

ガウス過程回帰を使用した 蒸気発生器細管破断本数推定手法の開発

Development of an Evaluation Method Using Gaussian Process Regression for the Number of Steam Generator Tubes Broken

櫻井 征太郎 (Seitaro Sakurai)*¹

中村 晶 (Akira Nakamura)*¹

要約 本論文では、原子力安全パラメータ表示システム SPDS から得られる情報から、機械学習を用いて蒸気発生器細管破断 SGTR 時の破断本数を推定する手法を検討した。先行研究における冷却材喪失事故 LOCA 時の漏洩口径を推定する手法では、SGTR 時において飽和蒸気圧のまま推移する時間が長く推定に要する時間も長くなってしまったため、そのままでは機械学習により破断本数を推定するメリットが小さかった。早いタイミングで破断本数を推定するため、SGTR 発生から飽和蒸気圧まで原子炉圧力が低下する期間に着目し、新しく特徴量を定義した。計算条件は、事故シナリオを「(1) SGTR+全交流電源喪失 SBO」および「(2)SGTR+原子炉自動停止(給水継続)」の2つ選定し、破断本数を増加させるとともに、SPDS の伝送間隔が 60 秒であることからサンプリング時刻の影響を考慮するために計算開始から SGTR 発生までの時間遅延を変化させた。上記条件でシビアアクシデント解析コード MAAP4 を用いて学習ファイルを計算した。そして技術計算言語 MATLAB を用いて、学習ファイルから特徴量を抽出し、ガウス過程回帰 GPR による学習を実施した。(1)のシナリオでは相対誤差 25%程度、(2)のシナリオでは相対誤差 50%程度となった。これにより学習ファイルを増やすことで様々なシナリオにも対応できることから、本手法は実用に供することができる。

キーワード 蒸気発生器細管破断, 機械学習, シビアアクシデント, 安全パラメータ表示システム, ガウス過程回帰

Abstract This paper evaluates a method for estimating the numbers of broken steam generator tubes that occur in a steam generator tube rupture (SGTR) accident using information obtained from the nuclear safety parameter display system (SPDS). The method applies machine learning to this information. The method used in the previous study to estimate the leakage diameter during a loss-of-coolant accident (LOCA) has little advantage because it takes too long to complete the estimation due to the long time during the SGTR accident in which the reactor pressure must remain at the saturated vapor pressure in the calculation. In order to estimate the number of broken tubes at an early stage, this study focuses on the period between the onset of SGTR and the decrease in reactor pressure to the saturated vapor pressure, and defines a new feature. The calculation conditions are as follows. The first is the selection of two accident scenarios "(1) SGTR + loss of all AC power SBO" and "(2) SGTR + automatic reactor shutdown (continued water supply)". The second condition is intended to increase the number of broken tubes. The third is to change the time delay between the start of the calculation and the SGTR occurrence to consider the effect of the sampling time, since the transmission interval of the SPDS is 60 s. The studied training file is calculated using the severe accident analysis code MAAP4 under the above conditions. Then, using the technical computing language MATLAB, features are extracted from the studied file and trained using Gaussian process regression (GPR). The relative error is about 25% for scenario (1) and about 50% for scenario (2). This method is judged to be practical because it can be applied to various scenarios by increasing the number of training files.

Keywords steam generator tube rupture, machine learning, safety parameter display system, Gaussian process regression

1. はじめに

原子力災害が発生すると放射性物質が放出され、周辺の住民や環境などに被害を与える。この際、住民の生命および身体の安全を確保することが最も重要であ

る。福島第一原子力発電所事故を契機に、原子力災害対策に関する枠組み及び原子力防災体制が見直され、緊急時の体制や機能が強化された。国は中央防災会議において、防災基本計画を作成し、国、自治体、原子力事業者等がそれぞれ実施すべき事項を規定している⁽¹⁾。

* 1 (株) 原子力安全システム研究所 技術システム研究所

そして、防災基本計画の原子力災害対策編では、「原子力事業者は、原子力施設の状態予測等を行うための機能を平常時から適切に整備するものとする。」とされており、原子力災害発生時において原子力事業者が事象の進展予測を行うことを求めている²⁾。

これまで原子力安全システム研究所(以下「INSS」という)では加圧水型原子炉の原子力災害時の事象進展予測技術の開発を進めてきた。

吉田ら³⁾は事象進展予測にシビアアクシデント解析コードMAAP4⁴⁾を用い、MAAP4の入力補助や発電所内被ばく線量評価等を組み合わせ、事象進展予測システム(以下「IPPS: Incident Progress Prediction System」という)として統合した。

INSSではIPPSを用いて防災訓練で事象進展予測を実施しているが、プラントで計測される圧力・温度・水位等の計測値だけでは事象進展予測の計算はできない。例えば冷却材喪失事故(以下「LOCA」という)では原子炉冷却系統(以下「RCS」という)からの漏洩口径を把握することが重要であるが、事故が進展している状況ではこの情報が得られる可能性は極めて小さい。したがって入力値として漏洩口径を変化させながら計測値と一致するよう繰り返し計算し、原子炉施設の状況を把握していく必要がある。しかし、このような計算は複数のパラメータが変動することから真値を見極めることは非常に難しく、熟練が必要である。

建部ら⁵⁾はLOCA時のRCS圧力の変化に着目し、配管からの漏洩口径を推定する相関式を作成した。その結果、MAAP4コードもしくはRELAP5⁶⁾コードによる計算結果から推定した漏洩口径の誤差は95%確率で8~12%であった。この手法は、事前に計算された結果から求めた相関式により精度良く推定できる方法であるが、事故後に得られる圧力変化の時刻歴から推定しているため、RCS圧力の挙動が複雑になると精度が悪くなる可能性を有している。

中村ら⁷⁾は建部ら⁵⁾の手法を改良し、機械学習を用いることで事故状態が進展する中で得られる情報からリアルタイムでLOCA時にRCSの漏洩口径を自動的に判断する手法を開発した。その結果、入力値の漏洩口径 D に対して推定値 D^* の相対誤差は概ね $\pm 13\%$ 以内であった。

加圧水型原子炉では、原子炉冷却材が流出する主な場所は、図1のとおりで、①高温側配管(ホットレグ)、低温側配管(コールドレグ)、蒸気発生器と冷却材ポンプとを接続する中間配管(クロスオーバーレグ)、②蒸気発

生器、③高圧設計部と低圧設計部の境界、④冷却材ポンプシール部がある。このうち、中村ら⁷⁾の手法は①の場所から原子炉冷却材が漏洩した場合に漏洩口径を推定するものである。

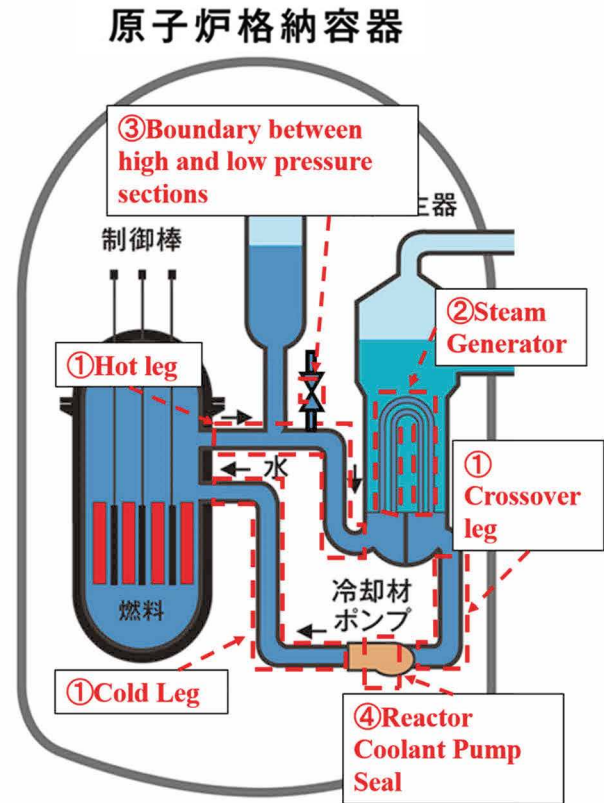


図1 原子炉冷却材が流出する主な場所⁸⁾

本研究では、IPPSの高度化を目的として、中村ら⁷⁾の手法を参考に②蒸気発生器から原子炉冷却材が漏洩した場合(以下「SGTR」という)における機械学習を用いた破断本数の自動推定を試みた。SGTRは、RCSの冷却水が蒸気発生器二次側に流出するものであり、RCSの漏洩口径の特定と同様に重要な課題である。

2. 時刻歴データからの特徴量抽出

2.1 安全パラメータ表示システム

安全パラメータ表示システム(以下「SPDS: safety parameter display system」という)は、原子力発電所のRCS圧力や温度等といったプラントデータを原子力災害発生時に外部から把握できるシステムである。SPDSがデータを伝送する間隔は60秒である。前述のIPPSで

はSPDSにより伝送されるプラントデータを活用し、事故の初期状態(漏洩の有無、機器の動作状況等)を把握し、事象進展予測に必要な初期条件の入力を作成することを想定している。LOCAにおいては、中村らの手法によりSPDSから漏洩口径を推定し、IPPSと組み合わせて使用できるようにしている。本研究では、SGTRにおける破断本数の推定手法を開発し、IPPSに組み合わせることで更なるIPPSの高度化を目指した。

2.2 前処理による特徴量抽出

図2にLOCAおよびSGTR時のRCS圧力の時間変化の一例を示す。

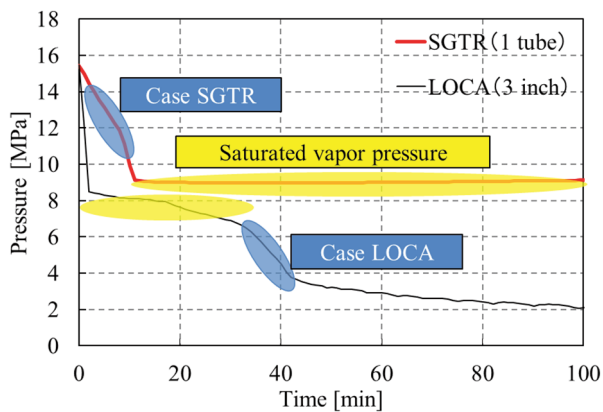


図2 LOCA, SGTR 時の RCS 圧力の時間変化の一例

図2において、黄色部が飽和蒸気圧であり、SGTR時の方がLOCA時に比較して飽和蒸気圧のまま推移する時間が長いことがわかる。これの主な要因は、LOCA時は原子炉格納容器内(大気圧~kPaオーダー程度)に冷却水が放出されるのに対しSGTR時は蒸気発生器内(7MPa程度)に冷却水が放出されることから破断する配管の外部の圧力に大きな差があるためと考えられる。

以上から、SGTR時では飽和蒸気圧のまま推移する時間が長いため、中村らのLOCA時の手法では、破断本数が推定できる時間が遅くなってしまふ。これでは破断本数の推定が完了する頃には事象が進んでしまふ、機械学習を用いて推定するメリットが小さい。

そこで本研究では、SGTRが発生してから飽和蒸気圧まで原子炉圧力が低下する期間(図2におけるCase SGTR部)に着目してSGTR時の破断本数を推定することとした。具体的には特長量を図3、図4のように定義した。

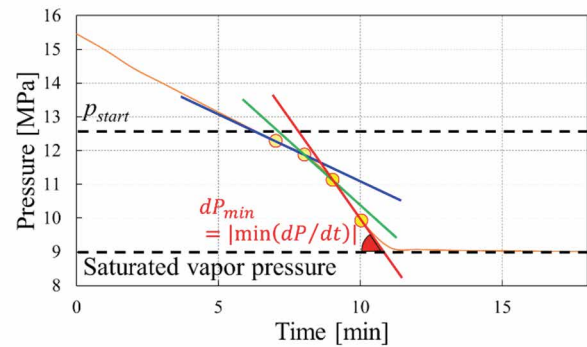


図3 特徴量 dP_{min}

図3を説明すると以下ようになる。

- 1) RCS 圧力 P が基準点 P_{start} 未満になった時から計測を開始する。
- 2) データ点 2 点を結び、傾きを計算する。
- 3) 傾きが最大 (負の傾きのため最小) になったときの傾きの値の絶対値を dP_{min} と定義する。

このように P_{start} を定義しているのは P_{start} が大きすぎる場合、事故が発生していない期間も dP_{min} を計算してしまふ、ハードウェアに大きな負荷をかけてしまうためである。また、後述する $P_{\epsilon start}$ を特徴量として扱いたいため、 P_{start} は $P_{\epsilon start}$ より小さくする必要がある。

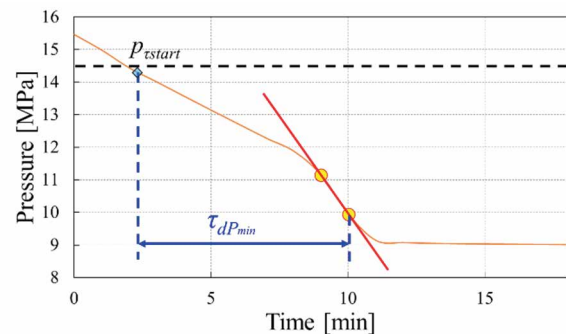


図4 特徴量 $\tau_{dP_{min}}$

次に図4を説明すると以下ようになる。

- 1) RCS 圧力 P が SGTR 開始点 $P_{\epsilon start}$ 未満になった時から計測を開始する。
- 2) dP_{min} が決まる点までの時間を $\tau_{dP_{min}}$ とする。

このように $P_{\epsilon start}$ を定義しているのは、 $P_{\epsilon start}$ が大きすぎる場合、事故が発生していない時間がカウントされてしまうため、 $P_{\epsilon start}$ は特徴量としての意味を持たなくなってしまうからである。例えば、 $P_{\epsilon start}$ を 16MPa に設定した場合、 $\tau_{dP_{min}}$ は原子力発電所が起動して RCS 圧力が上昇してから dP_{min} が決定するまでの時間となり、

原子力発電所の運転時間に大きな影響を受けてしまう。以上から、 $P_{\tau start}$ は通常運転状態の RCS 圧力の影響を受けない値とする必要がある。具体的な P_{start} と $P_{\tau start}$ の値は 2.4 で検討する。

以上で抽出した特徴量 dP_{min} と τ_{dPmin} で SGTR 時の破断本数を推定する。

2.3 事故シナリオ

事故シナリオは、「(1)SGTR+全交流電源喪失 SBO」, 「(2)SGTR+原子炉自動停止(給水継続)」の 2 つを採用した。(1)のシナリオは中村ら¹⁾のほぼ同じ条件としており、異なるのは破断箇所が RCS ではなく蒸気発生器である点である。また、破断する蒸気発生器の細管の本数を 0.5 本~4 本(0.5 本刻み)とした。これは SGTR では漏洩口径を記載するよりも破断本数で記載した方がわかりやすいと考えたためである。ここで、0.5 本というのは SG 細管が半分破断した状態を指す。1 本で SG 細管 1 本が両端破断した状態となる。計算は 4 ループプラントおよび 3 ループプラントで実施した。

(2)のシナリオは美浜 2 号機における SGTR 事故事象の際の状況を再現している。具体的には計算開始から 7 分後に損傷側蒸気発生器への補助給水を停止し、10 分後に主蒸気隔離弁を閉じた。このシナリオを検討するのは、実際に起きた事故においても本手法が適用できるのかを確認するためである。

これらの事故条件を入力し、MAAP4 コードで計算された結果を次節以降の検討に用いた。

2.4 サンプリング時刻の影響

SPDS はプラントデータを 60 秒毎に表示するため、計測値はサンプリングのタイミングによってばらつきと考えられる。これを確めるため、MAAP4 において SGTR 発生時刻を計算開始から 15 秒~60 秒(15 秒刻み)で遅らせた計算を実施した。これらのデータから、ジッタ(サンプリングのタイミング)による dP_{min} と τ_{dPmin} のばらつきが最も小さくなるような基準点 P_{start} および SGTR 開始点 $P_{\tau start}$ を検討する。検討手法としては、 P_{start} または $P_{\tau start}$ の一方を固定し、他方を変化させて破断本数ごとに dP_{min} と τ_{dPmin} のジッタ間の最大値と最小値の差を計算した。説明図を図 5 に示す。図 5 の赤色点線の長さがジッタ間の最大値と最小値の差であり、最大値が 15 秒遅れのと看、最小値が 45 秒遅れのと看

となっている。

この差が小さいほど各ジッタ間の影響が小さいため、ジッタによる推定値への影響を小さくすることができる。代表として図 6、図 7 に 4 ループプラントにおける dP_{min} 、 τ_{dPmin} に対する P_{start} の影響度を示す。

図 6、図 7 は 4 ループプラントにおいて $P_{\tau start}$ を 14.5MPa に固定し、 P_{start} の値を 10.5~14.5MPa で変化させ、ジッタ 0~60 s でそれぞれ dP_{min} 、 τ_{dPmin} の差を取り、差の最大値をプロットしたものである。なお、 $P_{\tau start}$ の固定値を 14.5MPa としたのは、運転状態の約 15.4MPa の影響を受けないと思われる範囲で出来る限り大きな値としたためである。図 6、図 7 において 11.1MPa より大きいところでは dP_{min} 、 τ_{dPmin} の差の値に変化は見られない。また、 P_{start} は $P_{\tau start}$ より小さい必要があるため P_{start} は 11.1MPa より値が大きく、 $P_{\tau start}$ より値の小さい 12.5MPa とした。

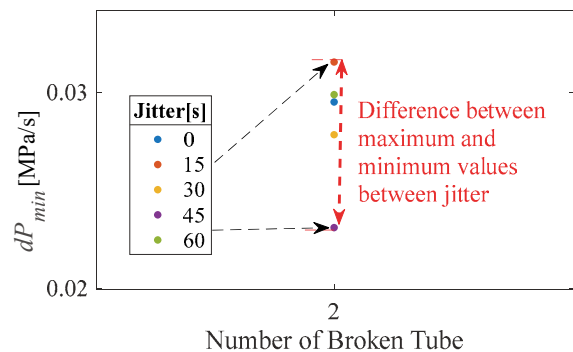


図 5 ジッタ間の最大値と最小値の差

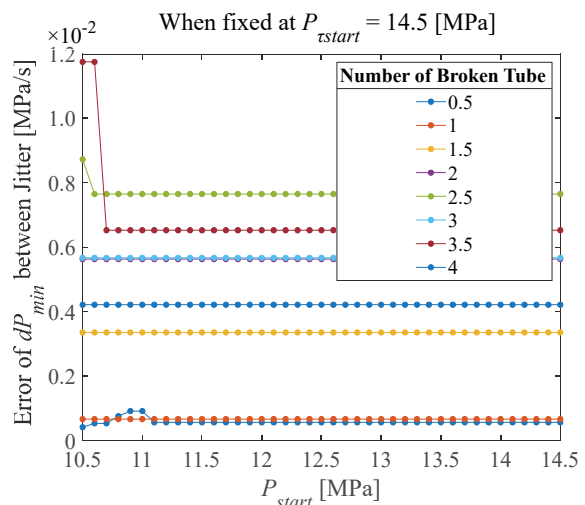


図 6 dP_{min} に対する P_{start} の影響(4 ループ)

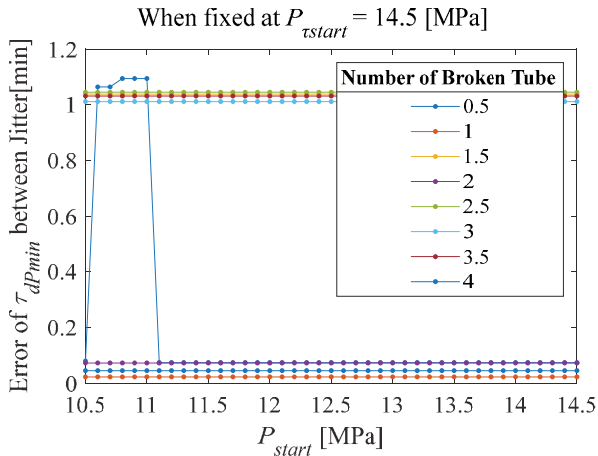


図7 τ_{dpmin} に対する P_{start} の影響(4 ループ)

図8, 図9に P_{start} を 12.5MPa に固定したときの dP_{min} , τ_{dpmin} に対する P_{start} の影響度を示す。

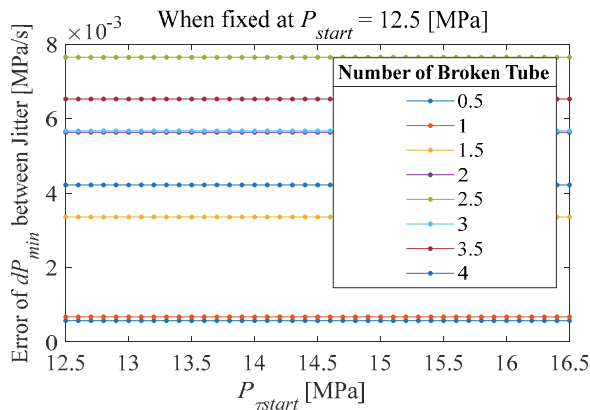


図8 dP_{min} に対する P_{start} の影響(4 ループ)

図8, 図9は, 4 ループプラントにおいて P_{start} を 12.5MPa に固定し, P_{start} の値を 12.5~16.5MPa(0.5MPa 刻み)で変化させ, ジッタ 0~60 s(15s 刻み)でそれぞれ dP_{min} , τ_{dpmin} の差を取り, 差の最大値をプロットしたものである。図8において, dP_{min} の差は 12.5~16.5 MPa で値が一定となっており, dP_{min} に対して P_{start} の影響がないことがわかる。図9において τ_{dpmin} の差は 12.5~15.0 MPa で差が 1 もしくは 0 程度の値となっているため, 特に振れ幅が小さい値は見受けられない。したがって, P_{start} は図6, 図7の時に固定した値であり, P_{start} より値が大きい 14.5MPa とした。3 ループプラントにおいても同様の検討を行うことによって, $P_{start} = 11.2\text{MPa}$, $P_{start} = 12.5\text{MPa}$ とした。

なお, 本論文ではジッタ間の dP_{min} と τ_{dpmin} の差を最小とする P_{start} と P_{start} を選択したが, P_{start} は通常運転圧

力より 1MPa 程度小さく, P_{start} は P_{start} より 1MPa 程度小さくしておけば, 他の PWR プラントにおいてもある程度の精度が得られると考えられる。

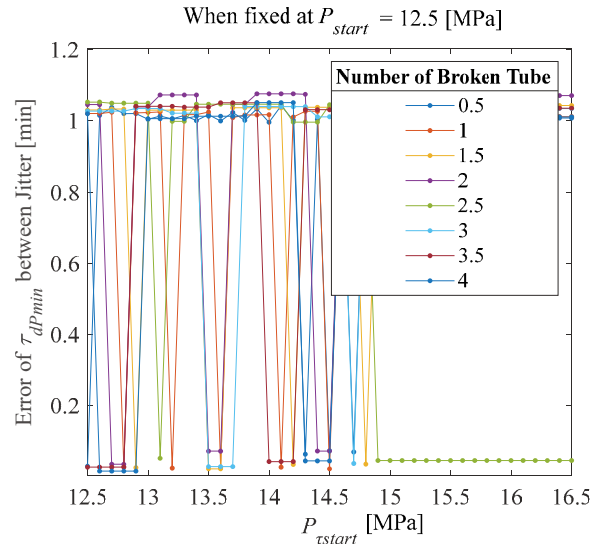


図9 τ_{dpmin} に対する P_{start} の影響(4 ループ)

上記で検討した P_{start} と P_{start} の値を用いて dP_{min} , τ_{dpmin} を計算した。破断本数と dP_{min} , τ_{dpmin} のグラフを図10, 図11に, 横軸を dP_{min} , 縦軸を τ_{dpmin} としたグラフを図12に示す。図10より, ジッタにより若干のばらつきは見られるものの, 全体として破断本数が増加すれば dP_{min} は増加していることが確認できる。図11より, こちらもジッタより若干のばらつきは見られるものの, 破断本数が増加すれば τ_{dpmin} は減少していることが確認できる。

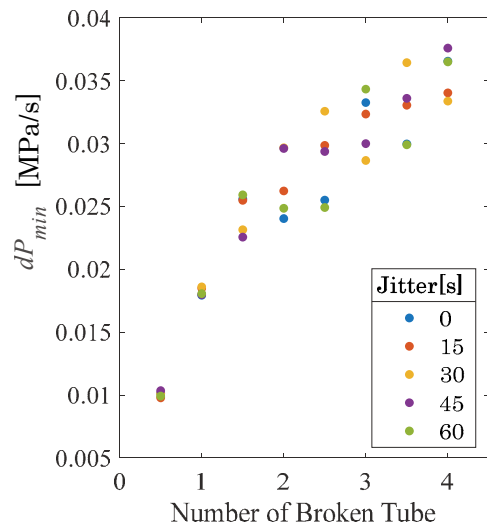


図10 破断本数と dP_{min} (4 ループ)

図 12 より、 dP_{min} および $\tau_{dP_{min}}$ を考慮することによって、破断本数が 2 本以下では、異なる破断本数のときに点が重なっていないため、推定精度は高くなると想定される。

以上から dP_{min} と $\tau_{dP_{min}}$ を特徴量として機械学習を実施することにより破断本数が 2 本以下では高い精度で破断本数の推定ができると予想される。

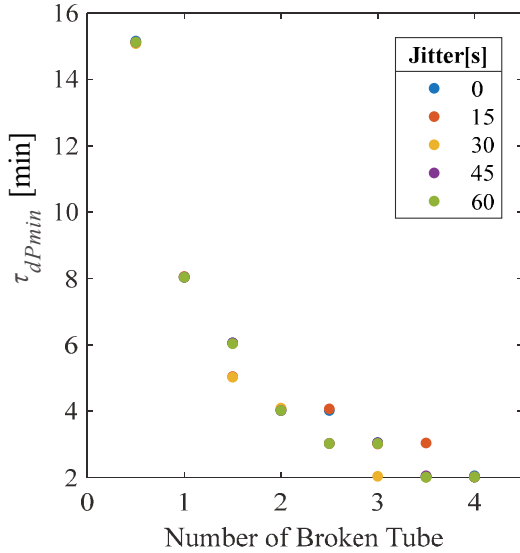


図 11 破断本数と $\tau_{dP_{min}}$ (4 ループ)

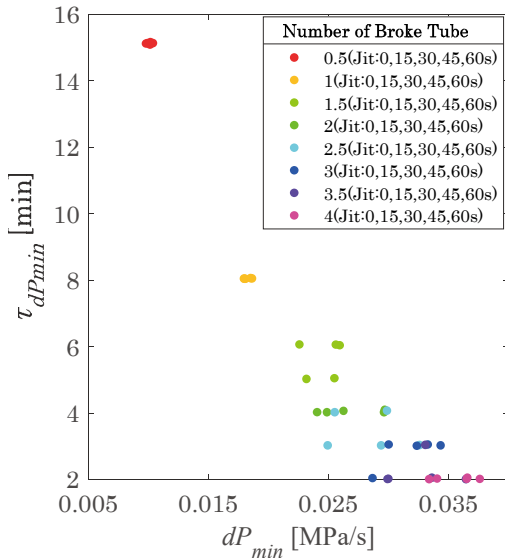


図 12 dP_{min} と $\tau_{dP_{min}}$ (4 ループ)

3. 特徴量を用いた機械学習と推定精度の確認

3.1 ガウス過程回帰による破断本数の推定

前章の検討から dP_{min} , $\tau_{dP_{min}}$ の2つの特徴量から破断本数を機械学習で推定することとした。機械学習には、MATLAB R2020bを推定手法はガウス過程回帰(以下「GPR」という)を採用した。これは中村ら⁽⁹⁾の検討より、GPRの精度が良かったためである。SGTR発生時刻を原子炉停止から0, 10分後で計算し、10分を学習用のデータ, 0分を評価用データとした。原子炉が停止してから10分後にSGTRが起きるシナリオは考えづらいが、本手法は事故発生の時刻が変わっても破断本数が推定できることを示したいため、このように事故発生時刻を変更した計算を行っている。前章で検討したジッタも合わせると、MAAP4で計算したケースはSGTR発生時刻が原子炉停止から0分0秒後~0分60秒後(15秒刻み)と10分0秒後~10分60秒後(15秒刻み)であり、それぞれについて破断本数を0.5本~4.0本(0.5本刻み)で計算していることから、全ケースは、5(ジッタ)×2(0分と10分)×8(破断本数)=80ケースとなる。代表として4ループプラントの場合の計算結果を図13, 図14に示す。図13, 図14より、評価用データ(遅延0分)と学習用データ(遅延10分)のデータの圧力変化はかなり類似していることがわかる。また、SGTR発生のタイミングがずれても、特徴量は時刻歴データであるためほとんど影響を受けないことも確認できる。より詳細に比較するため、図15に図13と図14を重ね合わせたものを示す。

図15より、SGTR発生以降の振る舞いはかなり類似しており、時間を10分遅らせても圧力の下がり方への影響は小さいことがわかる。

4ループプラントのGPRによる学習結果を図16に示す。図16は、横軸を破断本数の入力値、縦軸を推定値としており、45度の線にデータ点が近ければ近いほど、精度の高い予測である。遅延10分のデータで学習したモデルに対して遅延0分のデータがよくフィットしていることがわかる。

図17に相対誤差を示す。相対誤差の計算式は式(1)の通りであり、ここでいう真値はMAAPへの入力値である。

$$\text{相対誤差} = \frac{\text{予測値} - \text{真値}}{\text{真値}} \times 100 \quad (1)$$

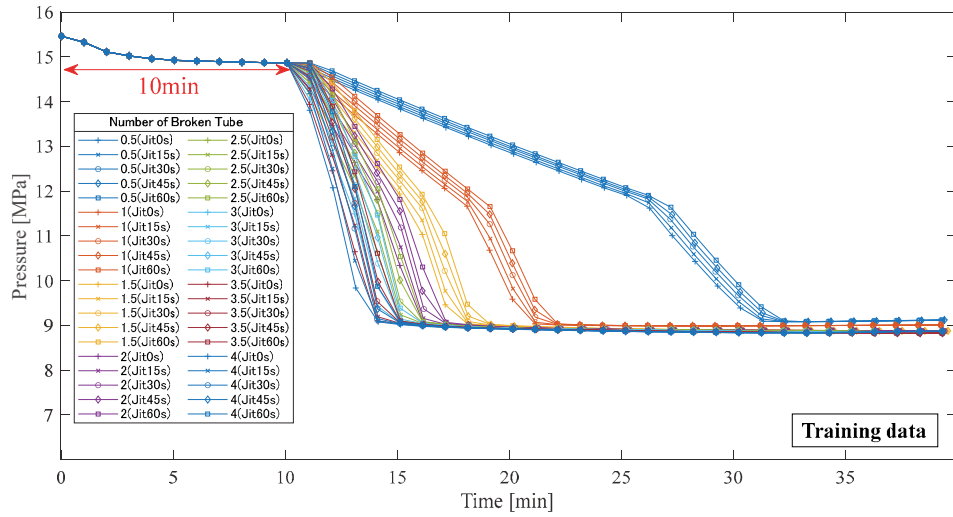


図 13 学習用データ(4 ループ)

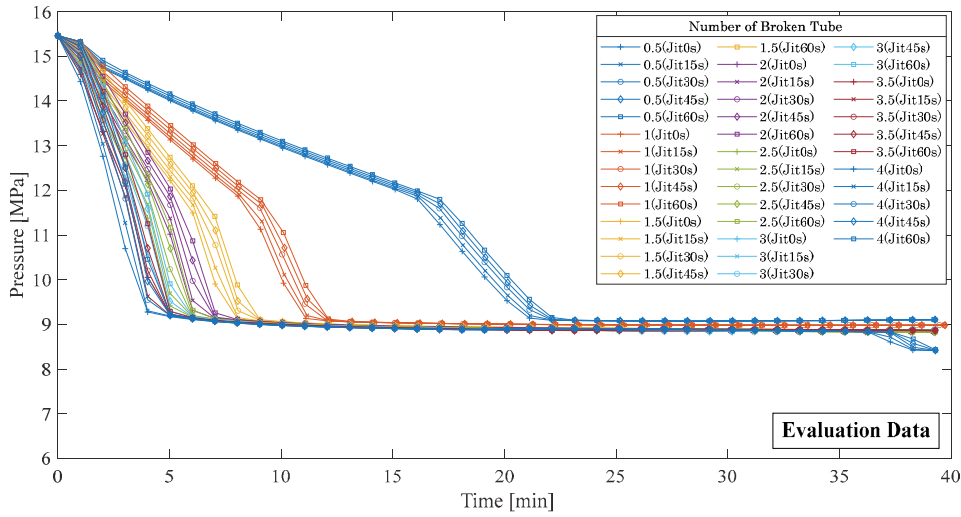


図 14 評価用データ(4 ループ)

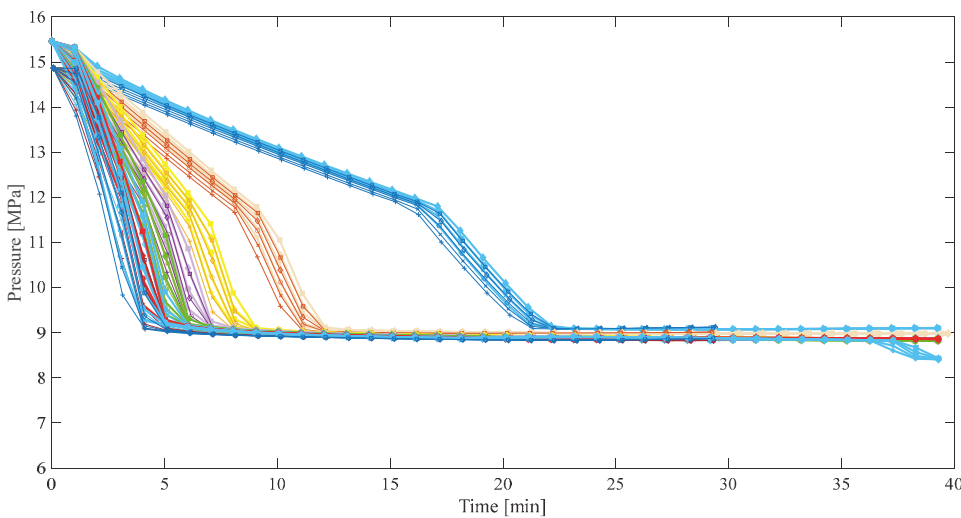


図 15 学習用データと評価用データの重ね合わせ

図 17 は、横軸を入力値、縦軸を相対誤差としている。相対誤差が一番大きいのは破断細管数 3 本の時で約 25%であり、全体として相対誤差 25%以内で予測できていることがわかる。

3 ループプラントの学習結果を図 18 に、相対誤差を図 19 に示す。相対誤差が一番大きいのは破断細管数 0.5 本の時で約 63%であり、破断細管数が少ないときは誤差が大きいものの、破断細管数 1 本以上のときはおよそ相対誤差 25%程度で予測できている。ただし、相対誤差は破断細管数が小さいと小さな誤差であっても大きな値となる。図 18 から、破断細管数が 0.5 本のとときの推定値は大きいもので 0.8 本程度であり、極端に精度が悪いわけではないことがわかる。

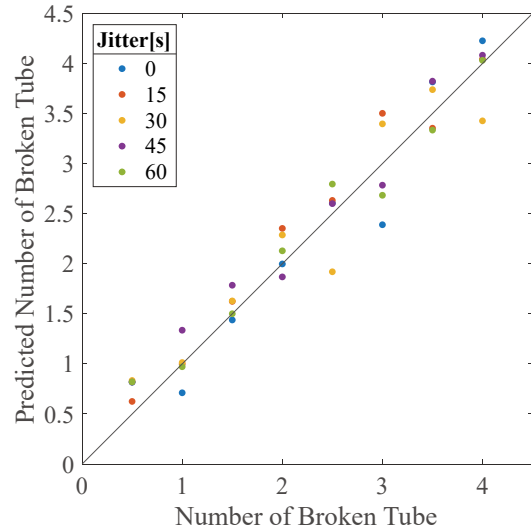


図 18 予想破断細管数(3 ループプラント)

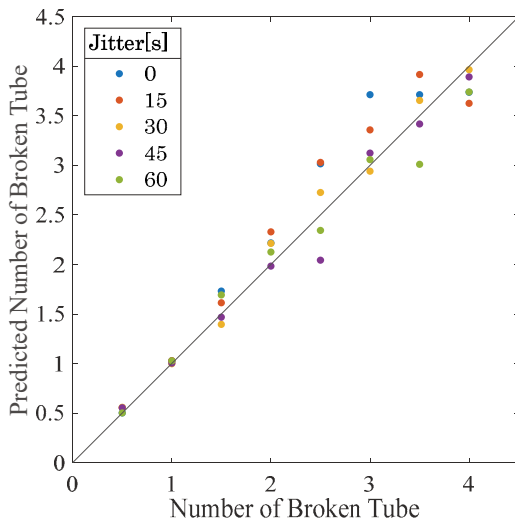


図 16 予想破断細管数(4 ループ)

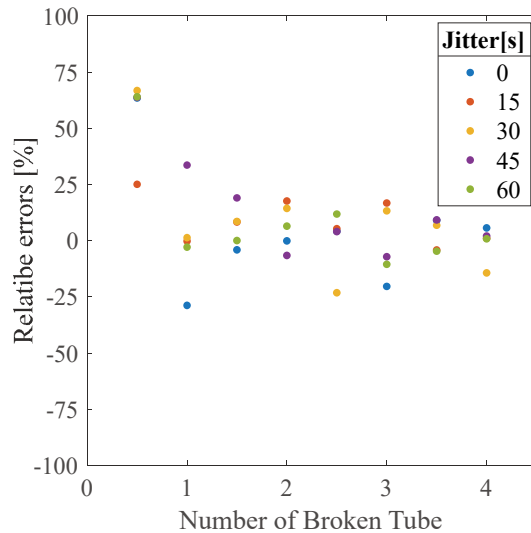


図 19 相対誤差(3 ループプラント)

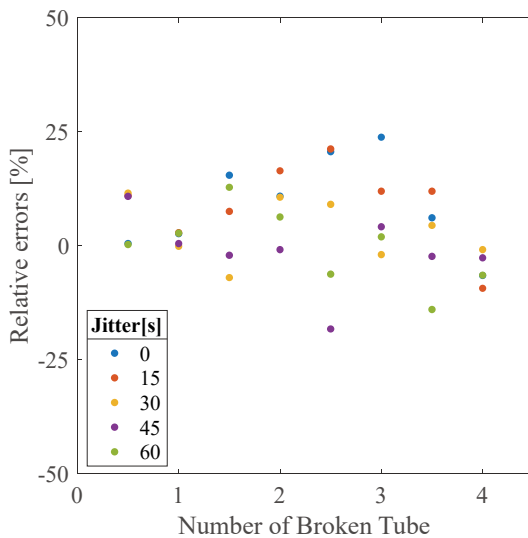


図 17 相対誤差(4 ループプラント)

3.2 SGTR+原子炉自動停止(給水継続)の場合の検討

「(2)SGTR+原子炉自動停止(給水継続)」のシナリオの検討を行う。図 20、図 21 に代表として 4 ループプラントの場合の RCS 圧力の変化の学習用データ、評価用データを示す。図 20、図 21 より評価用と学習用データの圧力変化はおおよそ類似していることがわかる。4 ループプラントにおいて破断本数と dP_{min} 、 τdP_{min} のグラフおよび dP_{min} と τdP_{min} のグラフを図 22、図 23、図 24 に示す。図 22 より、ジッタにより若干のばらつきは見られるものの、全体として破断本数が増加すれば dP_{min} は増加していることが確認できる。図 23 より、こちらもジッタにより若干のばらつきは見

られるものの、破断本数が増加すれば dP_{min} は減少していることが確認できる。図 24 より、 dP_{min} および τ_{dPmin} を考慮することによって、この二つの特徴量によって破断本数がよく分離されていることが確認できる。以上からこの二つを特徴量として機械学習を実施することにより破断本数の推定ができると予想される。4 ループプラントの GPR における学習結果を図 25 に示す。図 25 より、破断細管数が 1.0 本では評価用データの方が学習用データより小さく、破断細管数が 1.5 本以上では評価用データの方が学習用データより大きい傾向があり、全体としてあまりフィットしていない

ことがわかる。図 26 に相対誤差を示す。図 26 より、相対誤差はおおよそ 50% 程度であった。シナリオ(1)と比較すると相対誤差は大きくなったが、これはシナリオ(2)の方が複雑な事象であるためと考えられる。3 ループの学習結果を図 27 に相対誤差を図 28 に示す。図 28 より 3 ループにおいても相対誤差はおおよそ 50% 程度であり 4 ループと同様の傾向を示した。

本シナリオは美浜 2 号機における SGTR 事故事象の際の状況を再現しているものであるが、以上の結果より、実際に起きた事故においても本手法が適応できることを確認した。

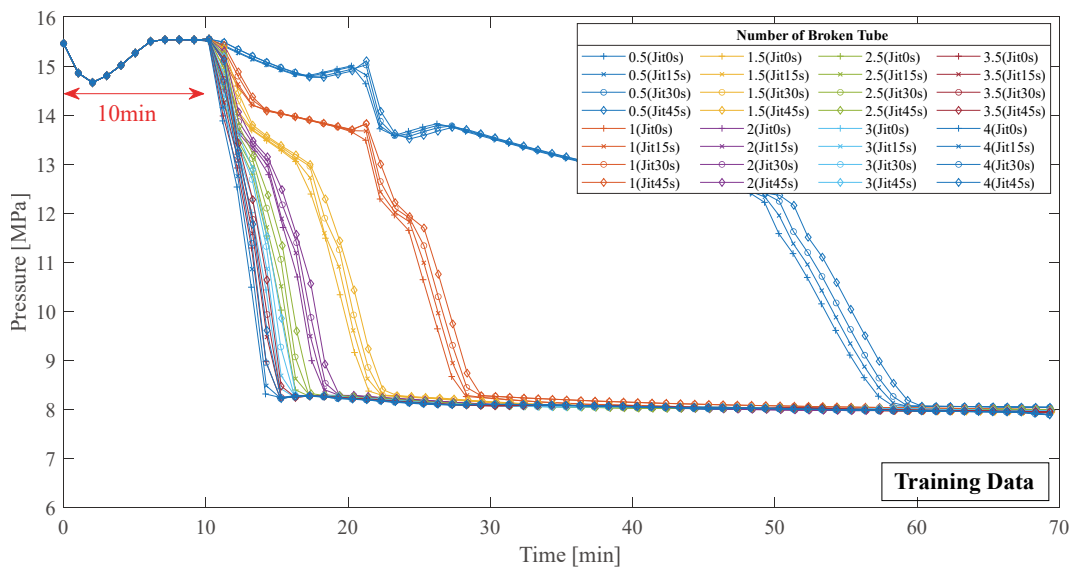


図 20 給水継続学習用データ(4 ループ)

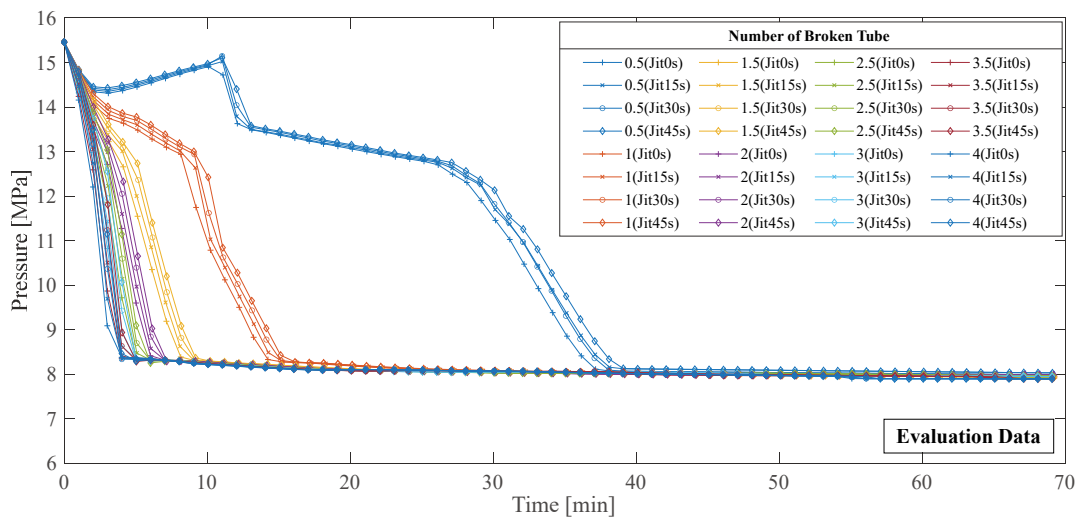


図 21 給水継続評価用データ(4 ループ)

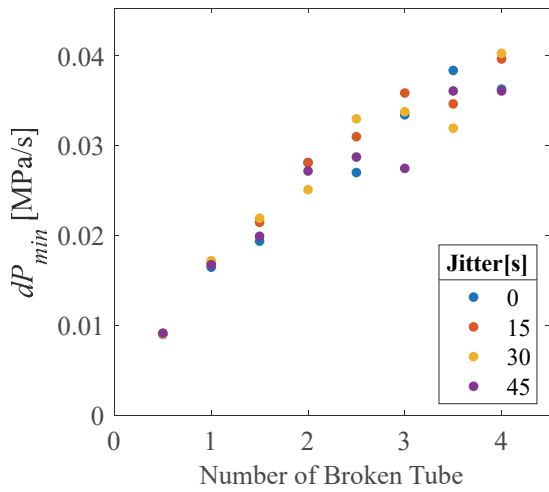


図 22 破断本数と dP_{min} (4 ループ)

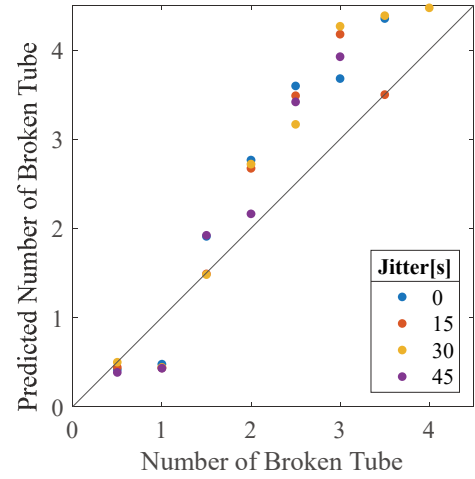


図 25 給水継続時の予想破断細管数(4 ループ)

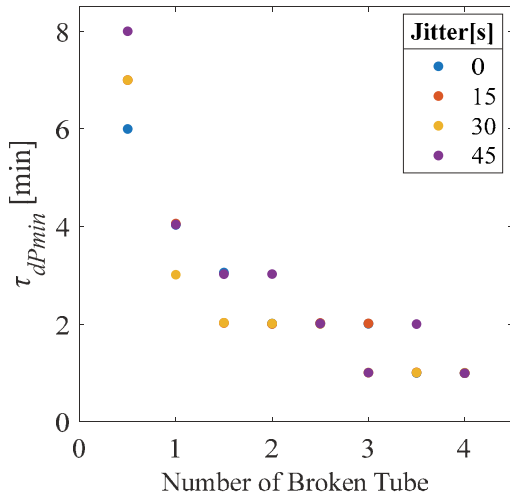


図 23 破断本数と τ_{dPmin} (4 ループ)

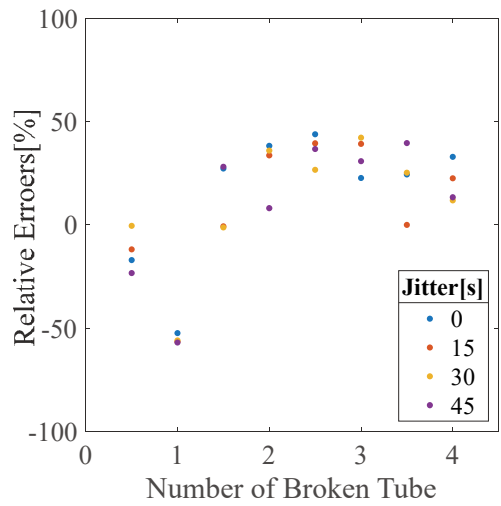


図 26 給水継続時の相対誤差(4 ループ)

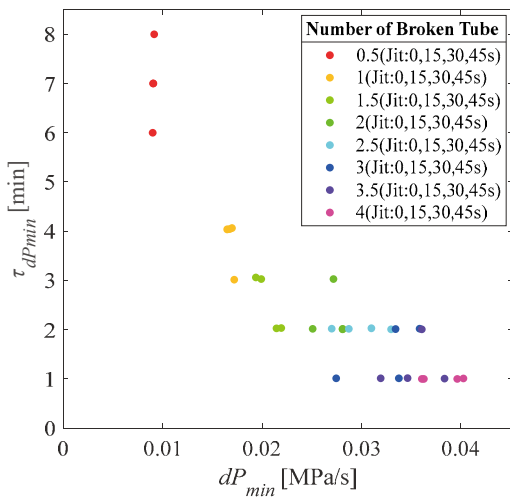


図 24 dP_{min} と τ_{dPmin} (4 ループ)

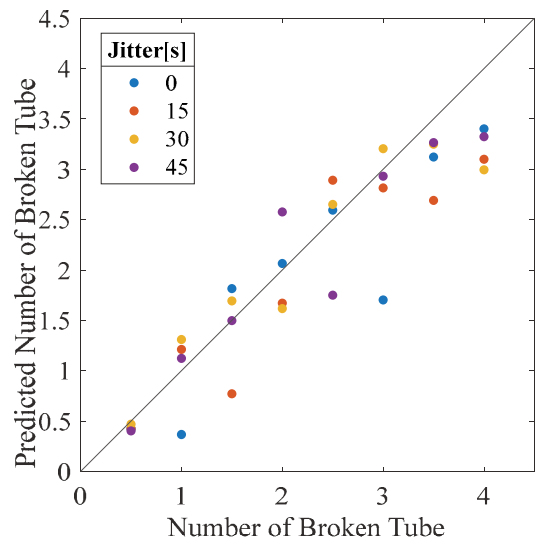


図 27 給水継続時の予想破断細管数(3 ループ)

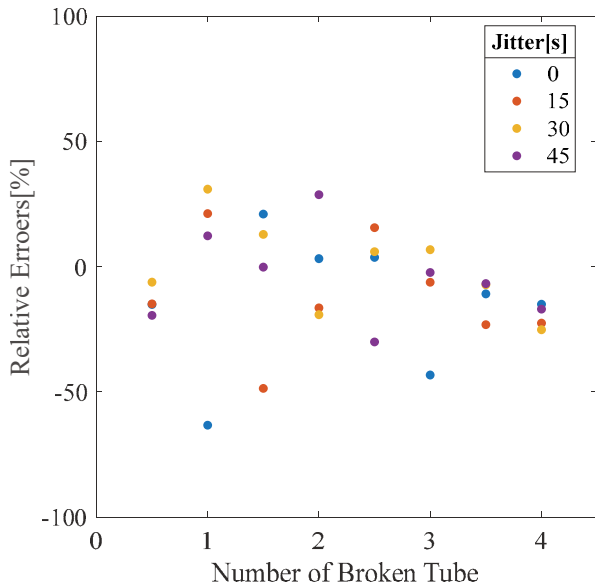


図 28 給水継続時の相対誤差(3 ループ)

4. 結論

本研究では、安全パラメータ表示システム SPDS から得られる原子炉圧力や温度等の原子力発電所のデータを利用し、機械学習を用いて蒸気発生器細管破断事故 SGTR 時に破断細管数を自動的に判断する手法を検討した。

冷却材喪失事故 LOCA 時の漏洩口径を推定する中村らの手法を元に特徴量 dP_{min} および τ_{dPmin} を機械学習することで、SGTR 時にも適用できるか検討した。その結果、SGTR 時では飽和蒸気圧のまま推移する時間が長いことから、中村らの手法では破断本数の推定にかかる時間も長くなってしまい、機械学習を用いて推定するメリットが小さいということがわかった。

早いタイミングで破断細管数を推定するために SGTR が発生してから飽和蒸気圧まで原子炉圧力が低下する期間に着目し、新しい特徴量を定義した。具体的には、破断本数推定を開始する圧力を基準点 P_{start} 、SGTR が発生したと判断する圧力を $P_{\epsilon start}$ とし、 P_{start} と $P_{\epsilon start}$ により、RCS 圧力の時間圧力微分値 dP_{min} と基準点 $P_{\epsilon start}$ から dP_{min} が確定するまでの時間 τ_{dPmin} の 2 つを定義した。

基準点 P_{start} と SGTR 開始点 $P_{\epsilon start}$ はプラントのループ数と事故シナリオ毎に評価し、各々の場合でジッタ(サンプリングのタイミング)間で dP_{min} および τ_{dPmin} の差が最小となる値とした。

SGTR 発生時刻を原子炉停止から 0 分後、10 分後で計算し、10 分後の計算データを学習用のデータ、0 分

の計算データを評価用データとした。こうすることで特徴量が時刻歴データであることから SGTR 発生時刻が変化しても影響が小さいことを確認した。

このように抽出した特徴量 dP_{min} および τ_{dPmin} をガウス過程回帰 GPR で学習し、蒸気発生器伝熱管の破断本数の推定を行った。

シナリオ(1)において、相対誤差は 25%以内(4 ループ)、65%以内(3 ループ)であり、これらは破断本数が 0.5 本、1 本の時に精度が悪く、1.5 本以上では相対誤差は 25%以内であった。以上から、4 ループプラントにおいても 3 ループプラントにおいても本手法を用いることで精度よく破断本数が推定できることが分かった。

シナリオ(2)において、相対誤差は 55%以内(4 ループ)、55%以内(3 ループ)となった。本シナリオは美浜 2 号機における SGTR 事故事象の際の状況を再現しているものであるが、以上の結果より、実際に起きた事故においても本手法が適応できることを確認した。

以上から、本研究では SGTR 時に破断細管数をリアルタイムで伝送されるプラントパラメータから機械学習により推定できることを示した。以後、これを IPPS と組み合わせることで IPPS の更なる高度化を目指す。

引用文献

- (1) 原子力委員会, 令和4年度版原子力白書, 第1章 (2021).
(http://www.aec.go.jp/jicst/NC/about/hakusho/hakusho_2023/index_pdf01.htm)
- (2) 中央防災会議, 防災基本計画 (2023).
(https://www.bousai.go.jp/taisaku/keikaku/pdf/kihon_basicplan.pdf)
- (3) 吉田他, 原子力災害時事象進展予測技術の開発ーこれまでの開発状況と今後の課題ー, INSS JOURNAL Vol. 21 RV-1 (2014).
- (4) 北海道電力他, 重大事故等対策の有効性評価に係るシビアアクシデント解析コードについて(第3部MAAP), 原子力規制委員会第102回原子力発電所の新規制基準適合性に係る審査会合資料1-2-5 (2014).
(https://warp.da.ndl.go.jp/info:ndljp/pid/11068782/www.nsr.go.jp/disclosure/committee/yuushikisya/tekigous/ei/power_plants/h26fy/index_h26fy.html)

- (5) 建部恭成, 吉田至孝, 原子力災害事象進展予測に用いる冷却材漏洩口径推定手法の開発, 日本原子力学会和文論文誌, Vol.11, No.4, pp.304-315 (2012).
- (6) U.S. NRC, RELAP5/MOD3 Code Manual, NUREG/CR-5535, INEL-95/0174, Vol. 7, Rev. 1 (1996).
- (7) 中村他, サポートベクターマシンを用いた加圧水型原子炉の冷却材喪失事故時の漏洩口径推定手法の開発, INSS JOURNAL Vol. 28 (2021).
- (8) 日本原子力文化財団, 「原子力・エネルギー」図面集. (https://www.jaero.or.jp/data/03syuppan/energy_zumen/energy_zumen.html)
- (9) 中村他, 機械学習を用いた加圧水型原子炉の冷却材喪失事故時の漏えい口径予測手法の開発, 日本原子力学会和文論文誌 Vol. 21, No. 2, p.96-105 (2022). (https://www.jstage.jst.go.jp/article/taesj/21/2/21_J21.009/_pdf)