

IoT時代のスマート設備管理を目指す 操業ビッグデータを活用した オンライン異常予兆検知システムの開発

Achieving Smart Equipment Management in the IoT Era: An Online Anomaly Monitoring System Using Factory Big Data

アズビル株式会社
アドバンスオートメーションカンパニー

木村 大作
Daisaku Kimura

アズビル株式会社
アドバンスオートメーションカンパニー

山縣 謙一
Kenichi Yamagata

キーワード

FNN, 非線形回帰分析, 予兆検知, ビッグデータ, IoT, 安全安定, 止まらない工場

近年、欧米を中心にInternet of Things (IoT)の戦略的利活用が急速に進んでおり、日本国内においても産官学挙げての取り組みが始まっている。ビッグデータ活用先の1つに製造業の設備管理分野がある。成熟した日本の製造業において、プラントオートメーション (PA)系プラントでは安全安定が、ファクトリーオートメーション (FA)系工場では止まらない工場がそれぞれの課題とされている。設備の健全性を担保するためには予防保全が大切であるが、時間基準保全 (Time Based Maintenance: TBM) 主流の現状では故障をゼロにすることは難しい。そこで、製造現場の操業ビッグデータを活用し様々な設備の正常時の振る舞いをファジィニューラルネットワークに学習させることにより、いつもと違う動きをオンラインで捉え異常予兆の早期発見を可能とし製造現場におけるトラブルの未然防止を図るため、異常予兆検知システムBiG EYESTMを開発した。

The strategic use of the Internet of Things (IoT) has been increasing rapidly in the U.S. and Europe in recent years. Japanese industry, government, and academia are now starting to follow this trend. Equipment management is one area of use for big data in the manufacturing industry. The Japanese manufacturing industry is far from its infancy, but there is still room for improvement. Current objectives include stabilizing production and ensuring safety in processing plants and continually operating factories. Although effective preventive measures are imperative for securing the performance of equipment, eliminating malfunction by means of a standard TBM protocol has proved to be difficult. The BiG EYES anomaly monitoring/detection system described herein can learn and recognize the neutral state of a factory system by analyzing big data with a fuzzy neural network. It is designed to prevent problems at manufacturing plants by predicting and giving forewarning of any irregularities in the system.

1. はじめに

今日までコンピュータ同士の接続が主流であったインターネットは、あらゆるモノが直に接続されるInternet of Things (IoT)へとその姿を大きく変えようとしている。IoTはサイバーフィジカル空間を生み出し、新たな価値創造のインフラとして機能し始めている。既に欧米では、自国産業の発展にIoTを戦略的に活かそうとする動きが活発化し、日本においても産官学挙げての取り組みが始まっている。

IoT進展の背景には、コンピュータ、ストレージ、通信インフラなどハードウェアの著しい技術革新があり、これらがビッグデータや人工知能関連技術の利用を可能にしている。IoTはあらゆる方面で利活用の検討が進められているが、製造業において期待されている応用先の1つに設備管理分野がある。製造現場では予期せぬ設備故障による様々なトラブルを回避するため予防保全が行われているが、依然、時間基準保全 (TBM) が主流であり、設備故障を完全にゼロ化することは難しい。そこで当社は、防ぎき

れない予期せぬ故障に対し、予兆段階でいち早く検知することで、その影響を最小限度にとどめるための仕組みとして、異常予兆検知システムBiG EYESを開発しリリースした。本稿では、BiG EYESの機能並びにその期待効果について説明する。

2. 設備管理とビッグデータ・人工知能

2.1 製造業における設備管理の課題

課題先進国である我が国の製造業は、将来の人口減を睨み海外への進出がより一層進み、グローバル最適生産が当然のごとく要求されるようになってきた。

高度経済成長期に建設された石油・石化プラントの多くは、設備の高齢化とともに経験豊富な団塊世代の定年により、安全確保が経営課題の1つとなっている。装置産業においては、従来から予防保全の重要性が認知されており、設備管理が体系的かつ組織的に行われてきた。しかしながら、依然、TBMが主流であることから、頂上目標である重要設備の故障ゼロ化と保全費用の最小化の実現は難しい。よって、状態基準保全(Condition Based Maintenance : CBM)主体の予防保全への移行が待ち望まれている。

一方、労働集約型の組立加工型工場ではロボットなどの自動化の進展に加え、グローバル最適生産を極めた結果、高効率な生産性を維持するためには、装置故障によるライン停止などの機会損失を軽視できない状況にある。「止まらない工場」が、組立加工型の分野においても望まれるようになりつつある。

2.2 異常診断・検知とビッグデータ・人工知能

生産現場における異常診断・検知は古くから取り組まれているテーマである。1980年代後半から1990年代前半にかけ、大型装置を有するプラントを対象にした異常診断手法が幾つか提案されたが、その多くは精度や運用面の問題を乗り越えられず、現場に定着するには至らなかった。

人工知能技術においては、1980年代、人の知識をコンピュータへ移植するエキスパートシステムの研究が盛んに行われたが、実用面では一部の分野に留まっていた。その後低迷期を経て、Information and Communication

Technology (ICT)の発展により膨大なデータから知識を抽出する統計的アプローチが可能となり、近年では、脳科学の研究成果を取り入れた人工知能技術が大きく前進しようとしている。かつて挫折した設備管理の分野においても、局所的な異常診断や異常検知のみならずビジネスと直結した装置や工場全体の最有利運用の観点から技術革新が進むものと期待されている。ICTの発展とインターネットの普及がもたらしたビッグデータは、人工知能と様々な問題解決を結び付け、今まさに新たな扉を開こうとしている。

3. 異常予兆検知システム BiG EYES

BiG EYESは、プラント情報システム (Plant Information Management System : PIMS)など長期履歴データベースに蓄積された操業ビッグデータを活用し、そのデータが物語るプロセスや設備の正常な動作をモデリングすることで、現時点の振る舞いの中から普段と異なる動きを早期に発見し、管理者へ通知するシステムである(図1)。

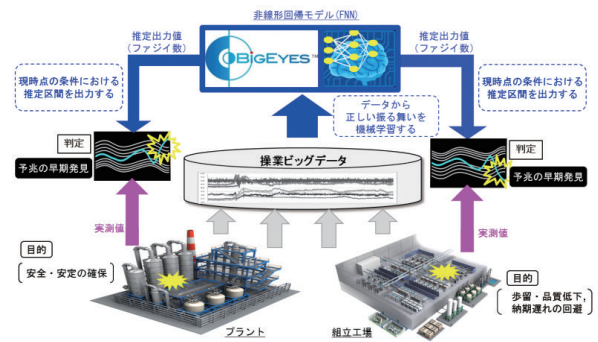


図1 BiG EYESの概念図

3.1 異常予兆の検知原理

BiG EYESはファジィニューラルネットワーク (Fuzzified Neural Networks : FNN)を用いたファジィ非線形回帰により異常予兆を検知する。基本原理は、まず操業ビッグデータを利用してFNNを学習させ、監視対象のモデルを作成する。次に、そのモデルを使用して推定値を出力し、実測値と推定値との包含関係から、いつもと違う予兆を見つけるものである(図2)。

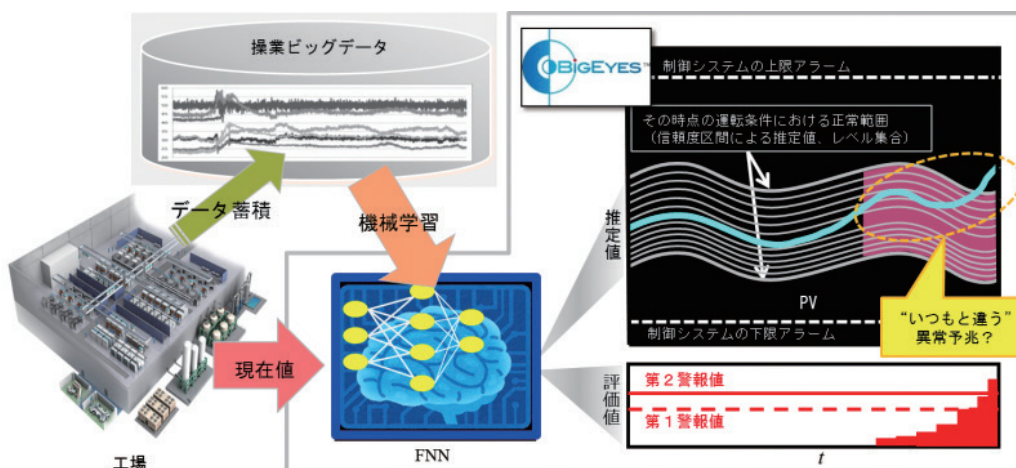
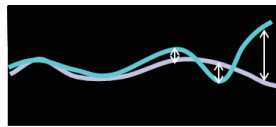


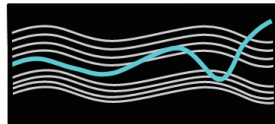
図2 BiG EYESによる異常予兆検知の原理

BiG EYESの特長の1つは、推定出力値が等高線のような区間を持ったレベル集合となることである。このレベル集合は、操業ビッグデータからFNNが学習した、その時点の条件下における目的変数の正常な値の分布範囲を示している。すなわち、この区間から外れていくといつもと違う状態であると判断する。

一般的に回帰モデルを使用する異常検知において、その多くは実数で推定値を表現している。その場合、実測値と推定値の差がいくつになれば異常と判断するかの標準尺度を決めることが難しい。そこでBiG EYESでは、FNNを採用し信頼度区間(レベル集合)を用いた推定値を出力することにより、監視対象に依存することなく異常予兆の判定を行えるようにしている(図3)。



(a) 推定値と実測値の差分 (実数出力の場合)



(b) 信頼度区間と実測値の包含関係 (FNNの場合)

図3 非線形回帰分析における判定方法の比較

3.1.1 ファジニューラルネットワーク (FNN)

BiG EYESで使用するFNNは、階層型ニューラルネットワークの結合強度やバイアスおよび出力値をファジ数で表したものである(図4, 5)。

FNNの入出力関係は、入力層ユニット数 n_I 、中間層ユニット数 n_H 、出力層ユニット数 n_O とした場合、式(1) - (5)で示される。

ここで O_k 、 O_j はファジ数出力値、 W_{kj} 、 W_{ji} はファジ数結合強度、 B_k 、 B_j はファジ数バイアス、 $f(\cdot)$ はシグモイド関数である。

$$\text{入力層: } o_i = x_i, \quad i = 1, \dots, n_I \quad (1)$$

$$\text{中間層: } O_j = f(\text{Net}_j), \quad j = 1, \dots, n_H \quad (2)$$

$$\text{Net}_j = \sum_{i=1}^{n_I} W_{ji} \cdot o_i + B_j \quad (3)$$

$$\text{出力層: } O_k = f(\text{Net}_k), \quad k = 1, \dots, n_O \quad (4)$$

$$\text{Net}_k = \sum_{j=1}^{n_H} W_{kj} \cdot O_j + B_k \quad (5)$$

ここで、 $f(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$

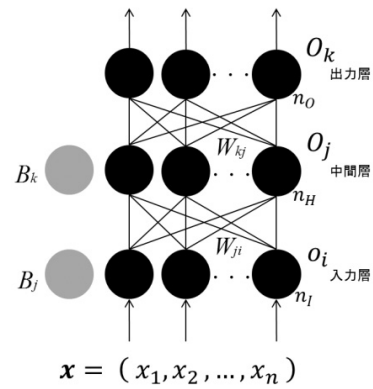


図4 ファジニューラルネットワーク (FNN)

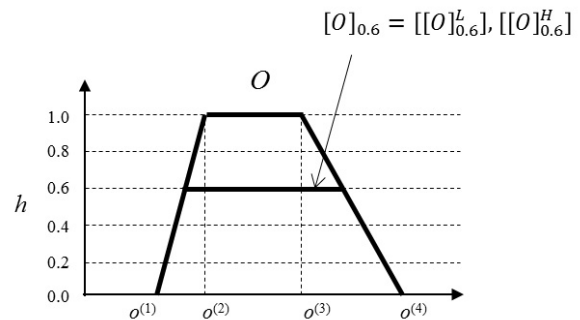


図5 ファジ数の例

FNNは、与えられた信頼度 h_t に対応したレベル集合に入出力ペアが包含されるようにバックプロパゲーションにより学習する。入力 x_t 、出力 y_t に信頼度 h_t を付けた学習用データを (x_t, y_t, h_t) と表す。 h_t レベルのファジ数出力をレベル集合の下限値と上限値を用いて $[O]_h = [[O]_h^L, [O]_h^H]$ と表現する。この時、学習用データ (x_t, y_t, h_t) のコスト関数は式(6) - (8)となる。図5にFNNによるファジ非線形回帰の出力例を示す。

$$(i) [O]_{h_t}^L \leq y_t \leq [O]_{h_t}^H, \text{ then, } e_{h_t} = \varepsilon \cdot (y_t - [O]_{h_t}^L)^2 / 2 + \varepsilon \cdot (y_t - [O]_{h_t}^H)^2 / 2 \quad (6)$$

$$(ii) y_t < [O]_{h_t}^L \leq [O]_{h_t}^H, \text{ then, } e_{h_t} = (y_t - [O]_{h_t}^L)^2 / 2 + \varepsilon \cdot (y_t - [O]_{h_t}^H)^2 / 2 \quad (7)$$

$$(iii) [O]_{h_t}^L \leq [O]_{h_t}^H \leq y_t, \text{ then, } e_{h_t} = \varepsilon \cdot (y_t - [O]_{h_t}^L)^2 / 2 + (y_t - [O]_{h_t}^H)^2 / 2 \quad (8)$$

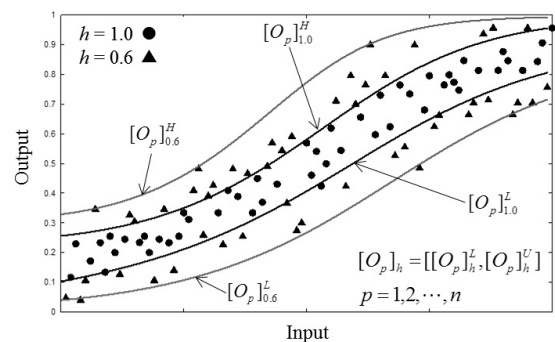


図6 FNN出力例

3.1.2 予兆の判定方法

BiG EYESは複数の対象を同時に監視するため、正常度合いを示す評価値を採用し、それが閾値を超えた時点で管理者へ通知、状態確認を促す。

評価値の算出は、FNNの推定値と実測値との包含関係に基づいて行う。FNNは入力信頼度に対応するレベル集合で包含するように学習される。ゆえに、例えば、「実測値の値がレベル1区間に含まれていれば0」というように評価値 P を与え、このポイントの現時点 P_t と過去 n 時点 P_{t-n} までの総和 P_{total} が閾値以上ならば管理者へ通知が必要と判定する。これは、設備故障は一度発生すると自然復旧しないこと、および管理者の日々の時系列データ参照習慣に基づいている。

3.2 BiG EYESのシステム構成

BiG EYESは、ビューア、サーバ、およびコンフィギュレータの3モジュールで構成する(図7)。サーバは、PIMSなど長期履歴データベースから操業データを取得し、FNNの学習、推定、評価値の算出を実行し異常予兆の有無を判定する。ビューアは異常予兆をユーザーに伝える視認性に優れたグラフィカルユーザーインターフェース(Graphical User Interface:GUI)であり、異常予兆検知時にアラームを発報する他、トラブルシューティングを支援する情報を提示する。コンフィギュレータはサーバに対し監視機能を定義するツールであり、データ収集からモデル製作、評価までの一連の作業をワンストップで実行する機能を備えている。

BiG EYESは、工場全域にわたる重要機器の網羅的監視から対象を限定した監視までのスケラビリティを有している。パッケージライセンスは、監視点400、100、16の3種類をラインナップしており、上位ライセンスへのアップグレードライセンスも提供している。これにより段階的に監視点を増やすことが可能であり、状況に応じて柔軟に利用できる。

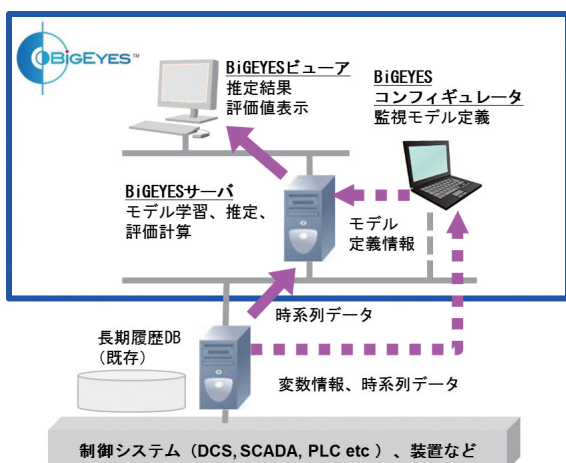


図7 BiG EYESシステム構成

表1 BiG EYESソフトウェアパッケージライセンス

標準ライセンス	400点
	100点
	16点
アップグレードライセンス	100点から400点へ
	16点から400点へ
	16点から100点へ

3.2.1 BiG EYESサーバ

BiG EYESサーバは、前述のFNNを用いた監視モデルを使用した異常予兆検知と、監視モデルの自動更新を行う。異常予兆検知は、1分ごとにPIMSなどの履歴データベースからデータを取得して実行され、その結果はビューアに通知される。監視モデルの更新は、1日単位で、サーバに蓄積されたデータをもとに実行される。

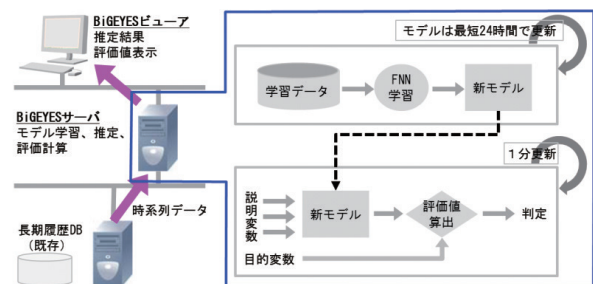


図8 BiG EYESサーバの機能

3.2.2 BiG EYESビューア

BiG EYESビューアは異常予兆をユーザーに伝える視認性に優れたグラフィカルユーザーインターフェース(GUI)であり、以下の機能を有する。

- ・オーバービュー(工程レベル、変数レベル)
- ・監視トレンド表示(変数一覧、過去との対比など)
- ・監視設定変更(各種パラメータ、アラーム)
- ・アラームサマリ(予兆監視、システムアラーム)

監視トレンド表示は、監視モデルに使用されている説明変数と、監視対象変数(目的変数)の時系列データと、異常予兆検知の評価値を表示する機能である(図9)。予兆検知後のトラブルシューティングを支援するため、説明変数のトレンド表示や過去のトレンドとの比較表示機能を有している。

監視設定変更機能は、監視アラームやFNNモデルの学習設定などをオンラインで行う機能である(図10)。



図9 監視トレンド表示の例



図10 監視設定変更画面の例

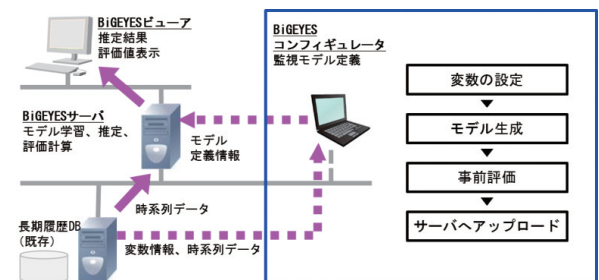


図11 BiG EYES コンフィギュレータの機能

3.2.3 BiG EYESコンフィギュレータ

BiG EYESコンフィギュレータは、サーバに対し監視機能を定義するツールであり、データ収集からモデル生成、評価までの一連の作業をワンストップで実行する機能を備えている(図11)。確定した定義情報をコンフィギュレータからサーバへアップロードすることにより、異常予兆監視が可能となる。コンフィギュレータは、以下の機能を有する。

- ・監視モデルの作成(図12)
- ・監視モデルの評価支援(図13)
- ・サーバへのアップロード
- ・各種マスタ設定

これまで、監視モデルの作成は特別なスキルを要する専門家の役割とされていたが、BiG EYESコンフィギュレータを使用することで、エンドユーザー自身による効率的なシステム機能構築と維持運用が可能となる。

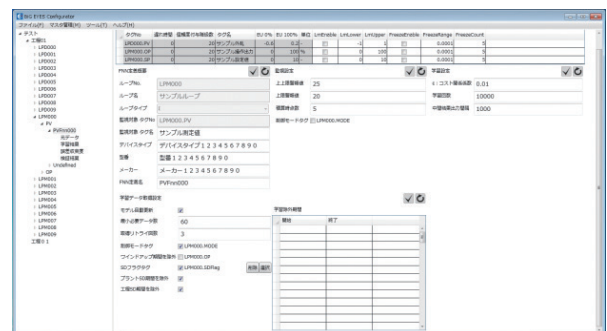


図12 コンフィギュレーション画面の例



図13 学習結果表示画面の例

4. BiG EYESによる異常予兆検知の検証例

本章では、BiG EYESのPA分野における検証例として実際の化学プラントで発生した計装機器の故障時データを使用した異常予兆検知機能の検証結果を紹介する。

1つ目は、ガス圧縮機吐出に設置されている流量計の故障例である。導圧管の詰りによる流量指示低下から工程インターロック停止に至ったケースである。本事例では、当初、流量指示の小さな変動が発生していたが、管理者は通常外乱の影響と考え静観している間に突然、流量指示値が低下したものであり、制御システムからの情報だけでは迅速な判断が困難な事象である。この事例をBiG EYESを用いて検証した結果を図14に示す。ノズル詰まりにより流量指示値が変動を始めた直後から、評価値が高い値を示している。BiG EYESを用いることで、管理者が異常と断定した時刻(8:30頃)から約5時間前の3:30頃には、少なくとも通常と異なる状態であることを管理者へ通知できる。

2つ目は、リボイラ供給蒸気用調節弁の内弁故障によって制御不能に陥り、工程乱れに至ったケースである。本ループは、カスケード制御構成となっており、蒸気供給圧力を制御する圧力制御ループを1次側とし流量制御ループが2次側となっている。この調節弁は数十年にわたり使用されており、機械的破損によってプラグがステムごと内部に脱落した稀な故障であった。管理者は8:00頃に圧力変動を受けて対応を始めたが、その直後に調節弁が動作不能となった。制御システムのアラーム監視のみでは直前まで気づくことの難しい故障モードである。BiG EYESによる検証結果は、5:30頃より制御出力の評価値が上昇し6:00には実際の制御出力が完全に推定範囲外となる50を超え異常状態と判断できる(図15)。しかし、その時点では管理者が気付いた時刻から2時間前であり、もし迅速な点検が行われなければトラブルを回避できない恐れがある。従って、さらに1週間過去に遡り検証を進めた結果、数日前から間欠的に評価値が高くなる状態が見つかった(図16)。この結果は、本故障が数週間を要して進行していたにも関わらず、その間、人の五感や制御システムのアラーム機能では気付くことが難しい僅かな変化しかなかったことを示しており、このような場合でもBiG EYESは数日前に異常予兆を検知できている。

その他、エンドユーザーの協力を得て、機械装置や計装機器などの様々な故障モードに対する検証を行った結果、BiG EYESは管理者による異常発見タイミングと比べ、総じて数時間から数日以上早く異常予兆を検知できることを確認している。ただし、電気回路の断線のような直前まで予兆の現れないものや、センサの設置がなく監視モデルが作れない場合は予兆検知できない。

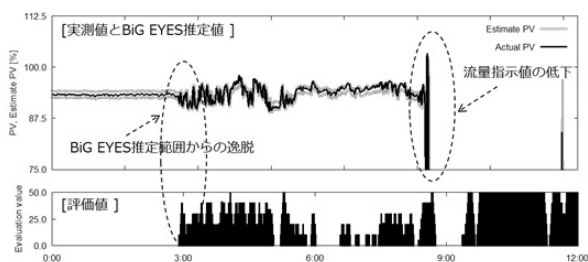


図14 計装機器の故障による工程停止例

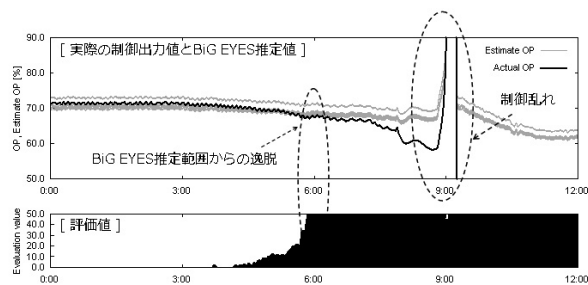


図15 調節弁の故障によるプロセスの制御乱れの例(その1)

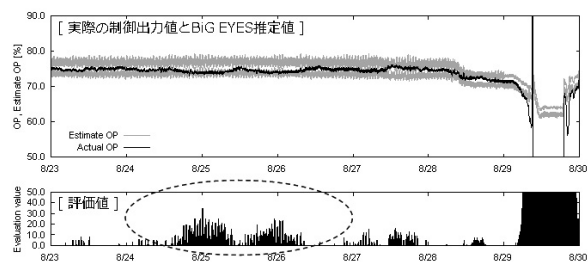


図16 調節弁の故障によるプロセスの制御乱れの例(その2)

5. BiG EYESの特長と期待効果

一般的に、異常検知システムには表2に示す運用上の課題が存在する。また、PA系におけるプラントの安全安定を目的とした場合は、その網羅性が強く要求される。

表2 異常検知システムにおける一般的な課題

	課題	理由
1	システム構築負荷	専門家によるシステム構築が必須であり、長期の開発期間と大きな投資コストが必要。
2	信頼性	誤報や欠報による信頼性の低下。
3	保守性	ブラックボックス化によりタイムリーな保守が難しい。

本章では、BiG EYESの特長をユーザビリティの観点から説明する。

(1) 装置や故障モードに依存せず、工場全域を網羅的に監視

設備管理の目的は、当然のことながらプラント/工場に設置されている全ての重要設備を分け隔てなく、安定稼働させることである。計装機器だけをとりても、多種多様な機器が数多く存在している。BiG EYESはその検知原理から機種や故障モードに依存せず、専用の診断システムが装備されていない全ての機器を監視対象にでき、切れ目の無い異常予兆監視網を構築することが可能である。特に、PA分野ではこの監視の網羅性が安全安定の確保において不可欠である。また、ビッグデータを活用した方式のため、FA分野において要求されるグローバルな適用も比較的容易である。

(2) 管理者のノウハウを踏襲した検知原理とGUI

ベテラン管理者は装置や計装機器の健全性を簡易的に判定する方法として、変動要因を基に経験的に身に付けた正常な範囲を基準とし、制御システムなどから得た実測値から妥当性確認を実施している。BiG EYESビューアは、このベテラン管理者が持つ暗黙知であるノウハウを踏襲し、実データから求めた正常範囲を信頼度区間と評価値として可視化している。よって、管理者のメンタルモデルに適合した情報提示により、心的負担なく受け入れられ迅速な状態認知と意思決定を支援できると考えている。

(3) 導入・運用コストを低減するEUCによるシステム構築、運用保守

一般的に、異常予兆を検知する行為自体は、製品作りのように直接利益を生むものではない。工場経営の観点から、その仕組みの導入と運用にはコスト低減が求められる。しかし、増改造が頻繁に行われる商用プロセスに適用されるモデル内蔵型システムは、継続した専門家の手厚いサポートが必須であり、維持コストの増大やタイムリーなシステム保守の障害になることがある。

BiG EYESはフィールドへの新たなハードウェア設置を必要としない。また、システム構築・運用においては、工場や設備を良く知る管理者とそのスタッフがコンフィギュレータを使用し、構築から維持運用までを自ら主体的に行えるEnd User Computing (EUC)環境を提供している。よって、導入・運用コストの低減と保守性向上が図れる。また、システム構築の過程で原理原則に基づく暗黙知の形式知化がなされ、職場のノウハウ伝承にも貢献できる。

6. おわりに

今日まで、製造業におけるオートメーションやシステム化は、社会情勢や経済環境に対応して高度化してきたが、IoT時代に入り新たなブレイクスルーが期待されている。製造現場のオートメーション化やシステム化が進展するにつれ、設備やシステムの健全性維持がより一層重要になる。オートメーション化・システム化と設備管理は作用反作用の関係にあると言える。BiG EYESは、操業ビッグデータからプロセスや設備の振る舞いを学習し、異常予兆を早期に発見するシステムであり、現行の人による工程監視や制御システムのアラーム機能との併用により、突発故障に起因する工程トラブルや緊急停止の低減に寄与するものと考えている。今後、PAプラントのみならず、FA工場における予防保全ニーズ「止まらない工場」にも応えられるものと考えている。

そして、スマート設備管理の次展開として、通信インフラを利用したBiG EYESのグローバル展開による企業ワイドの設備管理の仕組み作りやBiG EYES評価値データのビッグデータ蓄積・活用による総合的CBM実現を目指していく。

一方、計装機器メーカーである当社は、FOUNDATION Fieldbusや HARTデジタル通信対応の計装機器による自己診断機能の拡充、計装機器CBMアプリケーション展開にも注力しており、予防保全と異常予兆検知を両輪として

総合的な設備状態管理の精度向上に貢献する所存である。

今後、BiG EYESが様々なプラント/工場で利用され、「安心、快適」な生産現場を実現するとともに、IoT時代のスマート設備管理発展の一助になれば幸いである。

<参考文献>

- (1) 経済産業省商務流通保安グループ、産業保安のスマート化に向けて～技術基準等の全体的な見直し～、第5回保安分科会配布資料4-1、参考資料1、2015年3月
- (2) 高压ガス保安協会、平成25年度経済産業省委託 高压ガス関連事故年報、2014.
- (3) 経済産業省 産業構造審議会 商務流通情報分科会、CPSによるデータ駆動型社会の到来を見据えた変革(中間取り纏め)、2015年5月
- (4) H.Ishibuchi and M.Nii, Fuzzy Regression using Asymmetric Fuzzy Coefficients and Fuzzified Neural Networks, Fuzzy Sets and Systems, 119, pp.273-290, 2001
- (5) D. Kimura, M. Nii, T. Yamaguchi, Y. Takahashi, and T. Yumoto, Fuzzy Nonlinear Regression Analysis using Fuzzified Neural Networks for Fault Diagnosis, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligence intelligent Informatics, Vol.15 No.3, 2011
- (6) 木村大作, 山縣謙一, 設備管理のスマート化, 計測技術, pp. 6-11, 7月号, 2015
- (7) 木村大作, プロセスビッグデータ活用による設備管理スマート化への取り組み-“設備と人が語り合う”設備管理を目指して-, 2015計装制御技術会議, Oct 26, 2015
- (8) 木村大作, 山縣謙一, 新居学‘プロセスビッグデータを用いたプラント計装機器の異常予兆検知システムの開発, 石油学会名古屋大会 第45回石油・石油化学討論会(講演要旨), pp.156-157, Nov.5 and Nov.6, 2015

<商標>

BiG EYESは、アズビル株式会社の商標です。
FOUNDATION Fieldbus, HARTは、FieldComm Groupの商標です。

<著者所属>

木村 大作 アドバンスオートメーションカンパニー
エンジニアリング本部アドバンス・ソリューション部
山縣 謙一 アドバンスオートメーションカンパニー
エンジニアリング本部ソリューション技術部