

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

Estimation development using support vector machine
to evaluate the break diameter during PWR loss-of-coolant accident

中村 晶 (Akira Nakamura)*¹ 楠木 貴世志 (Takayoshi Kusunoki)*¹

要約 本論文では、安全パラメータ表示システム SPDS から得られるデータを利用し、機械学習を用いて加圧水型原子炉の冷却材喪失事故 LOCA 時に原子炉冷却系統の漏洩口径を判断する手法を検討した。原子炉冷却材圧力の変化から、LOCA 発生後に圧力が 4MPa 未満になる点までの間で時間差分が最小になった時刻と、平均圧力変化率を特徴量として抽出した。技術計算言語 MATLAB を用いて、これら 2 つの特徴量の抽出および 2 次の多項式カーネルを用いたサポートベクターマシンで学習を行った。結果にばらつきを与える因子としては、原子炉冷却材系統の漏洩箇所、および 1 分毎のサンプリング値となる SPDS のサンプリング時刻がある。これらのばらつきを与えてシビアアクシデント解析コードで計算し、計算の入力値の漏洩口径に対して学習したところ、推定値は相対誤差が±13%以内（標準偏差 5.6%）であった。原子炉が停止してから LOCA 発生までの時間が 0 分から 30 分、60 分と変化しても、学習結果が有効であること確認した。事故対応によっては、蒸気発生器の 2 次側を用いた原子炉冷却材の冷却を行う場合もある。この場合には圧力変化が冷却に大きく影響されるため、推定が困難であった。余震等を考えると漏洩口径が事故進展途中で拡大する場合が考えられる。拡大するタイミングによって拡大前後の設定口径に近い推定値が得られ、実用に供することができるかと判断した。

キーワード 機械学習, 原子炉冷却材喪失事故, 漏洩口径, 安全パラメータ表示システム, サポートベクターマシン

Abstract This paper describes development of a break diameter estimation method with machine learning for a PWR loss-of-coolant accident (LOCA) that uses the data obtained by a safety parameter display system (SPDS). The time between the point when the time difference of reactor coolant pressure became the minimum to the point when the pressure became less than 4 MPa after the occurrence of the LOCA, and the average pressure decreasing rate are extracted as features. The programming language MATLAB is used to extract data of these features and to learn them using a support vector machine (SVM) with the 2nd order polynomial kernel function. There are some factors that cause deviations in the results such as break location in the reactor coolant piping and the one-minute sampling timing of SPDS. After data are simulated by a severe accident code and the input break diameter is learned by the SVM with simulated data, the learning result shows a relative error of plus or minus 13% and standard deviation of 5.6%. It is confirmed that these learning results are valid even if the time from the reactor shutdown to the occurrence of LOCA changes from 0 to 30 or 60 minutes. Depending on the accident response, the reactor coolant may be cooled using the secondary side of the steam generator. Because the pressure change is greatly affected by the cooling in this case, the estimation by the learning result is not applicable. Considering aftershocks when a big earthquake occurs, the leak diameter may expand during the progress of the accident. Depending on the timing of the expansion, an estimated diameter is close to the input diameter before and after the expansion, and it is judged applicable to practical use.

Keywords machine learning, loss-of-coolant accident, break diameter, safety parameter display system, support vector machine

1. はじめに

東京電力（株）福島第一原子力発電所事故後、原子炉等規制法の改正により原子力安全規制が強化され、過酷事故対策の強化が実施されてきている。原子力事

業者は、過酷事故の発生を防止するための対策に努め可搬型電源・ポンプ等の機器の設置だけでなく、防災訓練による緊急時対応能力の向上等の人的な対策にも努めている。原子力規制庁は発電所の緊急時対策所や中央制御室の指揮者の判断能力向上のための訓練、

*1 (株) 原子力安全システム研究所 技術システム研究所

および現場の対応力向上のための訓練が行われるように指導している⁽¹⁾。

中央防災会議の防災基本計画では原子力施設の事故状態等の予測について、“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”とされている⁽²⁾。また原子力災害発生時において、住民避難を行わせる必要があるか否かの判断には、原子力施設の事故の現状のみならず、事故の進展予測、収束対応戦略、その進捗状況といった以下の情報を迅速かつ正確に把握する必要がある⁽³⁾。この事故の進展予測とは、例えば過酷事故において注水等のプラント情報を用いて数値シミュレーションを行い、プラント状態に即した予測計算により炉心損傷時刻を求めること等を指す。このような計算が行えれば、事故対応時に予測結果を踏まえた対策立案にも活用できる。

これまで原子力安全システム研究所 (INSS) では加圧水型原子力炉 (pressurized water reactor, PWR) 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⁽⁴⁾。プラントの事象進展予測にはシビアアクシデント解析コードMAAP4⁽⁵⁾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た事象進展予測システム (Incident Progress Prediction System, IPPS) として統合した。このシステムを用いて防災訓練で事象進展予測をINSSが実施しているが、プラント状態に即した予測のためには情報の把握、例えば冷却材喪失事故 (loss of coolant accident, LOCA) においては原子炉冷却システムからの漏洩流量または漏洩口

径を把握することが重要である。プラントで計測される圧力・温度・水位等のパラメータは、漏洩流量を直接与える情報ではないため、漏洩流量を仮定した事象進展予測計算を行って計測パラメータと一致するかどうかを繰り返す必要がある⁽⁴⁾。

Naら⁽⁶⁾はLOCAの漏洩箇所 の推定に確率的ニューラルネットワーク (Probabilistic Neural Network, PNN)、漏洩口径推定にファジーニューラルネットワーク (Fuzzy Neural Network, FNN) を用いて、2%以内の誤差で漏洩口径を推定できたと述べている。MAAP4を用いたシミュレーション結果から、原子炉容器圧力や温度等の13のパラメータからPNNに学習させて、ホットレグ破断・コールドレグ破断・蒸気発生器細管破断の漏洩箇所を推定した。また13のパラメータから漏洩箇所に応じて2つを自動的に選定してFNNで学習させて、漏洩口径を推定した。Leeら⁽⁷⁾は、機械学習のサポートベクター分類 (Support Vector Classification, SVC) を用いて原子炉冷却材系統と蒸気発生器に関連するプラントパラメータを学習させ、LOCA時の漏洩口径推定に用いた。Choiら⁽⁸⁾は、Naら⁽⁶⁾と同様にFNNを用いて、Leeら⁽⁷⁾と同様に原子炉冷却材系統と蒸気発生器に関連するプラントパラメータを学習させ、LOCA時の漏洩口径推定に用いた。これらの研究では推定誤差が数%と小さいものの、事故発生後の時間経過と推定との関連については述べられていない。すなわち、非定常な変化を学習させる場合に、事故発生から収束までの事故経過結果を与えて学習させたとする。しかし事故途中の過程では、事故収

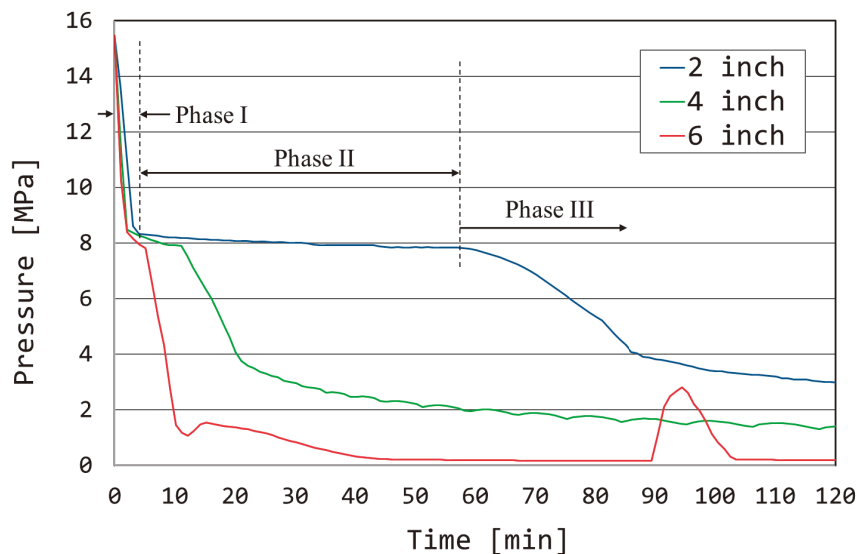


図1 加圧水型原子炉(PWR)のLOCA時の一次冷却材圧力の変化例

束までのデータが揃っていない。シミュレーション結果を与えた学習から事故進展の途中で人の判断を補助できるデータが得られるかは、機械学習の重要な課題である。

建部ら⁽⁹⁾は、LOCA時の原子炉冷却材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。PWRの一次冷却材系統（reactor coolant system, RCS）の圧力がLOCAにより図1のように時間変化する時、建部らは圧力変化を飽和圧力まで急減（フェーズⅠ）、飽和圧力付近で圧力低下が抑制（フェーズⅡ）、破断流が高クオリティ二相流となり減圧が促進（フェーズⅢ）と3つの状態に分けた。フェーズⅠから初期圧力 P_s を、フェーズⅢから低下後圧力 P_f を抽出し、それらの差を時間差で割ることで圧力低下率 R_p を求め、 P_f 毎に設定した相関式から漏洩口径を推定した。MAAP4コードもしくはRELAP5⁽¹⁰⁾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、RCS圧力の挙動が複雑になると P_s ・ P_f を抽出する精度が悪くなる

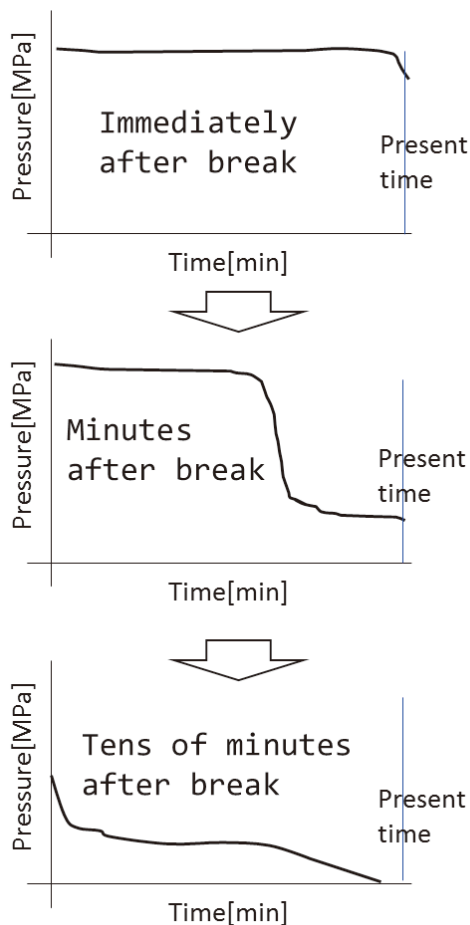


図2 LOCA 発災後の原子炉冷却材圧力の時間経過

可能性を有している。

本研究では、建部ら⁽⁹⁾の手法を改良し、データの前処理による圧力低下率の抽出と、機械学習による予測精度の向上と、事故時にモニタリングにより漏洩口径を判断できるような仕組みの構築を試みた。特に、図1のような事故後に得られる圧力変化の時刻歴から直接学習するのではなく、事故状態が進展する中で得られる情報から抽出される特徴量を学習に用いた。

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SPDS

安全パラメータ表示システム（safety parameter display system, SPDS）は原子炉圧力や温度等の原子力発電所のプラント状態を、原子力災害発生時に原子力規制委員会緊急時対応センター（Emergency Response Center, ERC）を始め外部からも把握できるシステムである。プラントパラメータや放射線レベル等の各種運転監視パラメータが1分間隔のデータとして関係各所に伝送される。前述の事象進展予測システム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シミュレーションの入力を作成している。LOCAにおいては原子炉冷却系統からの漏洩流量または漏洩口径を把握することが重要であることは前章で述べた。これまでIPPSでは建部ら⁽⁹⁾の方法によりSPDSから漏洩口径を推定している。本研究ではSPDSを用いる仕組みはそのまま、建部ら⁽⁹⁾の方法を改良することを目指した。

2.2 前処理による特徴量抽出

前述のとおりSPDSは1分毎に運転監視パラメータを伝送する。伝送されたデータを数時間保存すると図2のように時々刻々とデータが更新される。この更新される時系列データを処理して漏洩口径を推定しなければならない。単純に図1のような圧力の時刻歴をニューラルネットワークで学習すれば、学習されたデータに対して推定精度が良くても、図2のように時刻が異なる、事故中のデータに対しては推定精度が悪くなると予想される。

本研究では、建部ら⁽⁹⁾が着目したLOCA時の原子炉冷却材圧力の変化を用い、特徴量を抽出した後に機械学

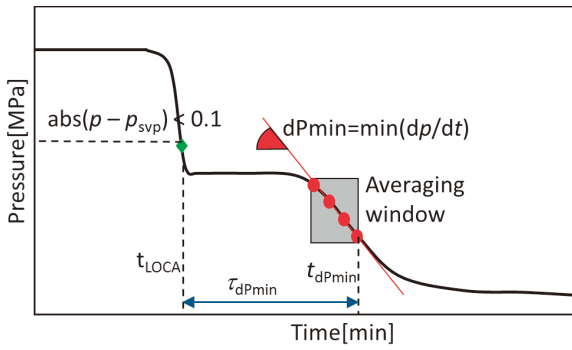


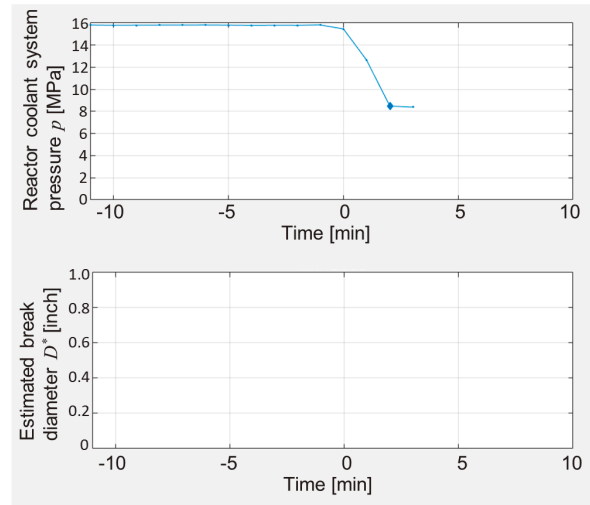
図3 LOCA 発災後の原子炉冷却材圧力の変化

習で漏洩口径との関係を学習させることとした。建部らは、飽和圧力付近で圧力低下が抑制（フェーズⅡ）された時間と、その前後の圧力差とを用いて、漏洩口径の相関式を求めた。この方法では1つの特徴量、すなわちフェーズⅡの持続時間（時間差）から算出された圧力変化率 R_p に着目している。本研究では特徴量を増やすことで予測精度を向上させることと、できるかぎり早いタイミングで推定できることを目指し、時間差（フェーズⅡの持続時間）と圧力変化率を分けて定義することを試みた。具体的には図3のように、

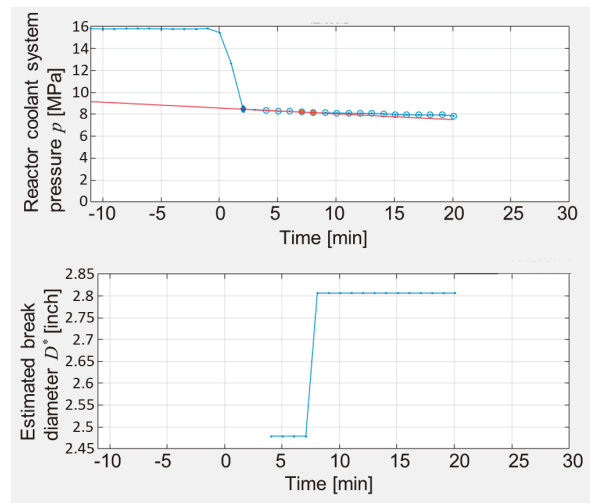
- 1) 原子炉冷却材温度から計算される飽和蒸気圧 p_{svp} と原子炉冷却材圧力 p との差 $p-p_{svp}$ が初めて 1 MPa 未満になった時点で LOCA フラグをセット。LOCA フラグがたった状態で、 $p-p_{svp}$ が 0.1 MPa 未満になった時点で、LOCA 発生と算定（時刻= t_{LOCA} ）
- 2) 時刻 t_{LOCA} 以降、圧力が 4MPa 未満になる点までの間で、圧力の時間差分が最小（傾きが最大）になった時刻 t_{dPmin} を求める。圧力変化が緩やかな場合は、最小点より前のウィンドウ内データから平均値で圧力変化率 $dPmin$ を算出
- 3) 飽和蒸気圧から圧力変化が最小になるまでの時間 $\tau_{dPmin} = t_{dPmin} - t_{LOCA}$ を算出

本研究では3)が建部らのフェーズⅡの時間差とは異なり、LOCA開始後に飽和蒸気圧近くまで下がった時点から、4MPaにまで圧力が変化する時間で τ_{dPmin} を定義した。4MPa以下では蓄圧注入系からの原子炉冷却材系統への注水が行われるため、圧力変化率の評価対象範囲外とした。

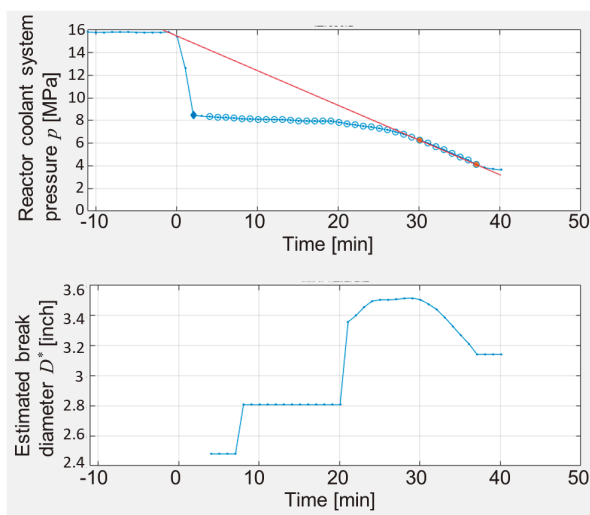
この定義に従ってプログラミングを行い、MATLAB R2019b⁽¹¹⁾で特徴量抽出と次章で述べる学習結果を適用した例を図4に示す。時間経過に従って、(a)～(c)



(a) LOCA 直後



(b) 圧力変化率の順次算出



(c) 圧力変化率の最小時刻の決定

図4 事象進展に伴う特徴量抽出の例（3インチ）

のように順に圧力 p の変化が得られる。(a) LOCA直後、(b) 圧力変化率の順次算出、(c) 圧力変化率の最小時刻の決定、といった上記1)~3)の手順から、時間経過とともに変化する p から特徴量を抽出した。(a)では t_{LOCA} を決定したが圧力変化 dP の算出は未実施、(b)では dP を算出しつつ最小値を検索、(c)では最小値 dP_{min} とそれが得られた時刻 $t_{dP_{min}}$ を決定している。さらに各図の下半分には、この手順の結果として得られた dP_{min} および $\tau_{dP_{min}}$ から、次章で説明する機械学習結果で推定された漏洩口径 (Estimated break diameter) D^* を示した。この例ではMAAP4に設定した漏洩口径 (Break diameter) $D = 3$ インチに対し、LOCA発生後5分では2.5インチと推定し、7分では2.8インチと推定、37分では3.1インチと推定して終了している (これ以降は最終推定値を保持)。このように、本研究では時々刻々のデータから予測することを目指した。

2.3 事故シナリオ

本研究では、建部ら⁽⁹⁾の検討を踏まえ、全交流電源喪失により高・低圧注入系の起動に失敗した場合のLOCA時の原子炉冷却材圧力の変化を用いることとした。また、漏洩口径が1インチ以下では前述3)の飽和蒸気圧からの低下が非常に緩慢となり、漏洩口径推定を行うよりも早期にプラントの事故対応が進むため、本研究の対象外とした。一方、漏洩口径が大きくなると後述するSPDSの1分毎のデータ転送では圧力変化を捉えることが難しくなるため、10インチ以上の場合も本研究の対象外とした。

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 漏洩位置の影響

PWR 4ループプラントを対象に、漏洩 (MAAP4コードで設定した漏洩口径 D) を原子炉冷却材系統の配管の各位置 (クロスオーバーレグ、コールドレグ、ホットレグ) に仮定し、計算した結果から先の前処理2) で得られた dP_{min} に対してプロットした結果を図5に示す。漏洩位置により同じ漏洩口径に対しても dP_{min} にばらつきが生じていることがわかる。SPDSの情報から直接には漏洩位置についての情報が得られないため、このばらつきの回避は難しく、次章で述べる機械学習による推定誤差に影響する。もし dP_{min} だけから判断すれ

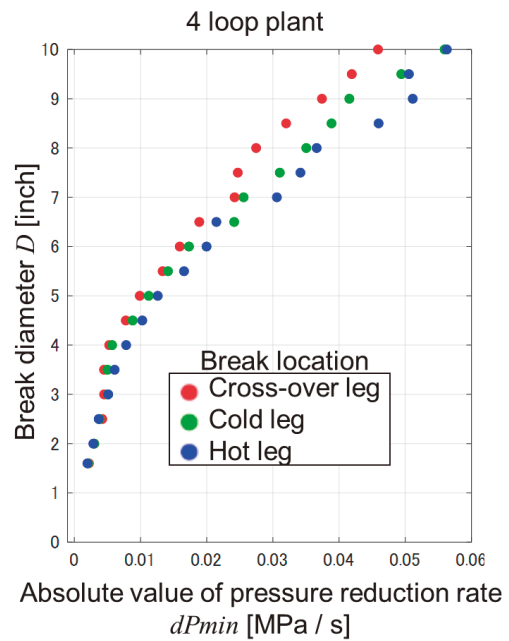


図5 漏洩口径 D に対する圧力変化率 dP_{min}

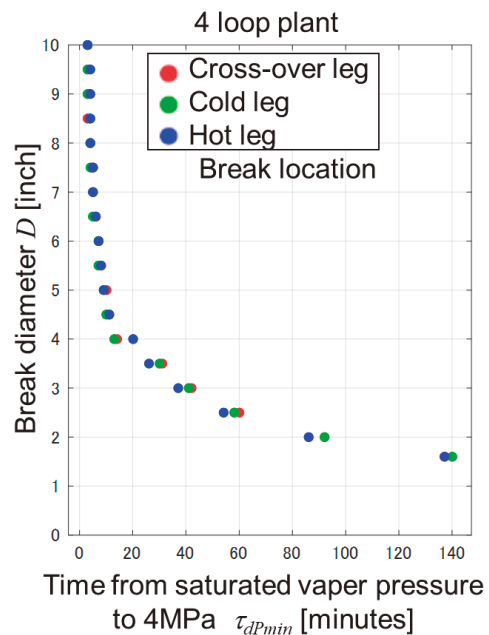


図6 漏洩口径 D に対する時間差 $\tau_{dP_{min}}$

ば、例えば図5で $dP_{min} = 0.03$ を縦に見ると青丸の7インチから赤丸の8インチ以上までばらついており、誤差は $(8-7) / ((7+8) / 2) = 13\%$ 程度生じることが予想される。

同様に4ループプラントを対象に、漏洩口径 D に対する圧力変化の時間 $\tau_{dP_{min}}$ を図6に示す。一見すると漏洩口径の大きな所で誤差が少ないように見えるが、図5に近い表示にするために横軸を $1/\tau_{dP_{min}}$ として図7に示すと、図5よりも誤差が大きくなることが予想される。SPDSは1分毎に伝送されるため、漏洩口径が大き

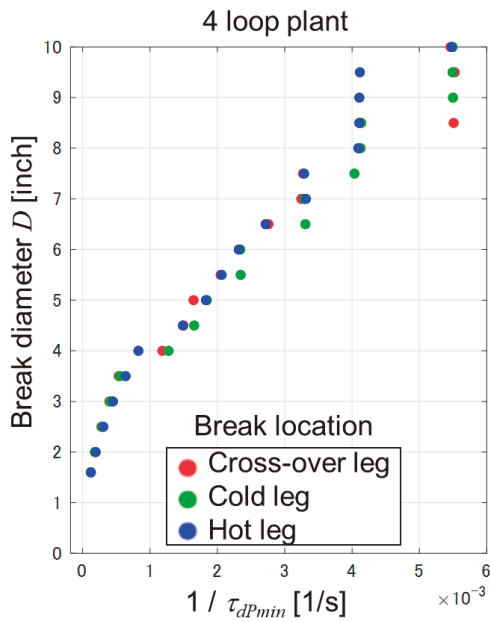


図7 漏洩口径 D に対する $1/\tau_{dPmin}$

くなり圧力変化が急になると、時間分解能による誤差が大きくなる。これが横軸 $1/\tau_{dPmin}$ が 4×10^{-3} と 5.5×10^{-3} にプロットされる点が多い理由である。同じ $1/\tau_{dPmin} = 4 \times 10^{-3}$ で見ると、漏洩口径は7.5インチから9.5インチまでばらついており、 $(9.5 - 7.5) / ((9.5 + 7.5) / 2) = 24\%$ 程度の誤差が予想される。

2.5 サンプル時刻の影響

SPDSが1分毎に伝送されるデータであるため、計測値にはサンプリングされるタイミングの影響があると考えられる。この点を確認するため、MAAP4の計算開始から30秒後、60秒後の2条件で時間をおいてからLOCAを発生させた計算を、すべての漏洩口径に対して行った。漏洩口径に対して $dPmin$ 、 $1/\tau_{dPmin}$ をプロットした結果を図8、9にそれぞれ示す。30秒後、60秒後という時間はサンプリングに対する誤差として影響すると考え、プロットは0秒後を示した図5と同じ色を用いて凡例で分けていない。図8を見ると赤、緑、青のプロットがそれぞれの分布傾向を維持しつつばらつきを示しており、誤差を生じていることがわかる。

3. 特徴量を用いた機械学習と推定精度の確認

3.1 SVMによる漏洩口径量の推定

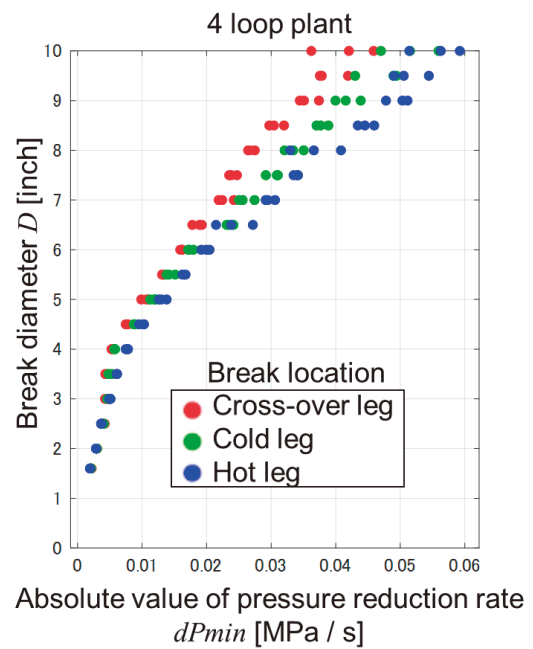


図8 サンプルング時間を変えた時の漏洩口径 D に対する圧力変化率 $dPmin$

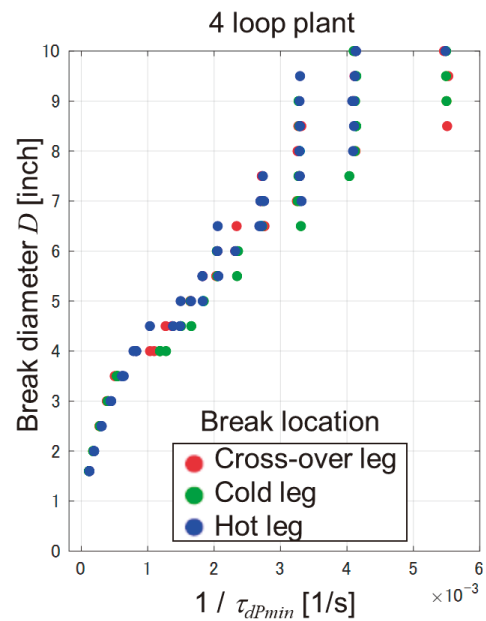


図9 サンプルング時間を変えた時の漏洩口径 D に対する $1/\tau_{dPmin}$

前章で検討した $dPmin$ 、 τ_{dPmin} の2つの特徴量から漏洩口径 D を機械学習で推定することとした。機械学習にはMATLAB R2019bを用いて、推定手法としては、二次多項式カーネルを用いたサポートベクターマシン (Support Vector Machine, SVM) 回帰を採用した。学習データ量が少ないため、Leave-one-out検証を行い、その結果をもって推定の精度としている。また、

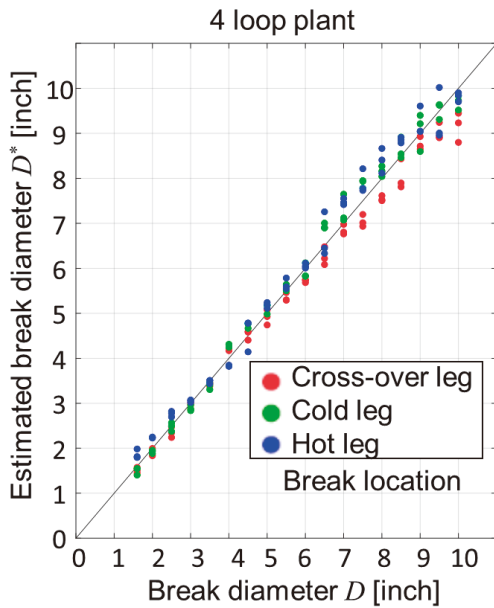


図10 漏洩口径 D に対する推定値 D^*

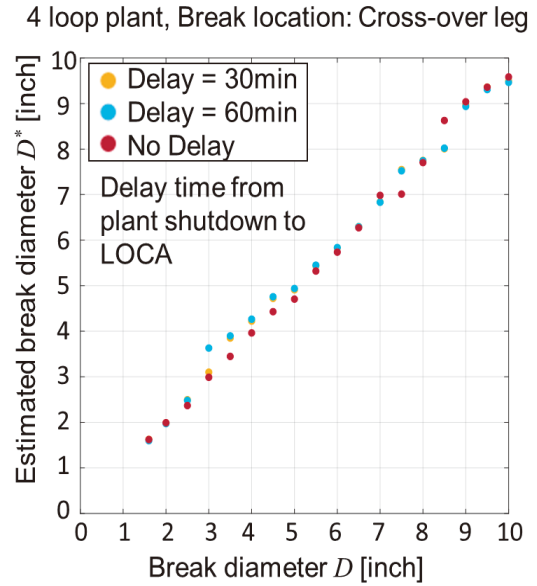


図12 原子炉停止からLOCAまでの時間間隔があった場合の漏洩口径 D に対する推定値 D^* (漏洩位置: クロスオーバーレグ)

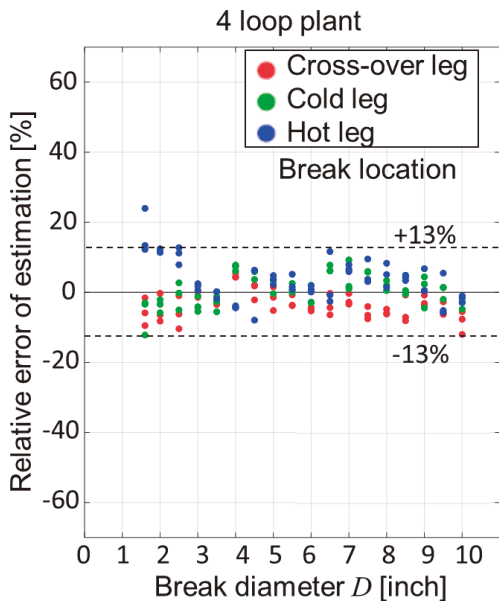


図11 漏洩口径 D に対する推定値 D^* の相対誤差

SVMのハイパーパラメータはMATLABの回帰学習器を用いて最適化した。

学習結果を用いた漏洩口径 D に対して推定値 D^* をプロットした結果を図10に、また推定値 D^* の相対誤差を図11に示す。図11からは2インチ以上10インチ以下の範囲では概ね相対誤差が±13%以内(標準偏差5.6%)で推定できていることが分かる。

3.2 原子炉停止からLOCA発生までの時間の影響

例えば地震で原子炉が自動停止した後に、数回の本震・余震でLOCAが発生するような状況を考えると、原子炉停止からLOCA発生までの時間間隔に対して前章の前処理および学習結果からの推定が有効かどうかを確認しておく必要がある。時間間隔なしのデータから前節で学習させた結果を用いて、原子炉停止から30分後、60分後の2条件でLOCA発生までの時間間隔を入れたMAAP4の計算結果から推定した結果を図12に示す。図12では3~4インチで時間間隔無しに対して時間間隔がある場合の推定結果が過大評価となっているが、0.5インチ程度の差異であり、実用上は問題ないと判断した。

3.3 蒸気発生器を用いた強制冷却の影響

地震等で送電系統に損傷が生じて外部電源を喪失し、かつ非常用発電機の起動に失敗する全交流電源喪失時には、原子炉冷却材を冷却するためPWRでは蒸気発生器を用いた2次系強制冷却(intentional depressurization of the steam generator secondary side, IDSG)が行われる。全交流電源喪失時のLOCA発生を考えると、原子炉冷却材が冷却されれば圧力が低下し、LOCAによる圧力低下と重なる場合が考えられる。このような状況では、3.1節で前述した圧力低下

率による学習をもとにした漏洩口径推定には、影響を受けることが予想される。冷却を行うための蒸気放出に必要な主蒸気逃し弁の開操作を原子炉停止から30分後に実施すると同時にLOCA発生、もしくは主蒸気逃し弁開放からさらに30分後にLOCA発生と2ケースの仮定を置いてMAAP4の計算を行った。その結果を用いて漏洩口径を推定した結果を図13に示す。

IDSGから30分後にLOCA発生した水色のプロットを見ると、漏洩口径 D に対して推定値 D^* はすべて約3.5インチとなっているが、漏洩口径が3.5インチということではない。これはIDSGによる原子炉冷却材圧力が3.5インチ漏洩に相当する低下率で下がっていることを示している。そのため、IDSGを行うと今回開発した推定手法では漏洩口径を推定できない。

図14にはIDSGから30分後にLOCA発生の場合で、設定した漏洩口径が2インチの場合の、原子炉冷却材圧力の変化を赤線で示す。図中には図1の青線、すなわちIDSG無しの2インチ漏洩のデータも示している。IDSG無しでLOCA発生のみの場合には図1に示したとおり、漏洩口径が2インチの場合に原子炉冷却材圧力がほぼ一定で推移するフェーズIIが60分近く続いた。一方、IDSGから30分後にLOCA発生する図14の赤線では、IDSG開始（時刻：30分）直後に圧力は降下開始し、IDSGのみで圧力が3MPaまで低下し、その後LOCA（時刻：60分）が生じる。結果としてLOCAによる圧力低下はほとんど見られない。そもそも、このような条件では原子炉冷却材圧力から漏洩口径を推定することはできな

4 loop plant, Break location: Cross-over leg

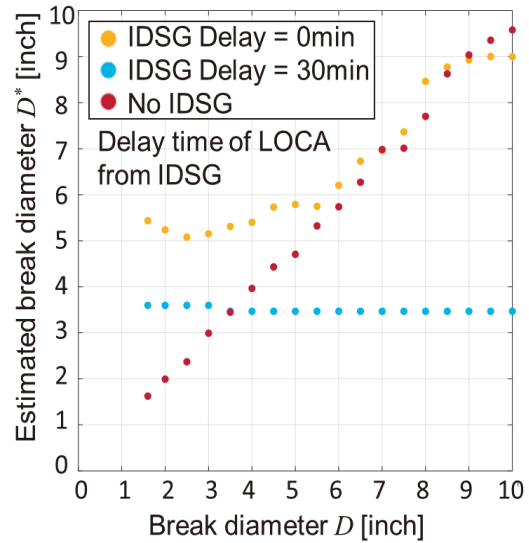


図13 蒸気発生器を用いた原子炉冷却材系統の冷却 (IDSG) を行った場合に、冷却と LOCA 発生が同時 (LOCA+IDSG)、または 30 分後に LOCA 発生 (LOCA 30min after IDSG) の 2 条件での漏洩口径 D に対する推定値 D^* (漏洩位置：クロスオーバーレグ)

い。

一方、IDSGと同時にLOCA発生する図14の緑線では、平均的な圧力低下率ではIDSGのみの赤線よりも大きくなり、図13では約5インチの漏洩口径と推定された。しかし図1に見られたフェーズIIの挙動が見られないなど、青線と同じ2インチの漏洩口径と推定することはできない。

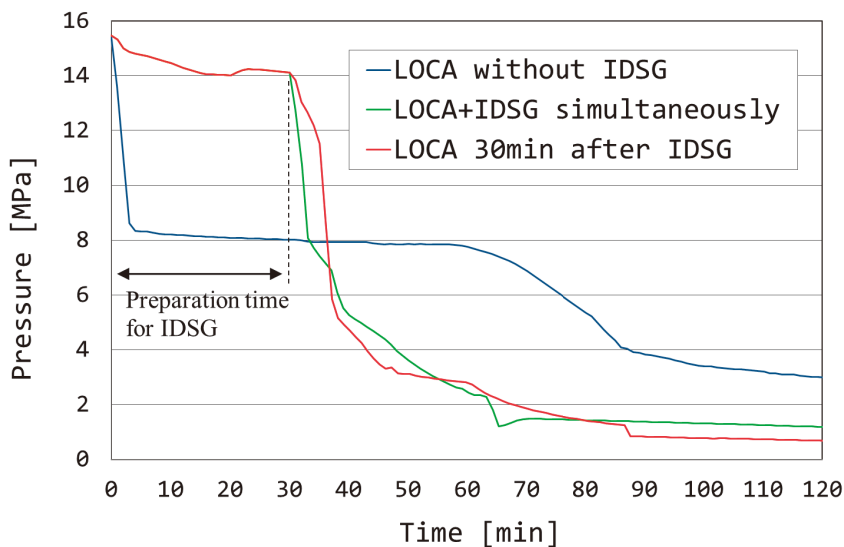


図14 蒸気発生器を用いた原子炉冷却材系統の冷却 (IDSG) を行った場合に、冷却と LOCA 発生が同時 (LOCA+IDSG)、または 30 分後に LOCA 発生 (LOCA 30min after IDSG) の 2 条件での一次冷却材圧力 p の変化 (漏洩位置：クロスオーバーレグ)

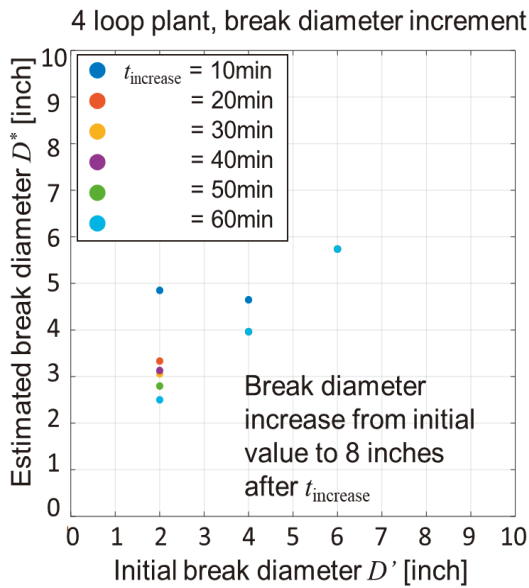


図15 LOCAが発生した初期の漏洩口径 D' と漏洩が拡大するまでの時間 t_{increase} を変えた場合の圧力 p の変化(漏洩位置:クロスオーバーレグ)

3.4 漏洩口径の拡大の影響

LOCAが生じて以降、数回の余震により漏洩口径が拡大する可能性もある。初期の漏洩口径 D' と口径が拡大するまでの時間 t_{increase} の組み合わせは様々なパターンが考えられるが、ここでは拡大後の漏洩口径を8インチと固定して、 D' は主に2インチ、 t_{increase} を10~60分と組み合わせた計算から漏洩口径を推定した結果を図15に示す。

図15で初期漏洩口径 D' が2インチの場合、比較的短い時間間隔である10分で8インチに拡大した場合には、5インチと推定されている。しかし20分以上間隔が開いた場合には初期口径に近くなり、2.5~3.5インチと推定されている。間隔が開けば初期口径での漏洩と途中で拡大した影響が分離されやすいため、 D' に近い推定結果が得られることは実用的である。運用上は、初期口径から事象進展予測を開始し、圧力変化から口径が拡大した後はその変化を感度解析にて求めることで対応できる。

一方、初期漏洩口径 D' が6インチの場合、時間間隔が10~60分と変わっても同じ値になり、約6インチと推定された(図中では水色のプロットに他のデータが隠れている)。計算結果の圧力変化を別途確認すると6インチから8インチへと拡大しても挙動にほとんど

変化が見られないことから、漏洩拡大までの時間間隔が変化しても同じ値に推定されていることは妥当であり、かつ初期漏洩口径を推定値できている。

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、機械学習を用いて冷却材喪失事故LOCA時に原子炉冷却系統の漏洩口径を自動的に判断する手法を検討した。原子炉冷却材圧力の変化から2つの特徴量を抽出し、機械学習の入力とすることを考えた。2つの特徴量とは、LOCA発生後に原子炉冷却材圧力が4MPa未満になる点までで圧力の時間差分が最小(傾きが最大)になった時刻 t_{dPmin} と、その時点より前の平均圧力変化率 $dPmin$ である。

シビアアクシデント解析コードMAAP4により計算した結果からSPDSのデータに相当する原子炉冷却材圧力を計算した。この2つの特徴量の抽出を機械学習もできる技術計算言語MATLABで行い、さらにMAAP4の入力で設定した漏洩口径を用いて2次多項式カーネルを用いたサポートベクターマシンSVMで学習を行った。ここで、原子炉冷却材圧力の前処理結果にばらつきを与える因子としては、原子炉冷却材系統の漏洩箇所、および1分毎のサンプリング値となるSPDSのサンプリング時刻である。

学習の結果、入力値の漏洩口径 D に対して推定値 D^* の相対誤差は概ね相対誤差が $\pm 13\%$ 以内(標準偏差5.6%)で推定できた。現実のLOCA事象では、原子炉が停止してからLOCA発生までの時間は変化する。30, 60分後にLOCA発生した場合は、同時に発生したと仮定した上記の相対誤差の範囲で推定できることを確認した。一方事故対応によっては、蒸気発生器を用いた原子炉冷却材の冷却を行う場合もあるが、この場合には原子炉冷却材圧力の変化が蒸気発生器を用いた冷却に大きく影響されるため、推定が困難であった。また、余震等を考えると漏洩口径が事故進展途中で拡大する場合が考えられるが、拡大するタイミングによっては拡大前後の設定口径に近い推定値が得られ、実用には供することができるかと判断した。

以上のように本研究では、LOCA発生時の漏洩口径を、プラントパラメータを用いた機械学習により推定が可能になることが示された。今後、学習する対象を広

げ、事故進展の途中で人の判断を補助できるシステムの構築が期待される。

謝辞

MATLABを用いた前処理および機械学習については、マズワークス合同会社の池上徹氏にご協力をいただいた。ここに記して謝意を表する。

引用文献

- (1) 原子力委員会, 平成30年度版原子力白書, (2019).
- (2) 中央防災会議, 防災基本計画 (2020).
http://www.bousai.go.jp/taisaku/keikaku/pdf/kihon_basicplan.pdf
- (3) 原子力規制庁, 第11回原子力事業者防災訓練報告会説明資料, (2019).
<https://www.nsr.go.jp/data/000275094.pdf>
- (4) 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).
- (5) 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/yuu-shikisya/tekigousei/power_plants/h26fy/index_h26fy.html
- (6) Man Gyun Na, et al., Estimation of break location and size for loss of coolant accidents using neural networks, Nuclear Engineering and Design, 232, pp.289-300 (2004).
- (7) Sung Han Lee, et al., Diagnostics of Loss of Coolant Accidents Using SVC and GMDH Models, IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol.58, No.1, pp.267-276 (2011).
- (8) Geon Pil Choi, et al., Estimation of LOCA Break Size Using Cascaded Fuzzy Neural Networks, Nuclear Engineering and Technology, Vol.49, pp.495-503 (2017).
- (9) 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).
- (10) U.S. NRC, RELAP5/MOD3 Code Manual, NUREG/CR-5535, INEL-95/0174, Vol. 7, Rev. 1 (1996).
- (11) MathWorks, MATLAB help.
<https://jp.mathworks.com/help/matlab/index.html>