

TOMONI®/Σ SynX®プラント異常監視の成長と深化

Growth and Evolution of Plant Anomaly Detection in TOMONI®/ΣSynX®



石垣 博康^{*1}
Hiroyasu Ishigaki

三上 尚高^{*2}
Naotaka Mikami

佐藤 浩二^{*3}
Koji Sato

発電プラントの安定運用においては、設備異常の早期検知と適切な対応判断が重要である。本報では、三菱重工業株式会社の発電プラント向け遠隔監視における異常監視技術の発展をまとめた。まず、運転パラメータの相関関係に基づく異常検知により、しきい値監視から統計的手法への高度化を進め、変化の把握と監視効率の向上を実現してきた。さらに、過去事例との組合せにより、要因推定及び対応判断の高度化を図ってきた。加えて近年は生成 AI を活用し、分析・評価業務など異常監視に関わる各種業務プロセスの自動化による、汎用性の高い監視手法を検討している。以上により、異常監視技術のさらなる高度化に向けた有効な方向性を示した。

1. はじめに

近年、生成 AI の爆発的な進化に伴うデータセンターの需要拡大や電化の進展を背景として、電力需要は増加傾向にある。また、再生可能エネルギーの導入拡大に伴い需給変動への対応が必要となる中、発電プラントには柔軟かつ高度な運用が求められている。このような運用環境においては、設備異常を未然に防止し、計画外停止を低減することの重要性が一層高まっている。

発電プラントは長期にわたり運用される社会インフラであり、経年劣化や運用条件の変化に伴う不適合リスクを内在している。このため、設備状態を継続的に監視し、異常の兆候を早期に検知・対応する異常監視技術は、安定稼働と保全最適化を支える基盤として不可欠である。

一方で、運用・保守 (Operation and Maintenance 以下、O&M) を担う人材の不足や熟練技術者の高齢化が進行しており、技能伝承や対応力の維持が課題となっている。こうした状況を踏まえ、遠隔監視によるデータ活用やデジタル技術を用いた運用支援の重要性が高まっている。

三菱重工業株式会社 (以下、当社) は、ガスタービンをはじめとする発電設備の開発・製造からアフターサービスに至るまでを担うメーカーとして、遠隔監視及び異常監視技術の開発・適用を継続してきた。これらの取組みは TOMONI®/Σ SynX®として体系化され、運転データと現場知見を活用した監視・診断技術として発展している。さらに近年は、生成 AI を活用した技術資料・過去事例の横断的な活用や、監視結果の解釈支援といった新たな取組みを進めている。

本報では、当社におけるプラント異常監視技術の歩みを整理するとともに、その成長の過程と、生成 AI の活用による技術の深化について述べる。特に、長年の現場適用により蓄積された監視データ及び技術知見を背景として、生成 AI をどのように監視業務へ組み込み、異常の把握から判断・対応に至るプロセスを支援するかに着目し、TOMONI®/Σ SynX®における次世代異常監

*1 エナジードメイン 技術戦略室 技監・主幹技師

*2 エナジードメイン GTCC 事業部 サービス技術部 グループ長

*3 デジタルイノベーション本部 進化型自律機械センター 主席技師

視の考え方を示す。

2. 当社におけるプラント異常監視の歩み

1990 年代より、大型ガスタービンのメンテナンス形態として長期保守契約 (Long Term Service Agreement 以下、LTSA) が採用され始め、現在では海外案件を中心に一般的になっている。LTSA は、長期にわたり高温部品や消耗品などの供給、補修や技術者の派遣などを行うもので、遠隔監視サービスもそのオプションメニューの一つとして導入が進んできた。遠隔地にある発電設備から運転データを収集し、設備状態を継続的に把握する仕組みを構築するとともに、監視体制の整備を進めた。1999 年にまず日本国内 (高砂) に遠隔監視センター (TOMONI HUB) を設立、その 2 年後の 2001 年には米国フロリダ州オーランドにも遠隔監視センターを設立し、2026 年現在、監視エリアは世界中に広がり、両センター合わせて 200 台超のガスタービンを監視している。

大型ガスタービンを監視する上での大きな特徴は、その監視点数の多さとトラブル発生時のインパクトの大きさである。そのため、設備のトラブル停止を回避するために、多岐にわたる監視パラメータからトラブルの予兆を早期発見し、“次回定期点検まで継続運転可能”、“直近の停止機会に処置が必要”、あるいは“直ちに停止して処置が必要”などといった判断や処置を適切に実施し、予防保全することが重要である。しかしながら、遠隔監視サービスを開始した当初は、各種運転パラメータが管理値以内で運転されているかどうかという監視手法 (しきい値監視) であり、トラブルの予兆となる変化を捉えるのは難しかった。

その後、監視台数の増加とともに、運転データやノウハウの蓄積、過去事例の解析などが進むにつれ、より高度な監視手法の導入が進められてきた。その一例として、品質工学に基づくマハラノビス・タグチ法 (以下、MT 法) を用いた異常予兆検知が挙げられる。本手法では、正常時の多変量データの相関関係を基準とし、そこからの逸脱を定量的に評価することで、従来は把握が難しかった微小な変化を検知することが可能となった。これにより、異常の早期把握と監視業務の効率化が図られてきた。

こうしたデータ解析技術に加え、現場での監視・診断を担う運用プロセスの整備も進めてきた。前述の遠隔監視センターでは、24 時間 365 日の監視体制のもと、複数の監視手法を組み合わせで設備状態を評価している。また、監視の過程で得られた知見や事象対応の記録は“カルテ”として蓄積され、過去事例の参照やノウハウ共有に活用されている。このような運用とナレッジ蓄積の仕組みにより、個々の監視員の経験に依存しない、再現性のある監視体制の構築が進められてきた。

2010 年代以降は、これらの遠隔監視・データ活用の取組みを体系化し、デジタルソリューション TOMONI® として展開している。TOMONI® では、グローバルに稼働する発電設備から収集される運転データをクラウド環境で統合・分析し、異常監視、性能診断、運用支援などの各種アプリケーションとして提供している。この枠組みは、LTSA に代表されるアフターサービス契約において、設備の安定稼働と計画的保全を支える基盤として重要な役割を担っている。

さらに近年では、ガスタービンにとどまらず、スチームパワープラントや関連設備へと適用範囲を拡大しており、エナジードメイン全体における監視技術として発展している。次章で述べる異常監視技術においても、当初はガスタービン向けに開発されたものであったが、現在では、汎用的な異常検知システムとして全社の様々な製品に活用可能となっている。このように当社の異常監視技術は、遠隔監視の導入を起点として、データ解析技術、運用プロセス、ナレッジ活用を段階的に発展させながら、適用領域を拡大してきた。

以上のような長年の取組みにより、当社は実機データと現場知見を基盤とした異常監視技術を蓄積してきた。これらは、次章で述べる従来技術の高度化、及びその後の生成 AI を活用した監視技術の発展における基盤となっている。

3. 従来技術による異常監視の高度化

ガスタービンの運転パラメータには、例えば燃料ガス流量とガスタービン出力、弁の開度指令と実開度など相関関係を持ったパラメータが多く存在する。図1は相関のある二つのパラメータXとYの関係を示したものである。(a)の状態はXとYの相関関係に異常(変化)はないものの、Yが管理値を超過した状態である。(b)は劣化等によりYの値が徐々に増加して管理値を超えた状態である。管理値を超えた状態(アラームが発生した状態)での運転継続は機器の損傷につながるため許容できず、アラームが発生しないよう注意して運転する必要がある。一方、(c)の状態はどうか。管理値内のため従来のしきい値監視では正常と判断されてしまうが、XとYの関係は明らかに通常の相関関係から外れており、これも異常と言える。これこそ前述の予兆であり、これを放置すれば重大トラブルにつながる可能性もある。

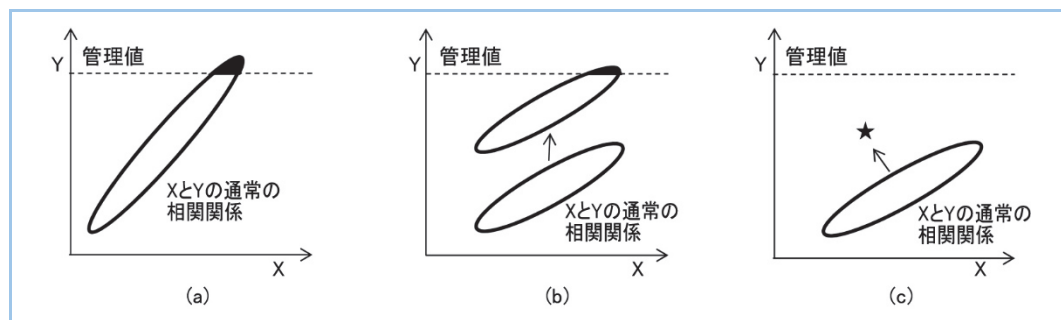


図1 運転パラメータの相関関係

これらの異常を早期に検知するために、二つの監視手法を組み合わせで使っている。一つは、(a)や(b)のようなケースで運転パラメータが管理値を超過しないように、管理値に近づいたことを早めに検知したり、値の大小にかかわらず突発的な変化を検知したりするもの(各種運転パラメータの“値の大きさ”や時間に対する“変化率”に任意のしきい値を持たせる)である。当社の遠隔監視センターではこれを“重点監視アラーム”と呼び、設計的に決められた管理値を超過した場合に発生する制御装置のアラームとは区別し、各設備に独自のしきい値を設定して運用している。

もう一つは、(c)のようなケースにおいて運転パラメータ間の相関関係のズレ(変化)を検知するもので、統計的手法の導入が大きな役割を果たした。統計的手法にも複数の手段があり、重回帰分析のように特定のパラメータの予実差を監視するのに適した手法や、MT法のように各種運転パラメータの相関関係を総合的に監視するのに適した手法があり(図2)、それぞれ一長一短あるが、当社の遠隔監視センターでは多数のガスタービンを一元的に監視しているため、監視効率の観点でメリットが大きいMT法を採用している。

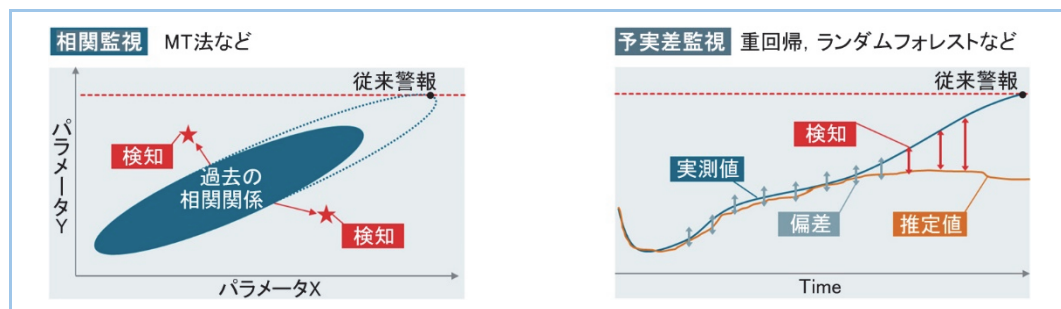


図2 運転パラメータの相関関係のズレを検知する手法

MT法では、正常状態における多変量データの相関関係を基準とし、その逸脱度を一つの指標として評価することで、従来のトレンド監視やしきい値監視では捉えにくい微小な変化(相関関係のズレ)を検知することが可能となった。また、多岐にわたる監視パラメータの各々の相関を見

る必要がなく、膨大なパラメータ間の相関をマハラノビス距離という一つの評価指標に置き換えて監視することから、監視効率が格段に改善した(図3)。

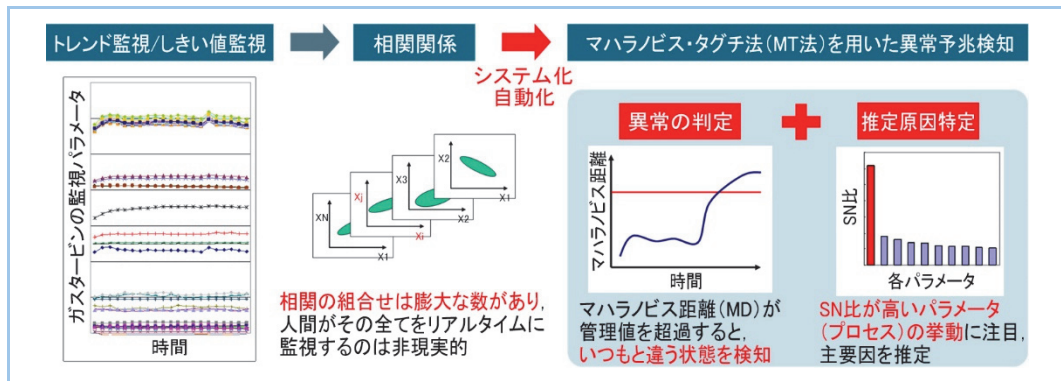


図3 異常監視手法の進化

一方で、基準となる正常状態をどのように更新するか、すなわち最新の運転状態をどのように学習させるかが課題だった。本手法を導入した当初は、一定時間間隔で学習させていたが、学習状態に偏りが出るケースが課題となっていたため、現在は運転状態の変化点を学習しやすくなるアルゴリズムを開発し、適用している。

さらに、これらの統計的評価に対し、監視員の経験や過去事例に基づく知見を組み合わせることで、異常要因の推定精度を向上させてきた。すなわち、データ駆動の検知と人間のナレッジを組み合わせることにより、異常の早期検知から対応までを含めた一連の監視プロセスの高度化が図られ、現場に即した実用的な異常監視が実現されている。

このように、当社の従来型異常監視技術は、統計解析手法、人間ナレッジ、及び運用プロセスの各側面を組み合わせることで発展してきたものであり、次章で述べる生成 AI を活用した異常監視技術の基盤となっている。

4. 生成 AI 時代における次世代異常監視

近年、生成 AI は文書要約、翻訳、技術資料検索、過去事例参照といった日常・共通業務において活用が進んでおり、専門業務への適用も段階的に拡大している。発電プラントの O&M 分野においても、報告書、マニュアル、過去事例、点検記録などの技術情報を横断的に参照し、必要な情報へ迅速にアクセスする用途で有効性が確認されつつある。また、従来は経験豊富な技術者に依存していた情報探索や知識活用にも適用し、異常監視業務の効率化と品質の均質化にも一定の効果を示している。

こうした有用性を踏まえ、今後は時系列データと組み合わせたプラント異常監視への応用が期待される。しかし、実際に適用する際には、生成 AI の役割や適用範囲を明確に定め、既存の手法との役割分担や限界について十分に検討する必要がある。重要な点として、まず定量的な異常判定における役割分担が挙げられる。時系列データから異常の有無を定量的に判定する処理は、従来どおり統計手法や機械学習手法が適しており、生成 AI 単独でこれを代替することは適切ではない。特に、時系列データをそのまま生成 AI のひとつとなる大規模言語モデル (Large Language Model 以下、LLM) に入力して処理させる方法には課題がある。長期間かつ高頻度の運転データはトークン数の増大を招くほか、数値の微小変化や相関関係の扱いにおいて、実際のデータとは整合しない解釈、いわゆるハルシネーションが生じる可能性がある。このため、実用的な異常監視においては、数値処理は外部の数値処理エンジンに委ね、LLM はその呼出し及び結果の整理・解釈を担う構成が有効である。

これに対し、異常監視の実業務では、監視対象の選定、関連信号の確認、過去事例との照合、要因の仮説立案、対応方針の整理といった一連の分析プロセスが必要となる。当社が着目し

ているのは、この“異常検知”そのものではなく、“異常監視・分析”の業務プロセスを生成 AI により支援し、その多くを AI エージェントに委譲する仕組みである。

従来の異常監視では、MT 法などを用いて特定の監視対象や特定部位の状態変化を捉える方法が中心であった。これに対し、生成 AI を活用した次世代異常監視では、固定的な監視項目に依存するのではなく、運転状態や検知結果に応じて、AI エージェントが注目すべき箇所を柔軟に探索し、関連する信号、イベント、過去事例、技術文書を横断的に参照しながら監視・分析を進めることを目指している。すなわち、従来技術が担う定量的な異常予兆検知に対し、生成 AI はその後段における情報統合、文脈理解、仮説生成、及び判断支援の役割を担う。

当社ではこの考え方にに基づき、LLM と外部数値処理エンジンを連携させた構成を採用している。数値処理エンジンには、与えられた時系列データに対する統計処理や機械学習処理を実装し、結果をグラフや模式図等の形で可視化する機能を担わせる。一方、対象期間の抽出、関連信号の選定、傾向比較、イベント前後の差分評価といった分析の進め方そのものは、LLM が担う。すなわち、LLM が分析方針を立案し必要な処理を数値処理エンジンへ指示し、その結果を基に状況の整理、関連情報の提示、要因仮説の生成を行うことで、分析プロセス全体を支援する。この構成により、数値的な正確性と分析の柔軟性を両立することが可能となる(図 4)。



図4 生成 AI を用いた新しい異常監視の仕組み

さらに、生成 AI の実用化においては、根拠の明示と判断過程の可視化が不可欠である。このため、技術文書や過去事例の参照には検索拡張生成(Retrieval-Augmented Generation 以下、RAG)を適用し、回答の出典を追跡可能とするとともに、分析に用いたデータや評価条件を明示することで、技術者が妥当性を確認できる仕組みを構築する必要がある。

これらの技術を実業務へ適用するにあたり、当社では実プラントの異常監視を題材として、ユースケースの洗い出し及び初期検証を進めている。一例として、スチームパワープラントにおけるポンプの振動異常事象に適用した結果を示す。本事例では、従来型のしきい値監視により警報値超過を検知したことを契機として、担当技術者が対象設備に関係すると考えられる信号群を AI エージェントに提供した。AI エージェントは、LLM によりその中から分析に必要な信号を自律的に選定し、外部数値処理エンジンを用いて統計量・相関係数・時間トレンドを算出・提示した。これらの結果をもとに、AI エージェントはさらに、複数信号の挙動比較により設備状態変化を認識し、相關構造を対象ポンプ設備の機械特性と照合することで“負荷追従型の高振動”という事象の性質を判定した。この判定に基づき、LLM により、期間内では振動が緩やかに低下しているものの依然として警報値を超過した状態が継続しているという状況に対し、“低下傾向はあるが高負荷運転時には再上昇するリスクが残存する”という統合的な現状評価が示された。そのうえで、要因候補の列举から即時対応・計画的対応の優先度付き整理までを一貫して実行した。定量分析の結果を解釈し文脈を理解したうえで仮説を生成するというこの一連のプロセスは、従来は担当技術者の経験と判断に依存していたものである。本検証により、“異常の検知”は従来型監視が担い、その後段の“監視・分析”業務プロセスを AI エージェントが支援するという役割分担が、実業務の文脈で機能することが確認できた。さらに、当社のドメインナレッジを組み込むことで、AI エージェントの判断や応答を監視対象の文脈に即したものに高度化できることが期待される。このように、

異常監視業務を実際に担う技術者の視点から分析プロセスを整理し、それをもとに AI 適用の適否や効果を検討することで、実用性を重視した技術開発を進めている。

ここで、当社の強みは、実プラントのトラブル対応や日常監視を担うエンジニアリングチームと、それらの課題解決を目的としたシステムを設計・開発するデジタルチームが近接している点にある。これにより、現場課題と技術開発を密接に連携させ、業務に即した形で生成 AI 活用の検討と実装が可能となっている。

生成 AI 活用は、ともすればモデル性能やツール機能といったシステム面の評価に偏りがちである。しかし当社では、実プラントにおける異常監視業務を通じて、“実際のビジネスにおける価値創出”という観点で評価を行っている。すなわち、監視業務の効率化、判断品質の均質化、対応時間の短縮といった実運用上の効果を指標とすることで、技術導入の妥当性を検証している点に特徴がある。

以上のように、生成 AI 時代における異常監視の進化は、単なる技術導入ではなく、業務プロセスと一体となった形で進める必要がある。当社は、従来技術で培った監視・分析の知見を基盤としつつ、生成 AI の特性を踏まえた機能構成により、実用性と信頼性を両立した次世代異常監視の実現を目指している。

5. 今後の展開と事業へのインパクト

本報で述べている次世代異常監視技術については、早期に概念実証 (Proof of Concept 以下、PoC) を完了させ、実業務への適用を進めることが重要である。これにより、異常監視の高度化を通じて、お客様へ提供するサービス品質の向上を図ることを目指す。特に、従来の監視業務において付随的に発生していた作業を整理・削減し、技術者が異常の要因分析や対応判断といった本質的な業務に集中できる環境を実現することが重要である。

適用にあたっては、引き続きガスタービンの遠隔監視を主要なフィールドとし、お客様設備の稼働率向上にいかに関与するかに着目する。今後、新規に納入・稼働を迎えるガスタービンは大幅に増加していく。このような状況の中、当社はお客様に引き続き高い信頼性を有する発電設備を提供するため、従来以上の品質で監視・保守サービスを提供する必要がある。本報で述べた技術は、これらの要求に応える有効な手段であると考ええる。

さらに、本技術は発電プラントに限定されるものではない。異常監視・分析という業務プロセスの高度化という観点からは、当社が擁する各種機械・プラント製品への展開も十分に可能であると考えられる。各事業部門において蓄積されてきた運用データや技術知見を横断的に活用することで、より高度な監視・診断技術への発展が期待される。

このような取組みは、 Σ SynX[®] が掲げる“かしこく・つなぐ”の思想に基づくものである。すなわち、個別に蓄積されたデータ及び知見をデジタル技術により連携し、新たな価値を創出するものである。本技術は、その具体的な実装の一例であり、発電プラントをはじめとする当社の様々な事業の高度化を、進化するデジタル技術により支援する上で重要な役割を担う。

生成 AI を活用した次世代異常監視は、単なる技術導入にとどまらず、業務プロセスそのものを変革し、技術者が高度な判断や分析といった本質的な業務に注力できる環境の実現に寄与する。これにより、お客様に対する提供価値の向上を支える基盤技術となることが期待される。

6. まとめ

本報では、当社におけるプラント異常監視技術の歩みを振り返り、従来技術の蓄積を基盤とした成長と、生成 AI の活用による深化の方向性を示した。異常監視は、単なる検知技術にとどまらず、運用・保守業務全体を支える基盤技術として重要性を増している。

従来の統計手法や人間の知見に基づく監視技術は、実機適用を通じて着実に高度化してきた。一方で、生成 AI の導入により、監視・分析プロセス全体を再構成し、情報統合や判断支援の

高度化が可能となりつつある。

本報で述べたアプローチは、数値解析の信頼性と生成 AI の柔軟性を組み合わせることで、実業務への適用に耐え得る形での異常監視の実現を目指すものである。

今後は、PoCを通じた有効性の検証とともに、実運用への適用を進める中で、精度・応答性・運用性といった観点でのさらなる改善が必要である。また、生成 AI の適用においては、判断根拠の明確化や品質確保の観点から、技術者の関与を前提とした運用設計が引き続き重要となる。

これらの取組みを通じて、当社の異常監視技術のさらなる高度化を図るとともに、業務プロセスの変革を通じて技術者が本質的な業務に注力できる環境を実現し、お客様に対する提供価値の向上に貢献する。

TOMONI®は、三菱重工業株式会社の日本及びその他の国・地域における登録商標です。

ΣSynX®は、三菱重工業株式会社の日本及びその他の国における登録商標です。

参考文献

- (1) 三上尚高, 発電用大型ガスタービンのモニタリング技術, 配管技術 2014 年 9 月増刊号, Vol.56 No.11 P.48~53
- (2) 三上尚高, 発電用大型ガスタービン向け遠隔監視システム, 日本ガスタービン学会誌 Vol.42 No.2(2014) P.76~81
- (3) 後藤大輔ほか, 生成 AI を活用した TOMONI®のスマート保全と遠隔監視:現状と将来展望, 三菱重工技報 Vol.60 No.4(2023)