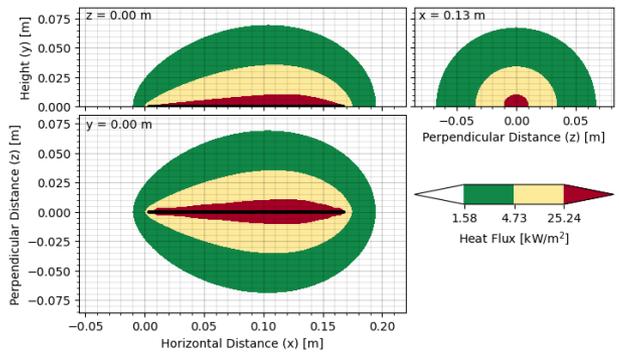
結果及び考察

- 回帰モデルにより予測された漏洩口径とセンサデータを用いて影響度を算出
- 算出結果の精度は意思決定という目的に対しては妥当であることを確認

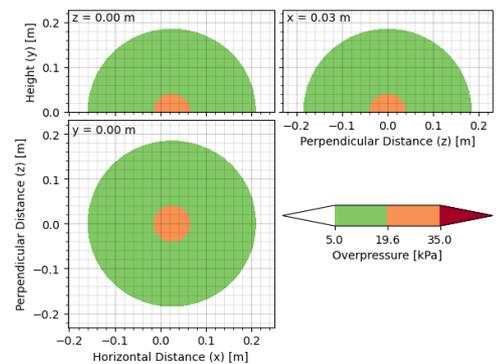
No.	漏洩口径[mm]		水素濃度4vol%の距離[m]		輻射熱4.0 kW/m ² の距離[m]		過圧19.6 kPaの距離[m]	
	実際	予測	実際	予測	実際	予測	実際	予測
1	0.30	0.26	0.23	0.19	0.13	0.11	0.045	0.040
2	0.30	0.27	0.22	0.20	0.20	0.12	0.045	0.041
3	0.40	0.32	0.30	0.24	0.17	0.13	0.062	0.050
4	0.40	0.37	0.30	0.28	0.17	0.15	0.062	0.058
5	0.50	0.48	0.37	0.42	0.21	0.21	0.080	0.078
6	0.50	0.55	0.37	0.41	0.21	0.23	0.080	0.083



(a) 水素モル分布



(b) 輻射熱



(c) 過圧

図. 影響度解析結果

まとめ

- 本研究の目的
1DCAEとインバリエント分析技術を用いた低圧水素パイプラインの漏洩検知手法の開発
- 今年度の成果
 - ・ 水素パイプラインモデルを拡張した。
 - ・ センサ最適化に向けた事前検討が完了した。
 - ・ 漏洩後の緊急時対応のための手法を漏洩検知技術と影響度解析技術を統合し、開発した。
- 今後の予定
 - ・ MLモデルの精度向上に向けた検討およびセンサ最適化検討
 - ・ 実システムへの提案手法の適用
- 学会実績(2023年度)
 - ・ Yuki Suzuki, Jo Nakayama, Tomoya Suzuki, Tomoya Soma, Yu-Ichiro Izato, Atsumi Miyake, Machine learning model for detecting hydrogen leakage from hydrogen pipeline using physical modeling, Asia Pacific Conference of the Prognostics and Health Management Society, September 2023
 - ・ Yuki Suzuki, Jo Nakayama, Tomoya Suzuki, Tomoya Soma, Yu-Ichiro Izato, Atsumi Miyake, Consequence analysis of hydrogen pipeline leakage based on machine learning and physical modeling, Asia Pacific Symposium on Safety, October 2023
(Best Presentation Award受賞)
- 国際論文: 投稿中