

設備維持管理向けデータ分析技術

平井規郎* 栗山俊通*
中村隆顕* 上田宜史*
増崎隆彦**

Data Analysis Technologies for Maintenance and Management of Facilities

Norio Hirai, Takaaki Nakamura, Takahiko Masuzaki, Toshiyuki Kuriyama, Takafumi Ueda

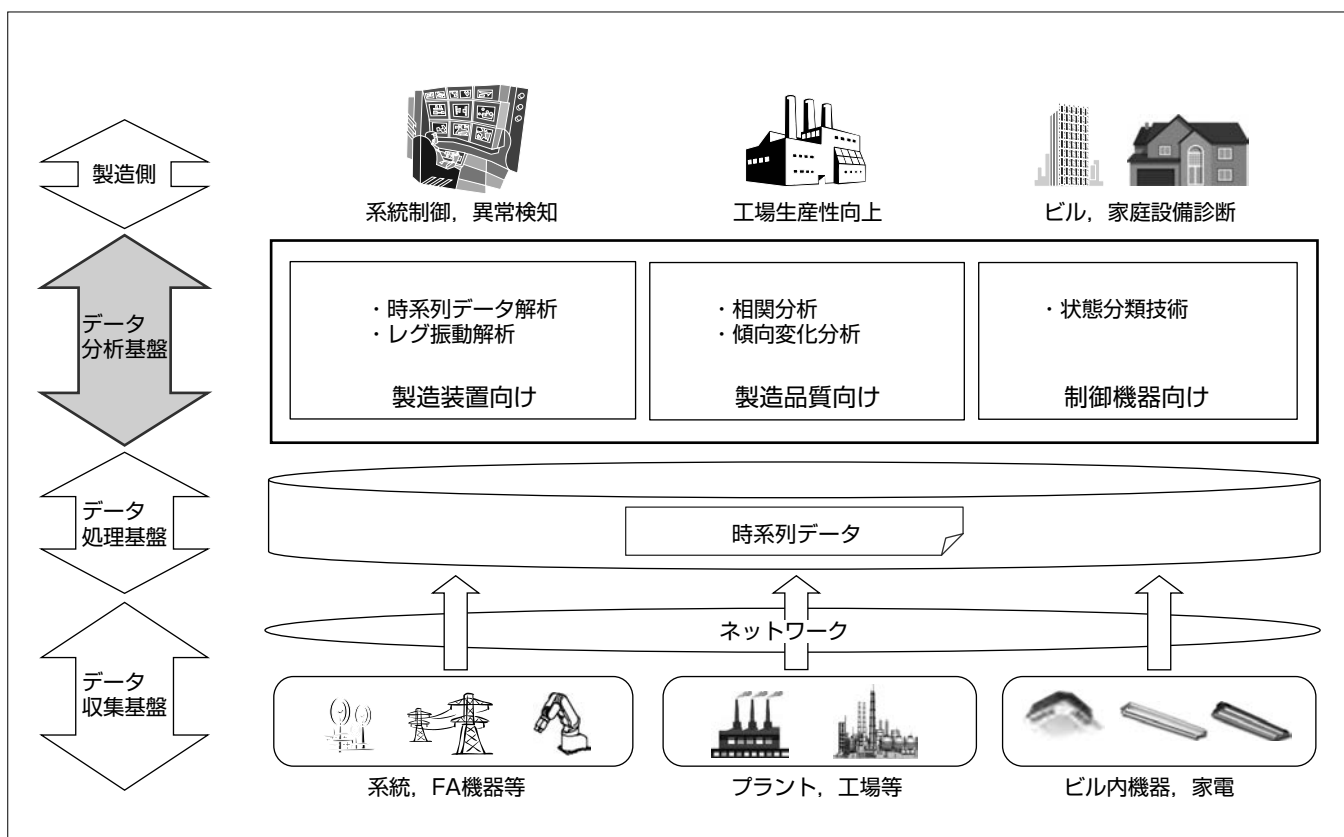
要 旨

近年、IoT(Internet of Things)の普及によって、大量の機器がネットワークに接続され、様々な機器のセンサデータを収集することが可能になってきた。それに伴い、機器の状態を遠隔から監視するだけでなく、データを分析し、機器の将来の状態を予測することで、予防保全や製造品質維持への活用が期待されている。

予防保全への活用では、設備が故障する前にセンサデータから故障の予兆を検知し、故障発生前の保全を可能にすることで製造ラインのダウンタイムを削減し、効率的な保守を可能にする故障予兆検知技術や、故障が発生した場合に故障要因の候補を提示することで効果的な保全を可能にする要因分析技術などがある。一方、製造品質維持への活

用では、製造ラインの検査設備などにおけるデータの傾向変化と不具合製品との関係を分析し、不具合製品の製造を未然に防止することを目的とする傾向変化分析や、検査基準を最適化し歩留向上を目的とする検査基準最適化がある。

これらを実現する分析技術は多様であるが、分析対象によってデータの前処理やモデル化が大きく異なることが分かっている。そこでまず、分析対象を製造装置、製造品質、制御機器の3つの分野に分け、それぞれに適した分析技術を開発した。一方、分析効率化という観点から、分析技術の共通部分を統合し、多様な分析対象に対してカスタマイズを軽減することで分析を効率化するデータ分析基盤を開発した。



予防保全システムへの故障予兆検知技術の適用例

予防保全システムに故障予兆検知技術を適用することで、機器や装置が故障に至り停止する前に対策をたてることが可能になり、ダウンタイムゼロを実現し、効率的なメンテナンスプランを立案することができる。例えば、ある機器がシステム全体の一部として稼働している場合、機器の異常を早期に検知することで、他の機器のメンテナンスと時期を合わせてメンテナンスし、生産性を向上させることが可能になる。

1. ま え が き

近年IoTの普及に伴い、設備の異常検知や故障予測によって、故障発生前にメンテナンスを行うことでダウンタイムの削減を可能にする予防保全や、不具合製造を未然に防止して品質を向上させる取組みが行われている。三菱電機も、設備の状態をデータから推定及び予測し、故障が起きる予兆を検知することで故障の発生時期を予測する技術や、検査データから傾向変化や検査基準を分析して品質を向上させる品質分析技術の開発に取り組んでいる。

本稿ではこれらのデータ分析技術について述べる。

2. 設備維持管理向けデータ分析技術

設備維持管理に向けたデータ分析技術には、設備や装置が故障する前に、センサデータから故障の予兆となる異常を検知する故障予兆検知技術や、製造ライン上で検査設備のデータを分析し、不具合製品が製造される前に兆候を検知する品質分析技術などがある。故障予兆検知の場合、通報を受けた制御システムは、該当の装置を安全に停止させることができる。また、現場作業者が該当の装置をチェックし、保守員が知識や経験から故障直前と判断した場合は、装置を交換・修理する。故障予兆検知の主要な効果は次の3つである。

- (1) 製造工程では、材料や部品を製造装置に投入する前に、装置を停止させることで、材料や部品のロスを削減することができる。
- (2) 小さな故障がより大きな故障に発展する前に、対策をとることが可能になり、重大な故障が発生した場合に必要な対策コスト(人手、時間)を削減することができる。
- (3) インフラ設備では、提供するサービスの停止時間を削減することができる。

データ分析はこれらを実現するための手段である。データを分析するためには一般的に、要求分析に基づく目標設定を行った後は、データ処理を適切に進めるためのデータ

の性質理解、データのモデリング、モデルの評価、運用という手順で進めていく。データ分析を成功に導くためには、これらの手順の中でも最初の“センサ要件定義”と“故障予兆モデル生成”(図1)が重要である。

しかしデータの“性質理解”と“モデリング”は分析対象ごとに異なるため、汎用化が困難である。そこで、本稿では分析対象を製造装置、製造品質、制御機器に分類し、それぞれの特性を考慮したデータ分析技術開発の取組みについて述べる。一方、これらの分析技術の共通化できる部分を統合することで、分析技術開発を効率化するための分析基盤技術開発の取組みについても述べる。

3. 製造装置向けデータ分析技術

ここでは、製造装置の故障予兆検知のためのデータ分析技術について述べる。製造装置が導入されている製造工場で、稼働中に故障・停止すると、損害額が大きくなる(数千万円規模)場合がある。そのような現場では故障の予兆検知のニーズが大きい。そこでこのような装置での故障直前の温度や電流データから、通常と異なるデータの変化を検知することで故障予兆を検知する技術を開発した。この技術は、時系列データの時間的変化の微小な差異を検出可能にする。これによって、時系列データを収集することが可能な製造装置について故障の予兆検知が可能になる。

3.1 時系列データ解析技術

製造ラインの装置では、装置の保全のために、装置から収集される複数の信号から、故障予兆に関連する異常を検知したいというニーズがある。一般的に製造装置では大きな障害は通常発生しないことから、“学習のための異常データがなくても異常検知ができなければならない”という要請がある。また、従来の多くの異常検知アルゴリズムは、必要とするパラメータが多くて使いこなすのが難しいという課題がある。一方、“製造ラインの装置には温度、熱量、圧力、振動、電圧などの様々な特性を持つ多様かつ多数の信号があるため、信号の特性ごとにチューニングする

手間を不要にしたい”という要請がある。このようなニーズを満たす技術としては、与えられた時系列データから通常と異なる部分列を発見するアルゴリズムDiscord方式⁽¹⁾がある。Discord方式は、次の手順で異常を検知する。

- (1) 異常でないと仮定されるデータ(学習データ)と、異常検知の対象となるデータ(テストデータ)を準備する。
- (2) 学習データから与えられたサイズの部分列を全て作成する。
- (3) テストデータについても同様に全ての部分列を作成する。
- (4) テストデータの部分列と学習データの部分列

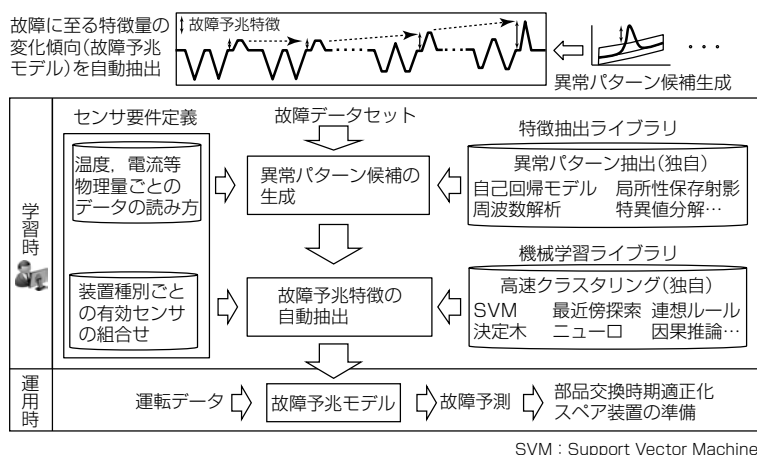


図1. 故障予兆モデリングの流れ

との距離を総当たりで計算し、計算された距離の中で、最も小さい距離を基準として異常の度合いを定義する。

すなわち、学習データ中の全ての部分列と似ていないテストデータの部分列を異常な部分列として抽出するため、わずかな差異に対しても高精度に検出することが可能であるが、一方で異常検知に要する時間が学習データの長さに比例するという課題がある。

これに対し、学習データ中の部分列の中から典型的な特徴を持つ部分列(以下“標本部分列”という。)を選択し、総当たりでなく標本部分列とだけ距離を比較することによって、従来の総当たりの手法よりも40倍程度高速に異常な部分列を検索することで、リアルタイムに異常を検知することを可能にする方式を開発した。図2に異常検知結果の例を示す。これらの2つの例では、周期的に変化するデータに含まれる、通常とは異なる挙動(丸枠部)が検知できていることが分かる。

3.2 レグ振動解析技術

製造装置の保全業務では故障予兆や劣化を検出するため、不規則に変動するセンサ時系列に対して、与えられた振幅を超える上下変動の頻度を算出したいというニーズがある。上下変動の例を示す。

例1：空調機で、正常時は、部屋の実測温度はある一定時間後に設定温度に収束するが、センサや制御系に異常がある場合には、設定温度より高い温度と低い温度の間を振動する(ハンチング現象)。

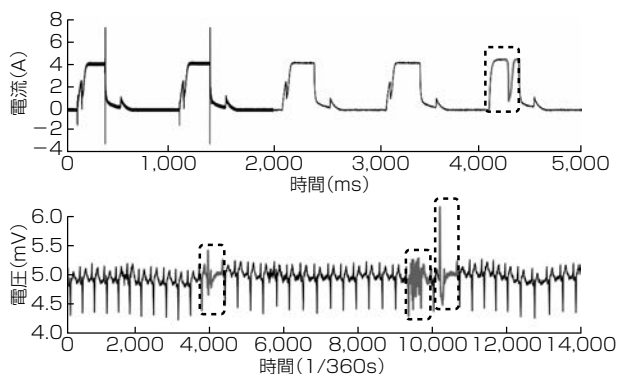


図2. 異常検知技術による検知例

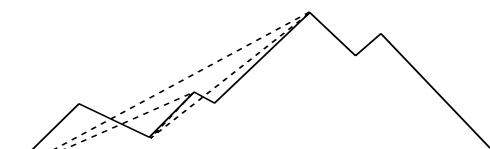


図3. レグの概念図

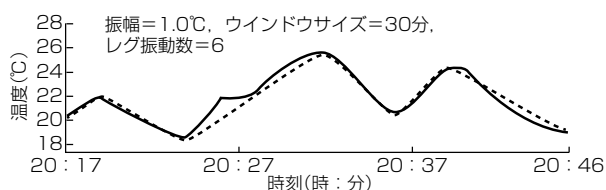


図4. レグを用いた振動解析

例2：配管詰まりがある場合の圧力の急激な上昇・下降不規則に変動する時系列の上下変動を扱った従来技術として、データ工学分野ではレグがある。レグは、図3の点線に示すように、不規則な上下変動があっても全体として上昇、ないし下降している部分列のことを言う。

従来技術は、単独のレグによって上昇/下降傾向の異常を検知するため、例に示すような上下変動を検知することができなかった。そこで、上昇傾向と下降傾向のレグが交替出現するレグ振動を高速に検知するレグ振動解析技術を開発した。レグ振動解析技術を利用することで、図4に示すように、“30分間に温度が1℃以上の幅で4回以上振動したら異常”といった複雑な条件で異常を検知することが可能になった。

4. 製造品質向けデータ分析技術

製造ラインにおける歩留向上や製造原価の低減を目的とした製造データ分析として品質分析がある。例えばQC 7つ道具(パレート図、特性要因図、管理図含めたグラフ、チェックシート、ヒストグラム、散布図、層別)を用いて、情報を正しく分析し、品質改善活動を行ってきた。しかし、これらの手法は問題が発生した後に、問題の発見、原因把握、解消確認を行うためのものであり、品質問題の発生を予測することは困難であった。そこで、品質向上、問題発生予測を目的として、次の2つの技術を開発した。

- (1) 工程間に存在する関係性に基づく製造品質の向上を目的とする相関分析技術
 - (2) データ特性の傾向変化と不具合の関係に基づく不具合製造の未然防止を目的とする傾向変化分析技術
- 次にこれらの技術について述べる。

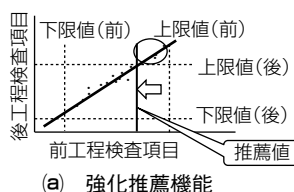
4.1 相関分析技術

検査工程間の製造データに相関がある場合、ある工程の可否を判定するための検査基準値を変化させることによる後工程への影響を把握することができる。そこで、検査間の相関分析によって、最適な検査基準値を求めるため、“強化推薦機能”と“緩和推薦機能”の2つの機能を開発した。

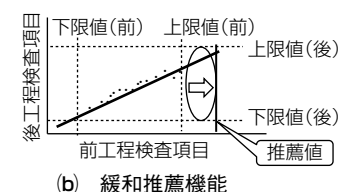
“強化推薦機能”は、基準値の強化によって、後工程での不合格の削減を目標としている。一方“緩和推薦機能”は、基準値の緩和によって、前工程での不必要な不合格の削減を目標としている(図5)。

基準値強化によって後工程の不合格を削減できる前工程の検査項目
⇒品質安定化

基準値を緩和しても後工程に影響を与えない前工程の検査項目
⇒原価低減、歩留向上



(a) 強化推薦機能



(b) 緩和推薦機能

図5. 相関分析による2つの機能

4.2 傾向変化分析技術

製造時期や、保守・点検などのイベントによる製造データ特性の傾向変化を求めることで、検査における不合格発生頻度増加等の不具合に寄与する条件を抽出する。これによって、条件やイベントごとに、不具合増加の未然防止策を検討することができる。

この技術は、不合格発生頻度や、製造データの時系列的な変化量、任意の検査項目の測定値をロット名・製造時期・製品仕様といった条件で抽出した頻度分布を、別の条件で抽出した頻度分布と比較することで、様々な条件による製造データの分布の差異確認を可能とする。製造時期や保守・点検などのイベントによる検査データの傾向や不合格の頻度を確認することで、時期ごとの傾向に応じた検査基準値の厳格化や不合格発生頻度増加の兆候発見による不具合製品製造の未然防止ができる(図6)。

5. 制御機器向けデータ分析技術

機器の運転に周期性がなく、かつ運転状態の変化が激しい制御機器では、物理モデルから推定される異常の検知精度が低下してしまう、という課題がある。これに対して従来は発停前後や、センサデータの振幅が大きいなどの制御が不安定な過渡状態のデータを取り除くことで、検知精度を向上させていた。しかしこのようなルールベースにおける前処理だけでは、制御機器の内部で複雑な制御を行っている場合、多様な運転状態が含まれるため異常検知結果のばらつきが大きい。そこで、物理モデルと統計モデルとを併用した前処理を行うことで、異常検知精度を従来の精度からさらに向上させる状態分類技術を開発した。

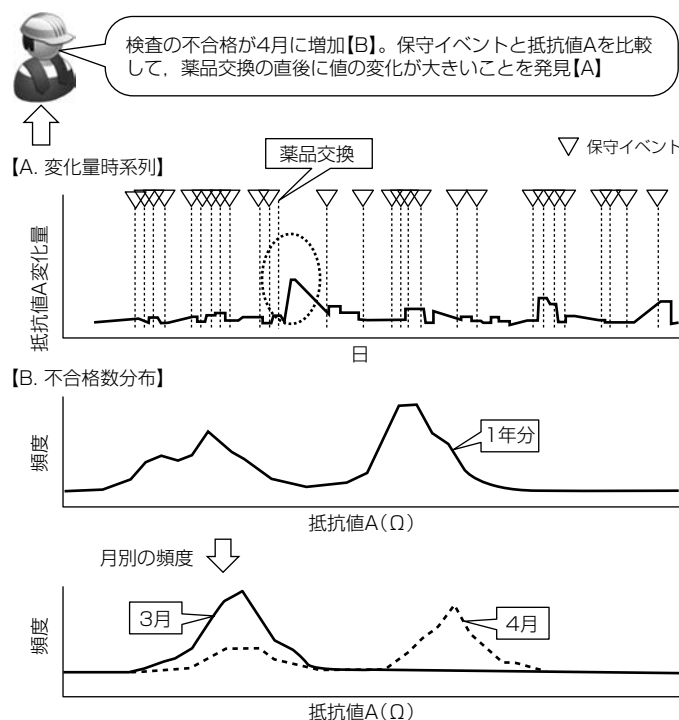


図6. 傾向変化分析

先に述べたとおり、機器の設置環境の影響や、機器内部の複雑な制御によって、制御機器では様々な運転状態が発生する。その結果、誤検知を防ぐため、異常検知のしきい値を緩和せざるを得ず、十分な精度が得られない。そこで、高精度な異常検知実現のためには、機器データを運転状態ごとに分類し、同じ運転状態でデータを分析する必要がある。運転状態を分類する1つの手法として、各センサデータの値域を等間隔に分割し、その組合せを1つの運転状態とする方式が考えられる。しかし、近年は、センサ数も膨大であり、この方式は現実的とは言えない。そこで、制御機器で収集される多次元のデータを、その特徴を反映して次元を圧縮する統計手法である特異値分解(Singular Value Decomposition : SVD)を利用し、データを一次元に圧縮し、分割する方式を検討した。特異値分解では、多次元データに対し、最もデータの特徴を示す特徴空間を抽出することが可能である(図7)。

具体的には、特徴ベクトルUは、式(2)を満たす重み l_i を利用し、式(1)に示すように、各センサ項目の一次結合によって求められる。特異値分解では、Uの分散が最大となる l_i の固有値問題を解くことによって求めることができる。

$$U = l_1 x_1 + l_2 x_2 + \dots + l_n x_n \dots \dots \dots (1)$$

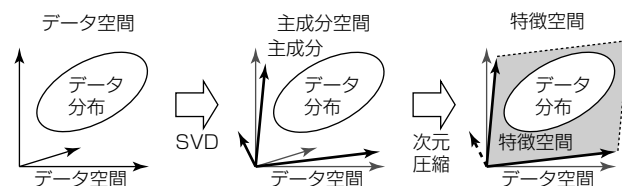
$$l_1^2 + l_2^2 + \dots + l_n^2 = 1 \dots \dots \dots (2)$$

l_i : センサ i の重み

x_i : センサ i の計測値(ベクトル)

図8に示すとおり、多次元データの特徴を反映する特徴空間を形成する軸(特徴ベクトルU)上で、データをクラス

特異値分解(SVD)を用いることで、データの特徴をよく反映する軸(主成分)を算出できる。



主成分は、元データの項目の特性を集約したものであるため、主成分値を評価することで、複数の値にわたる変動の特性についても評価することができる。

図7. 特異値分解

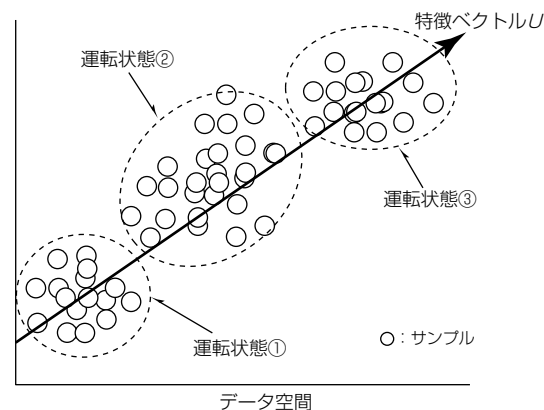


図8. ベクトル上におけるクラスタリング

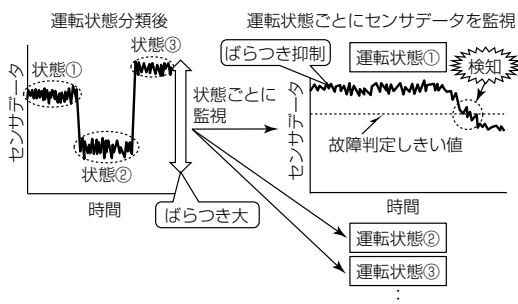


図9. 運転状態分類による検知精度向上

タリングすることによって、類似した運転状態同士でデータを分類することが可能となる。

このように運転状態进行分类することで、異常検知に利用するセンサデータのばらつきは低減され、高精度に異常を検知することが可能となる(図9)。

6. データ分析基盤技術

データの大量化、高次元化が進み、人手に依存した分析では、データを有効に活用できないという課題があり、分析作業の自動化が求められている。2章でも述べたとおり、データ分析を進めるうえで、共通化できる部分はできるだけ共通化し、一方で共通化困難な部分についても、カスタマイズの部分を極力削減し、容易に対応できるようにしておく必要がある。この課題に対応するため、個々の分析に応じたデータの加工や分析手順などをシナリオ化し、決められたフォーマットで記述されたテキストを作成し、それを解釈させることで様々な対象に対して分析が可能となるデータ分析基盤技術を開発した。

従来は分析対象ごとに異なるデータの特性や、分析内容に対応するため、個別にアプリケーションを開発していたが、今後は分析機能を共通基盤化し、カスタマイズの部分を極力削減することによる分析の効率化が求められている。

これまでのデータ分析技術開発の取組みによって、データ分析には、次の3種の機能が共通化可能であることを確認した。

(1) 時間窓特徴量の計算

時系列データを比較する部分列の特徴量を計算する機能

(2) 特異時刻選択

統計量のしきい値比較、論理演算によって特異時刻を選択する機能

(3) 実行制御の機能

パラメータを変更しながらシナリオの反復実行や、条件分岐等の制御が可能な機能

そこで、データ分析基盤は、これらの機能を備えた基盤ソフトウェアとして設計し、特徴量計算をユーザー定義関数として追加可能な設計とした。さらに、これらの機能

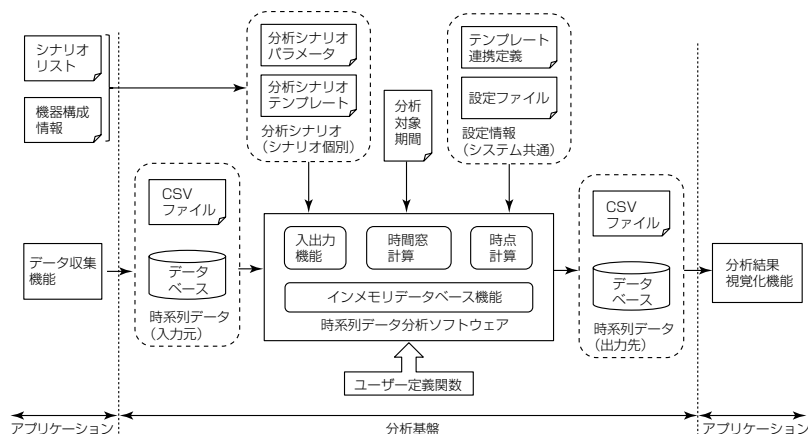


図10. データ分析基盤のアーキテクチャ

は、シナリオで実行可能とした。ここでシナリオとは、使用するデータベース、データ抽出期間、異常判定に使用するアルゴリズムを記述したもので、これらの形式を定義し、またそれを解釈するソフトウェアを開発した。分析者は、シナリオとして入出力を指定した関数を複数並べて記述するだけで、その記述に従った分析結果を得ることができる。これらの結果、汎用的に対応可能な基盤を実現した(図10)。

7. む す び

センサデータを活用した故障予兆検知分析技術等について述べた。しかしセンサデータだけでは故障や品質低下の要因を知ることはできない。要因を分析するためには、設備の使われ方を示す運用情報や、設計情報、保守・点検記録なども必要になる。これらの情報は、現場作業員のノウハウや、文書記録として蓄積された情報であり、今後はこれらの情報とセンサデータを連携させたデータ分析技術の開発に取り組む。

参 考 文 献

- (1) T. Rakthanmanon, et al.: Searching and Mining Trillions of Time Series Subsequences under Dynamic Time Warping, SIGKDD 2012, 262~270 (2012)
- (2) 中村隆顕, ほか: 標本部分列を用いた時系列データ異常検知方式, 電気学会 論文誌C, **136**, No.3, 363~372 (2016)
- (3) 今村 誠, ほか: 時系列データにおけるレグ振動解析, 情報処理学会 論文誌(ジャーナル), **57**, No.4, 1303~1318 (2016)
- (4) 今村 誠, ほか: 設備異常診断用の時系列データ検索言語TPQL, 電気学会論文誌C(電子・情報・システム部門誌), **134**, No.1, 156~167 (2014)