

インバリアント分析技術の大規模物理システムへの適用

—原子力発電所の監視への適用を例に—

棗田 昌尚^{†1} 落合 勝博^{†1} 朝倉 敬喜^{†1} 林 司^{†2}

^{†1} 日本電気 (株) ^{†2} 中国電力 (株)

発電所や化学プラントなどの大規模物理システムでの事故は莫大な人的・経済的・社会的損失を引き起こすリスクがある。その回避のために異常の早期検知・特定を、早期、かつ、人の力量に強く依存しない形で実現することが強く求められる。この目的のため、ICTシステムの監視で実績のあるインバリアント分析技術が大規模物理システムでも有効に働くと考えた。本稿では、この仮説に基づき、大規模物理システムの1つである原子力発電所の監視にインバリアント分析技術を適用した事例と、そこから得られた知見を紹介する。

1. はじめに

本稿では、インバリアント分析技術[1]の大規模物理システムへの適用について、原子力発電所の監視に適用した事例と、そこから得た知見を紹介する。

インバリアント分析技術は、ビッグデータからシステムの挙動を網羅的に把握し、異常を早期に検知する分析技術である。このインバリアント分析技術を用いたICTシステムの監視ソフトウェアがWebSAM Invariant Analyzer[2]であり、2009年に製品化されて以来、さまざまなICTシステムの監視で用いられている。そして、2014年には、原子力発電所の監視向けに、インバリアント分析技術を用いた故障予兆監視システム[3]を開発し、中国電力(株)島根原子力発電所に提供した[4]。以下、第2章では、原子力発電所をはじめとする大規模物理システムの監視における課題を説明する。第3章では、インバリアント分析技術の概要と、ICTシステムにおける適用事例を示す。第4章では、インバリアント分析技術の大規模物理システムへの適用事例として、原子力発電所の監視での有効性実証に向けた活動を紹介し、その活動を通して得た知見を説明する。最後に、第5章で本稿をまとめる。

2. 大規模物理システムの監視における課題

我々の生活は、大規模物理システムによって支えられている。物理システムは、ICTシステムとは異なり、物理

法則に従って実社会で役割を果たすシステムである。そのうち大量のコンポーネントによって構成されるものが大規模物理システムであり、発電所や化学プラント等がある。このような大規模物理システムは、我々が便利で快適な生活を送るために必要な電気や製品を生み出しており、現在の社会システムの根幹を担っている。

その一方で、大規模物理システムにおける事故は、一歩間違えば莫大な人的・経済的・社会的損失をもたらしかねない。たとえば化学プラントでは、2011年に爆発火災による死亡事故が発生し、事故発生から約1年半の間に144億円の損失が発生している。このとき、水質汚濁防止法の基準値を超える発がん性物質が海に流出するという環境汚染も発生している。また、2012年には別の化学プラントで、爆発火災による死亡事故が発生し、工場内の2プラントが損傷するだけでなく、近隣家屋が999件損傷している。

このような事故を含めて化学プラントのような危険物施設での事故は、近年、増加している。総務省が平成26年(2014年)に発行した資料によると、危険物施設からの火災・流出事故は、1989年以降で事故が最も少なかった1994年と比べて、2013年には、事故件数が2倍になっている[5]。一方で、危険物施設数はその間に22%減少していることから、危険物施設における事故リスクは高まっているといえる。

近年の事故増加の原因は、化学プラントを取り巻く背景にあるとの指摘がある[6],[7],[8]。それは、システムのブラックボックス化、現場の対応能力の低下、設備劣化

の3つに分類できる。システムがブラックボックス化した背景には、システムの大規模・複雑化、システムの構成要素である設備の自動制御化がある。現場の対応能力が低下した背景には、設備管理や保全業務の分業化による知識の偏在、故障現象や建設機会減少による知識や経験の不足による危険予知能力（リスク感性）の低下、熟練技術者の退職がある。設備劣化は、2013年に物的要因で発生した事故原因の1位であり、1994年から2013年にかけての増加件数が最も多い[5],[9]。

これらを総合して、システムのブラックボックス化と現場の対応能力の低下によって、人の力量に強く依存した安全確保が難しくなっていると同時に、設備劣化による事故リスクが増加していることが、化学プラントの抱えている課題であると考えられる。

化学プラントにおいて事故リスクを引き上げる原因と評価されているシステムのブラックボックス化、現場の対応能力の低下、設備劣化は、ほかの大規模物理システムでも一部顕在化している[10]。そのため、化学プラントに限らずさまざまな大規模物理システムにおいて、同様の事故リスクが深刻な課題になってくるに違いない。今後、その解決のために人の力量に強く依存しない安全確保の仕組みがさまざまな大規模物理システムでますます重要になると考える。

一方で、大規模物理システムにおける事故を防止するためには、異常の早期検知・早期特定が有効である。異常の早期検知・早期特定によって、異常の対処にかけられる時間をより多く確保できるためである。その結果、事故を未然に防ぐなど、被害を最小化できる可能性が高い。

しかし、異常の早期検知に対する従来のアプローチでは、人の力量への依存度が高く、今後の持続性に課題がある。従来のアプローチでは、センサデータの値を単独で監視する閾値監視、熟練技術者による視覚や聴覚等の五感による確認、熟練技術者による危険予知が用いられている。閾値監視は閾値の設定の仕方で有効性や運用性が左右されるが、その閾値を設定するのは熟練技術者である。したがって、いずれの検知方法も人の力量に大きく依存していることになる。

3. インバリエント分析技術と ICT システムへの適用

ICTシステムでも、熟練技術者の力量に依存した監視方法が用いられ、システム障害を見逃すという課題があ

った。この課題解決には、センサデータからシステムを監視するモデルを自動的に生成し、監視するインバリエント分析技術が有効であった。

3.1 インバリエント分析技術

インバリエント分析技術は、複雑な設定やドメイン知識なしに、システムから得られる複数のセンサデータから、平常時のセンサデータ間に成り立つ不変関係（Invariant: インバリエント）を自動的に発見する。そして、インバリエントをリアルタイムに監視し、その変化から事故の予兆を検出する。そのため熟練技術者の力量に依存しない異常検知が可能である。また、インバリエント分析技術は、センサの値に物理的または論理的な解釈を与えずに、純粋に数値データとして処理する。つまり、数値データであれば分析できるため、対象システムを選ばない汎用的な分析技術である。

システム全体を監視するためのモデルを得るために、インバリエント分析技術では、インバリエントを網羅的に探索し、その集合であるインバリエントモデルを生成する。個々のインバリエントは2つのセンサ間という局所的な関係を数式でモデル化したものだが、これを網羅的に集めたインバリエントモデルとして、システム全体をモデル化することが、インバリエント分析技術の特徴である。

インバリエントモデルを用いてシステムを構造的に捉えることができる。インバリエントモデルを可視化した例を図1に示す。点がセンサに対応し、点と点の間を結ぶ線がインバリエントに対応する。つまり、2つの点が線分で結ばれている場合、その間にはインバリエントが抽出されたことを示している。一方で、2つの点が線分で結ばれていない場合、その間には、インバリエントが抽出されなかったことを示している。このインバリエン

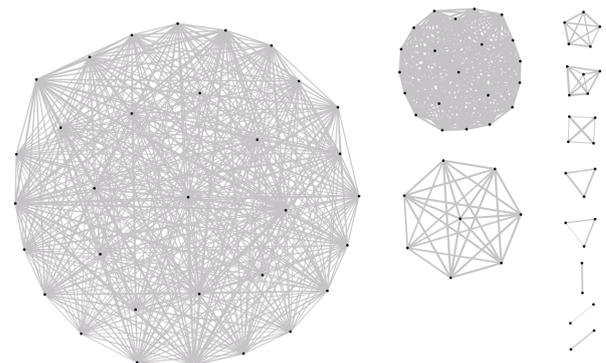


図1 インバリエントモデルの可視化例

トの接続関係を利用して、インバリエントの抽出に寄与したセンサを分類することができる。図1の例では、11個のグループに分類できる。それぞれのグループに含まれるセンサは、特に論理的につながりの強いセンサである。このように、センサ間の関係性の有無や、ほかのセンサとの関係性の疎密等、インバリエントモデルからシステムの論理的な構造を把握できる。

システムを監視するために、インバリエント分析技術は、インバリエントをリアルタイムに監視し、その変化を異常として検知する。具体的には、インバリエントから得られたセンサデータの推定値とその実測値が大きく乖離している場合、インバリエントが変化したとする。このように、インバリエント分析技術では、センサデータの推定値と実測値の比較からインバリエントの変化を検知することで、システム内の「いつもと違う」動きを、事故の予兆として発見する。インバリエントを用いてインバリエントの変化の有無を判定する方法を図2に示す。ここでは、インバリエントモデルに含まれる2つのインバリエントを用いて、判定方法を具体的に説明する。このインバリエントは、センサXとセンサYの関係性を $y^*=f(x)$ 、センサXとセンサZとの関係性を $z^*=g(x)$ として表したものである。今、センサX、センサY、センサZの実測値 x, y, z が得られたとする。すると、上記のインバリエントを用いてセンサYとセンサZの推定値が得られる。この推定値と実測値を比較して同じ場合は、「いつもと同じ」、つまりインバリエントに変化はないと判定し、異なる場合は、「いつもと違う」、つまりインバリエントに変化があると判定する。これらの判定をすべてのインバリエントに対して繰り返した結果から、システムの異常度を算出する。インバリエント分析技術では、この異常度を監視指標

とする。

従来のアプローチである閾値監視は、センサデータの値の大小を監視するため、単独のセンサデータが平常時に変化する範囲であれば、異常を検知しない。そのため、事故の予兆のようにセンサ値の変化がわずかで、その値が平常時に取り得る値であれば、原理的に異常を検知できない。

これに対してインバリエント分析技術は、センサ間の関係性の変化を監視するため、平常時にセンサデータが変化する範囲内で閾値監視が異常を検知できなくても、インバリエントな関係にあるセンサがその変化に追従していなければ、異常を検知する。そのため、インバリエント分析技術では、閾値監視よりも早期に異常を検知できる。

また、インバリエントの変化から、異常個所の特定に対して有効な情報が得られる。これは、インバリエントの変化が異常による影響範囲や影響度を表しているためである。

変化したインバリエントの集まりが異常による影響範囲を示す。そのため過去に発生した異常ごとに、変化が発生したインバリエントの情報をデータベースに保存しておくことで、インバリエントが変化した個所から過去に発生した類似の異常を検索することができる[11]。データベースに保存する情報に、インバリエントの変化した個所だけでなく、異常原因や対処方法などの周辺情報を含めることで、原因特定および対処方法の手がかりとなる情報が得られる。過去に発生していない異常であっても、インバリエントの変化に関与したセンサデータについて、その関与度を評価し、関与度の大きいものを異常個所の候補として絞り込むことができる[12]。

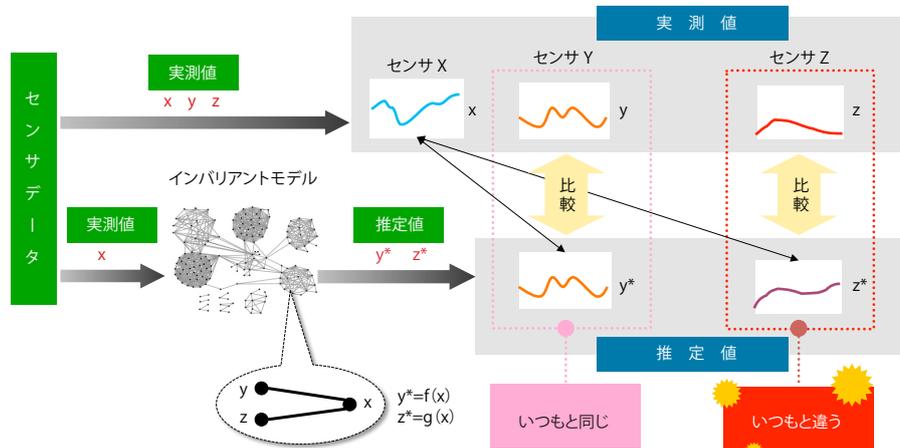


図2 インバリエントの変化に基づく異常検知

変化したインバリエントによる推定値と実測値の乖離度は、異常による影響度を示す。そのため、乖離度を時系列データとして可視化することで、いつから、どのように異常による影響度が変化したか視認することができる。

3.2 ICTシステムへの適用実績

もともとインバリエント分析技術は、ICTシステムにおけるコスト増加の主原因である「サイレント障害」を検知するために生まれ

た技術である。サイレント障害とは、既設の監視システムソフトウェアが検知できない障害のことである。従来のシステム監視ソフトウェアでは、CPUやメモリの使用量などのセンサデータの値そのものを監視する閾値監視が一般的であり、異常が発生しているにもかかわらずセンサ値が閾値監視の閾値を超えない異常が、サイレント障害となる。

ICTシステムにおけるシステムの監視ルールは熟練技術者にゆだねられており熟練技術者の力量への依存度が高い。また、システムの大規模・複雑化や業務の分業化による知識の偏在によりシステム全体の挙動を把握することが難しくなっており、適切な監視ルールを設定することが困難になっていることがサイレント障害の発生原因となっていた。

そこで、熟練技術者の力量に依存せず、サイレント障害を検知可能な技術を開発する必要があった。

ICTシステムにおける分析事例を表1に示す。たとえば、1番目の事例では、数千の監視対象センサを有する数十台規模の3階層Webシステムを対象に、データベースサーバのサイレント障害を検知し、サービスへの影響を未然に防止した。この事例では、変化したインバリエントがデータベースサーバの一部のディスクに集中していたことから、データベースサーバのディスクが障害原因個所として疑われた。そこで、熟練技術者が、データベースサーバを調査したところ、データベーステーブルのチューニング不足によって意図しないデータベースサーバへの負荷集中が発生していたことが明らかになった。このように、局所的な不変関係を積み上げたインバリエントモデルによる監視は、実際のICTシステムに対して有効であることが実証されている。

4. インバリエント分析技術の原子力発電所への適用

4.1 原子力発電所における有効性検証

インバリエント分析技術は、ICTシステムだけではなく、大規模物理システムの監視にも有効であると考え、その適用に着手した。なぜならば、両システムには、多くの共通性があるためである。その共通性とは、監視対象が大量のセンサデータであること、監視方法に従来の閾値監視が用いられていること、システムが大規模・複雑なため異常の早期発見が課題となっていたこと、である。インバリエント分析技術の適用対象として、最初にアプローチしたのが原子力発電所である。原子力発電所では、事故またはシステムの不調による社会的影響や経済的損失が大きい。たとえば、意図しない停止の場合は、数十億円の経済損失が生じるとともに、地域社会に不安を与えることになる。そのため、異常を早期に検知し、システムの停止を防ぐことが大きな経済価値と社会の安心につながるため、インバリエント分析技術の導入メリットが大きい。さらに、アプローチした中国電力(株)島根原子力発電所では、団塊世代のベテラン職員が退職を迎える中で、技術継承の不足を補うために、人の力量に強く依存しない異常検知方法を模索しており、インバリエント分析技術による自動的なモデル生成および監視が要望に合致していた。

このような背景のもと、島根原子力発電所において、中国電力(株)、日本電気(株)、(株)IIUは共同で、原子力発電所へのインバリエント分析技術の適用検討を2011年に開始した。分析結果の解釈には原子力発電所に対する知識が必要なため、専門家である(株)IIUと協力して適用検討を進めた。

適用検討にあたって、まず、過去の異常事例について、異常発生前後のセンサデータを解析し、早期異常検出の可否を確認した。その結果、インバリエント分析技術が、異常を早期に検知しており、原子力発電所に適用できる可能性があることが分かった。

そこで、より詳細な評価と、島根原子力発電所の過去の異常事例にはないが、発生する可能性のある異常の検出可否を確認するための実証実験を実施した。具体的に

表1 ICTシステムにおける分析事例

No.	分析事例	検知した異常	効果
1	Web3Tier 業務システム	<ul style="list-style-type: none"> AP サーバの処理異常 DB サーバへの負荷集中 通常ではないアクセス発生 	<ul style="list-style-type: none"> 障害の検知 障害原因の絞り込み
2	Oracle DB 分析 (1)	<ul style="list-style-type: none"> SQL 実行回数の異常 	<ul style="list-style-type: none"> DB 障害の検知 障害原因の絞り込み
3	Oracle DB 分析 (2)	<ul style="list-style-type: none"> Global Cache の異常 	<ul style="list-style-type: none"> DB 障害の検知 障害原因の SQL 単位での絞り込み
4	NW 分析	<ul style="list-style-type: none"> トラフィック異常 	<ul style="list-style-type: none"> NW 障害の早期発見 原因個所のポート単位での絞り込み
5	NW・サービス性能分析	<ul style="list-style-type: none"> トラフィック異常 処理遅延 	<ul style="list-style-type: none"> サービス性能劣化の早期発見 原因個所のサービス提供個所単位での絞り込み
6	Netflow 分析の検証	<ul style="list-style-type: none"> スイッチ間ネットワーク負荷 スイッチ間 STP 無効化 ICMP 大量投入 	<ul style="list-style-type: none"> NW 障害の検知 障害原因の IP アドレス単位での絞り込み

は、島根原子力発電所の技術訓練用施設に、疑似的にさまざまな異常を発生させ、異常の早期検出の可否を確認した。分析対象とする模擬異常は中国電力（株）が設定した。

ここでは、過去の異常事例と、島根原子力発電所の技術訓練用施設で疑似的に発生させた異常をインバリエント分析技術で分析した結果の一例を紹介する。

4.1.1 過去異常事例分析

インバリエント分析技術で分析した過去異常事例の1つに主蒸気圧力検出器からの微小な蒸気漏えい[13]（以後、蒸気漏えい異常という）がある。既存のシステムは、この異常を10月13日の11時過ぎに検知している。

インバリエント分析技術によって得られた、蒸気漏えい異常発生日の異常度を図3に示す。異常発生日の異常度は、4時ごろから増加を開始し、11時過ぎから減少に転じている。これらは蒸気漏えい異常にかかわる現象と運転員の対応によって説明できる。異常度の増加と減少に対応する時刻で、それぞれ、原子炉圧力の低下開始と、C-主蒸気圧力検出器の制御からの切り離しが発生していた。原子炉圧力の低下の原因は、C-主蒸気圧力検出器からの蒸気漏えいであり、いずれも蒸気漏えいトラブルに関する現象である。異常度の増減と現象の発生および収束に対応関係があることから、インバリエント分析技術が蒸気漏えい異常を的確に捉えたといえる。原子炉圧力の低下前は、異常度が小さい一方で、原子炉圧力の低下開始から運転員が実際に検知し対応するまで、異常度が急激に上昇した。つまり、異常度にあらかじめ適切な閾値を設定しておくことで、この異常を早期に検知できる。この分析結果が、インバリエント分析技術が、物

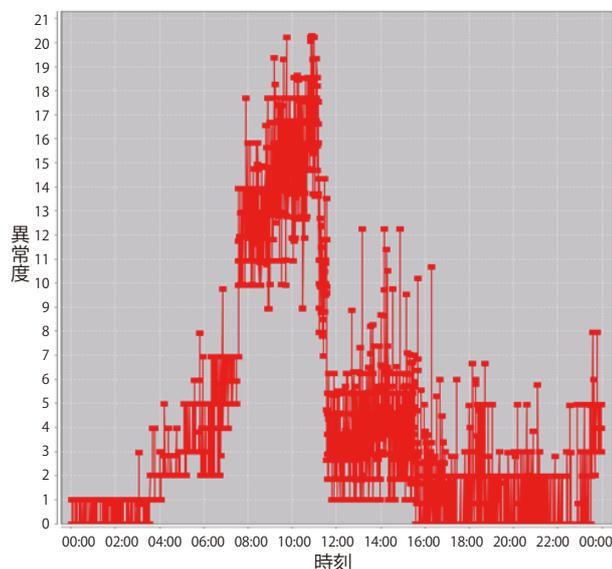


図3 蒸気漏えいトラブル発生日の異常度

理システムにおける障害の早期検知にも有効であることを示した初めての事例である。

4.1.2 模擬異常分析

島根原子力発電所の技術訓練用施設（以降、実験施設と呼ぶ）では、キャビテーションを意図的に発生させ、その異常をインバリエント分析技術が、単独のセンサデータによる閾値監視よりも早期に検知できるかを検証した。

実験施設の模式図を図4に示す。実験施設は、1つのタンクと1つのポンプが配管を通してつながって構成されている。この施設の監視には、液面計、圧力計、流量計、温度計、振動計等を含む、合計24個のセンサを用いた。

キャビテーションは、液体の圧力低下によって引き起こされる一種の沸騰現象である。この現象により発生した泡は、崩壊時に強い衝撃を発生させる。そのため、泡の消滅が固体表面の近くで発生すると、そこに破壊がおこる。その結果、機器の性能の劣化や短寿命化を引き起こす。

模擬異常実験では、実験施設内のポンプでキャビテーションを発生させた。そのために、ポンプの入り口側の圧力計手前に配置されているバルブを閉めた。この操作によって、ポンプ中の液体の圧力が低下し、ポンプ内でキャビテーションが発生した。

実験では、バルブの開閉を繰り返し、キャビテーションを4回発生させた。そのために、それぞれの回でキャビテーションが発生するまで、バルブを閉めつづけ、聴音棒でキャビテーションの発生を確認した後、バルブを開け、元の状態に戻した。

インバリエントモデルは、この模擬異常が発生していない期間のセンサデータから生成し、異常検知の閾値は、模擬異常を発生させる前の異常度の最大値とした。一方で、センサ単独で監視する場合の異常検知の閾値は、模

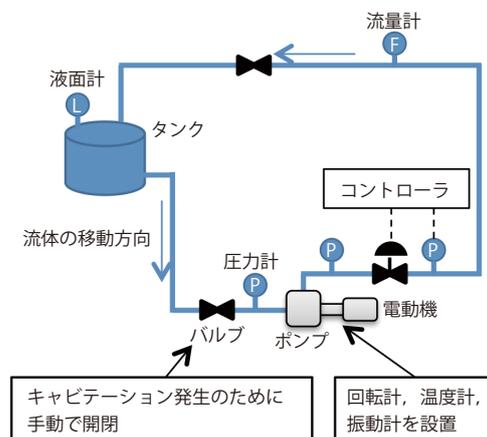


図4 実験施設

擬異常を発生させていないときのセンサデータの最大値および最小値とした。

インバリエント分析技術によって得られた、キャビテーション発生前後の異常度を図5に示す。いずれの回の模擬異常に対しても、バルブの閉止操作に伴い異常度が増加し、バルブの開放操作に伴い異常度が減少することが確認できた(図中の①, ②, ③, ④がそれぞれキャビテーション発生時に対応)。

さらに、インバリエント分析技術が、単独センサデータの閾値監視に比べ、どの程度、早期に異常を検知できるかを評価した。異常の早期検知という観点からは、異常によるセンサデータの変化がわずかであっても検知できることが好ましい。そこで評価対象は、バルブの閉止操作に伴うセンサデータの変化が最も小さかった4回目のキャビテーションとした。

この模擬異常を単独のセンサデータで閾値監視するためのセンサは、ポンプ入口側の圧力計とした。なぜならポンプ入口側の圧力計は、操作バルブ直後に配置されており、この模擬異常の影響が直接現れるためである。

単独のセンサデータの閾値監視とインバリエント分析技術による検知時刻の比較結果を図6に示す。

グラフ上側の波形は、4回目の模擬異常発生前後のポンプの入口側圧力に対応し、グラフ下側の波形は、同時刻での異常度に対応している。グラフ上側と下側の塗りつぶし箇所はそれぞれの正常範囲である。また、グラフ中の時刻 T_1 は、バルブの閉止操作を開始した時刻、時刻 T_{inv} はインバリエント分析による検知時刻、時刻 T_{th} は、単独センサによる検知時刻である。この実験では、イン

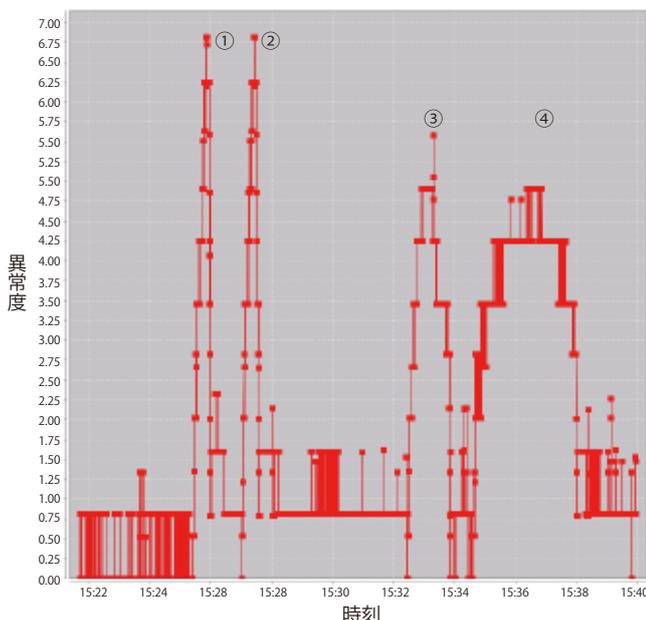


図5 キャビテーション発生前後の異常度

バリエント分析技術が、単独のセンサデータでの検知に比べ、異常を3倍速く検知した。ここで、インバリエント分析技術が検知に要した時間は $T_{inv} - T_1$ 、単独のセンサデータでの検知に要した時間は $T_{th} - T_1$ である。

異常検知時刻 T_{inv} で最も異常への関与度が高かったセンサはポンプ入口側圧力であったことから、インバリエント分析によって適切に異常個所を絞り込めることが確認できた。

実験設備を用いた実証試験は、この模擬異常のほか、ポンプや、ポンプを駆動する電動機の軸受け損傷等に対しても実施しており、それら模擬異常を検知可能であるという結果が得られている。

このように、過去異常事例分析や模擬異常分析において、インバリエント分析技術が異常の早期検知に有効であり、原子力発電所の監視に適用可能なことが確認できた。インバリエント分析技術は、人の力量に強く依存しない異常検知方法として持続的に監視に用いられると期待できる。

4.2 得られた知見

インバリエント分析技術の原子力発電所への適用の有効性は検証できたが、その過程で技術、価値証明のプロセスの両面で課題が発生し、工夫が必要となった。

4.2.1 技術面

技術面における課題は、インバリエントモデルに含まれるセンサが少なく、監視範囲が狭いことだった。インバリエント分析技術では、インバリエントモデルに含まれないセンサは監視対象外となる。その結果、異常の影響が現れたセンサや異常の原因個所に対応するセンサがモデルに含まれていないことで、異常の早期検知や異常個所の絞り込みが難しい場合があった。

この原因は、物理的観点から強い関係性があるはずのセンサ間からインバリエントが見つからないことと、ほかのセンサと関係性のないセンサがあることだった。前

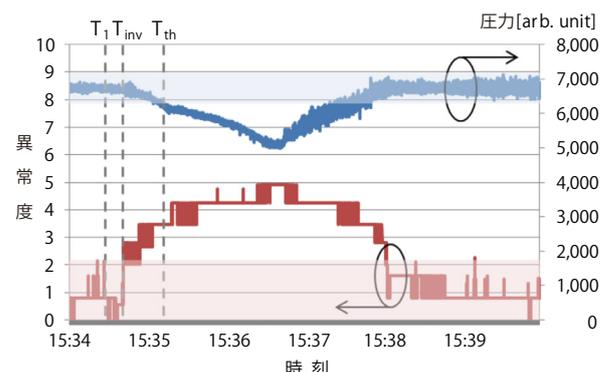
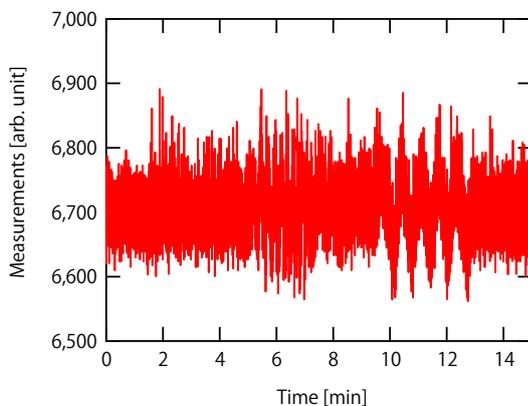


図6 検知時刻の比較(塗りつぶしは正常範囲)

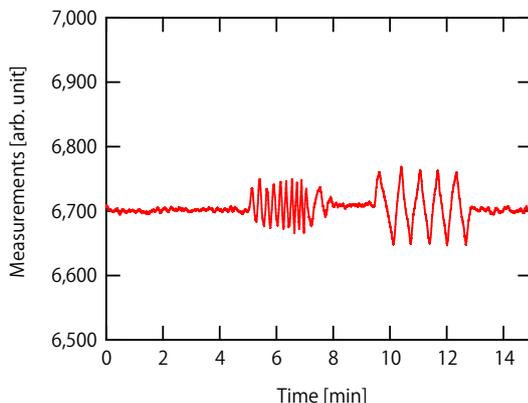
者は、計測ノイズや、制御ロジックに由来しており、後者は、センサデータの多様性に由来していた。以下、これら3点（計測ノイズ、制御ロジック、センサデータの多様性）について、その詳細と工夫した対策を説明する。

第1点、計測ノイズに由来してインバリアントが見つからない原因は、計測ノイズに信号成分が埋もれて、センサ間同士の関係性の有無を判断できないことにあった。ICTシステムのデータは純粋なデジタルデータであり、計測ノイズを考慮する必要はなかったが、物理システムのセンサデータは、センサの設置条件によって値が大きく変化するため、適切なノイズフィルタリング処理を施す必要がある。

この課題はセンサデータにノイズフィルタリング処理を適用することで解決した。ノイズフィルタリング処理前後のセンサデータの例を図7に示す。この事例ではセンサのセッティングミスで、計測ノイズが大きくなっていった。このセンサデータの信号成分は、ノイズフィルタリング処理前では、計測ノイズに埋もれて確認しづらいが、ノイズフィルタリング処理後では、計測値6,700前後における緩やかな値の変化として確認できるようにな



(a) ノイズフィルタリング前のセンサデータ



(b) ノイズフィルタリング後のセンサデータ

図7 ノイズフィルタリングの効果

った。この事例は模擬異常分析におけるセンサデータに関するものであり、原子力発電所のセンサデータではないが、原子力発電所のセンサデータでもノイズフィルタリング処理の適用によって、物理的関係性の強いセンサ間のインバリアントが抽出できるようになることを確認している。

第2点、制御ロジックに由来してインバリアントが見つからない原因は、センサ値が一定値をとるように制御されており、データから自動的にセンサ間同士の関係性の有無を判断できないことにあった。

ICTシステムでは、定常稼働中のシステムから得られるセンサデータのほとんどに大きな変化を確認できた。これはICTシステムの振る舞いは、外部からシステムに加えられる負荷に連動し、その負荷が時々刻々と変化するためである。一方、原子力発電所では、一定値制御のため、定常稼働中のシステムから得られる多くのセンサデータに大きな変化を確認できなかった。有意な変化がセンサデータに認められない場合、自動的に関係性の有無を判断することは難しい。

そこで、システムの構造をもとに、物理的に関係性のあるインバリアントも監視対象にするようにインバリアントモデルの生成方法を改良した。

第3点、センサデータの多様性に由来するインバリアントが見つからない原因は、物理システムではICTシステムと異なり、データの特性としてほかのセンサと関係性がないものが存在するためであった。

ICTシステムでは、システムから得られるほとんどのセンサデータが、システム負荷に連動するため、センサデータ間に強い関係性があった。そのため、ほとんどのセンサデータをその関係性に基づき、監視することができた。一方、原子力発電所のセンサデータでは、データから強い関係性を判断できないものが、ICTシステムに比べて多かった。その一方で、周期的な変動や、長期間ほぼ一定値をとり続けるなど、いくつかのセンサに共通する特徴があった。

そこで、センサデータの多様性に由来する課題は、単独センサに見られる特徴を監視するモデルとして単一時系列モデルを開発し、センサ間に関係性のないセンサも監視対象とする方法を開発することで解決した。つまり、単一時系列モデルを従来のインバリアント分析技術による関係性に基づく監視に加えることで、より多くのセンサを監視できるようにした。

4.2.2 価値証明プロセス面

価値証明のプロセスという面では、原子力発電所にお

けるインバリエント分析技術の有効性を検証すること自体が難しかった。我々が直面した課題は、検証できる異常事例がほとんどないことと、対象システムや業務の知識なしでは分析結果の評価が難しいということだった。

検証できる異常事例がほとんどないという課題については、模擬異常分析で検証事例を増やすことで解決した。異常の発生頻度はICTシステムに比べると極めて少なく、検証できる異常事例はほとんどなかった。そのため、システムで起こり得る異常を実際のシステムのデータで網羅的に検証することは、現実的に不可能であった。検証事例を増やすためにシミュレーションデータを用いることはできるが、現実のシステムは外乱にさらされており、シミュレーションデータから得られた結果が現実から大きく乖離する可能性もある。そこで、インバリエント分析技術の技術的な可能性を検証するために、小規模ながら現実のシステムを利用して、模擬的に異常を発生させ、その異常について、評価することにした。対象とした模擬異常は、中国電力(株)が発電所の運用に重要と考える事象を設定しており、この検知は価値証明に大いに役立った。

対象システムや業務の知識なしでは分析結果の解釈が難しいという課題に対しては、対象システムの専門家と協業することで解決した。どのようなセンサデータの変化をインバリエント分析技術が異常と捉えたかは、分析結果を確認すれば分かるが、それが、異常を早期検知したのか、それとも誤報なのかは対象システムの専門家でなければ判断できない。そこで、対象システムの専門家に分析結果を確認してもらい、分析結果の妥当性や意味を1つ1つ解釈しながら検証を進めていった。

このように、ICTシステムに対する適用で実績があったとはいえ、まったく異なる分野のシステムに同一の技術を適用するためには、対象システムの理解に基づく技術課題の解決や、運用の当事者や対象システムに対する専門家との協業が重要であったといえる。

5. おわりに

原子力発電所へのインバリエント分析技術の適用を例に、インバリエント分析技術の大規模物理システムへの適用について、著者らの取り組みを説明し、対象システムの理解や、協業の重要性を述べた。現在も、監視精度の向上やより高度な自動化に向けて、インバリエント分析技術の改良を進めている。また、ほかの大規模物理システムについても、専門家と協業しながらインバリアン

ト分析技術の適用を検討している。今後も、このように価値を中心においた研究開発により、我々の生み出す技術を価値として社会に届けていきたい。

参考文献

- 1) Jiang, G., Chen, H. and Yoshihira, K.: Discovering Likely Invariants of Distributed Transaction, Cluster Comput, Vol.9, pp.385-399 (2006).
- 2) 加藤清志, 西村光央, 勝見順一: WebSAM Ver.8 が実現するクラウド時代のデータセンター運用, NEC 技報, Vol.63, pp.75-78 (2010).
- 3) 福島 慶, 加藤真也, 日野勇夫, 寺澤 哲, 山本敬之, 大石敏之: インバリエント解析技術 (SIAT) を用いたプラント故障予兆監視システム, NEC 技報, Vol.67, pp.63-66 (2014).
- 4) 日本電気 (株): NEC, 中国電力島根原子力発電所 2 号機に「大規模プラント故障予兆監視システム」を納入, http://jpn.nec.com/press/201405/20140523_01.html (2015 年 4 月 9 日現在)
- 5) 総務省: 平成 25 年中の危険物に係る事故の概要の公表, http://www.fdma.go.jp/neuter/topics/houdou/h26/2605/260530_1houdou/03_houdoushiryu.pdf (2015 年 4 月 9 日現在)
- 6) 鈴木拓人: 化学工場の爆発火災事故の増加とその影響について, NKSJ-RM レポート, Vol.69, pp.1-9 (2012).
- 7) 勢登俊明: 「現場の声」から見た最近のコンビナート事業所の特徴とこれからの事故防止に求められること, Safety & Tomorrow, No.156, pp.51-59 (2014).
- 8) 中村昌允: 最近の化学プラントの事故から学ぶ安全管理, 予防時報, Vol.254, pp.24-29 (2013).
- 9) 総務省: 平成 22 年中の危険物に係る事故の概要の公表, http://www.fdma.go.jp/neuter/topics/houdou/h23/2305/230527_1houdou/02_houdoushiryu.pdf (2015 年 4 月 9 日現在)
- 10) 松浦 大: 経営トップも危機感を抱く JFE の手詰まり, 東洋経済オンライン, <http://toyokeizai.net/articles/-/37032> (2015 年 4 月 9 日現在)
- 11) Chen, H., Jiang, G. and Yoshihira, K.: Invariants Based Failure Diagnosis in Distributed Computing Systems, 29th IEEE International Symposium on Reliable Distributed Systems (SRDS), pp.160-166 (2010).
- 12) Ge, Y., Jiang, G., Ding, M. and Xiong, H.: Ranking Metric Anomaly in Invariant Networks”, ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, Vol.8, No.2, Article 8 (2014).
- 13) 原子力安全推進協会: 主蒸気圧力検出器の点検について, <http://www.nucia.jp/nucia/kn/KnTroubleView.do?troubleId=8542&keywords=%8E%E5%8F%F6%8BC> (2015 年 4 月 9 日現在)

栗田 昌尚 (非会員) m-natsumeda@ah.jp.nec.com
2008 年東京工業大学大学院総合理工学研究科修了, 日本電気(株) 入社. ビッグデータ分析の研究に従事.

落合 勝博 (非会員) ochiai@bc.jp.nec.com
1995 年早稲田大学大学院理工学研究科修了, 日本電気(株) 入社. ビッグデータ分析および分析ソリューションの研究に従事.

朝倉 敬喜 (正会員) asakura@ay.jp.nec.com
1991 年大阪大学大学院工学研究科電気工学専攻修了, 日本電気(株) 入社. ビッグデータ分析の研究に従事.

林 司 (非会員)
1980 年中国電力(株) 入社, 2014 年執行役員電源事業本部原子力安全技術部長. 原子力発電所の運営管理, 事故対応, 放射線管理, 人事管理他に従事.

採録決定: 2015 年 4 月 24 日

編集担当: 福島俊一 (日本電気(株))