

# データ解析による予防保全技術の開発

## Development of Preventive Maintenance Technique using Data Analysis

袖子田 志 保 技術開発本部総合開発センター制御技術開発部 主査  
木 村 麻 衣 航空宇宙事業本部技術開発センター制御技術部  
鈴 木 由 宇 情報システム部  
近 藤 智佳子 高度情報マネジメント統括本部企画開発部 博士（工学）

お客さまに納めた製品の健全性を評価し、適切なメンテナンスを行う予防保全は、製品を安心して長く使っただけでなく非常に重要である。当社の製品は、プラントや産業機械など、規模が大きくかつ世界各国で使用されるものが多い。こうした製品の予防保全技術は、信頼性ととも適用が容易であり、対象とする製品の数が増えても導入しやすい技術であることが望まれる。現在開発中である健全性診断のためのデータ解析技術を、実際のシステムのデータに適用し評価した結果、上述の要求事項を満足し得る良好な結果が得られたので報告する。

Appropriate preventive maintenance is very important to ensure a reliable operation of our product for long time. Our products, which include plants and industrial equipment, are large systems and they are used all over the world. Preventive maintenance of such products requires a technology that can automatically detect anomalies and that is easy to implement no matter how many products have to be monitored. After developing data analysis technology for preventive maintenance, we evaluated the performance of the methodology using data from real products. As a result, the proposed method showed better anomaly detection performance than the limit-check method. This paper presents the proposed anomaly detection method and the results of the evaluation using data from real products.

## 1. 緒 言

お客さまに納めた製品を安心して長く使っていただくためには、製品の状態を把握して適切なメンテナンスを行うことが重要である。

IHI グループでは、これまでも機械式駐車場や発電プラントなどの運転データを常時監視することで、お客さまとの情報共有や適切なメンテナンスの実施をはじめとした予防保全サービスに取り組んできた。

近年では、その次のステップとして、予防保全技術のなかでも、製品の状態把握の省力化・高速化を目指した、データ解析による健全性診断技術の開発に取り組んでいる。

代表的な適用検証事例を通して、開発した技術とその有効性を紹介する。

## 2. データ解析による健全性診断

### 2.1 データ解析による健全性診断とは

近年、蓄積される膨大なデータを活用する試みに大きな注目が集まっている。ものづくりの分野においても、リモートモニタリングの技術開発と展開によって、遠く離れた場所にあるプラント、工場、構造物や機械などの運転

データを日々収集できるようになってきた。このように収集したデータから、製品の稼働状況をはじめとしたメンテナンスに有用な情報をより早く、的確に抽出し、お客さまへの予防保全サービスに役立てていくのが、データ解析による健全性診断技術である。

製品の状態を随時把握しておくことは、部品交換の準備期間の短縮やメンテナンス時期の見積確度の向上につながる。同時に、故障対応としての計画外のメンテナンスに伴うコスト増大を防ぐことが期待できる。

### 2.2 技術開発の目的

IHI グループの製品には、数百点のセンサが取り付けられた複雑なシステムや、国外で使用されるものなどがある。こういった製品の健全性診断技術には、次のような特徴をもつことが望まれる。

#### (1) 大量のデータを短時間で処理可能

異常の予兆の検出機会を減らさないために、より多くのセンサ値や監視項目（以下、これらをまとめて特徴量と呼ぶ）から短時間で製品の健全性を診断できる必要がある。

#### (2) 導入や保守が容易

健全性診断システムとして、設定や調整するパラ

メタの数が多い場合、監視対象が増えるに従い導入時の調整や保守におけるサービス員の負担も大きくなる。パラメタの数や個別の調整事項が少ない技術が望まれる。

### (3) 製品の状態把握が容易

製品に起きた異常の有無だけでなく、製品の健全性の度合いや、通常の挙動と異なる特定のセンサを、すぐに把握できることが望ましい。

今回、上記(1)～(3)項の特徴に応える健全性診断技術として、MT法(Mahalanobis Taguchi法)をベースとしたデータ解析技術の開発を行った。MT法は品質工学において提案されているパターン認識手法の一つで、数百以上の特徴量でも一つの判断指標に集約して扱えることから、医療や生産現場などの多くの分野で注目されている手法である。

プラントや産業機械の運転データなどを対象に、開発したデータ解析による健全性診断技術(以下、本診断技術と呼ぶ)を適用し評価を行ったところ、(1)～(3)に対して有効と判断できる良好な結果が得られた。

次章以降に、MT法の概要と検証試験について紹介する。

## 3. M T 法

### 3.1 従来手法と課題

一般的によく用いられる健全性診断の方法にリミットチェックがある。リミットチェックは、監視する特徴量に正常範囲の上下限值(リミット値)を設定しておき、特

微量の現在値が上下限値を外れた場合に、異常の可能性があると診断するものである。設定が容易であり、診断結果も理解しやすいため、広く用いられている方法である。

しかし、リミットチェックには以下二つの課題がある。

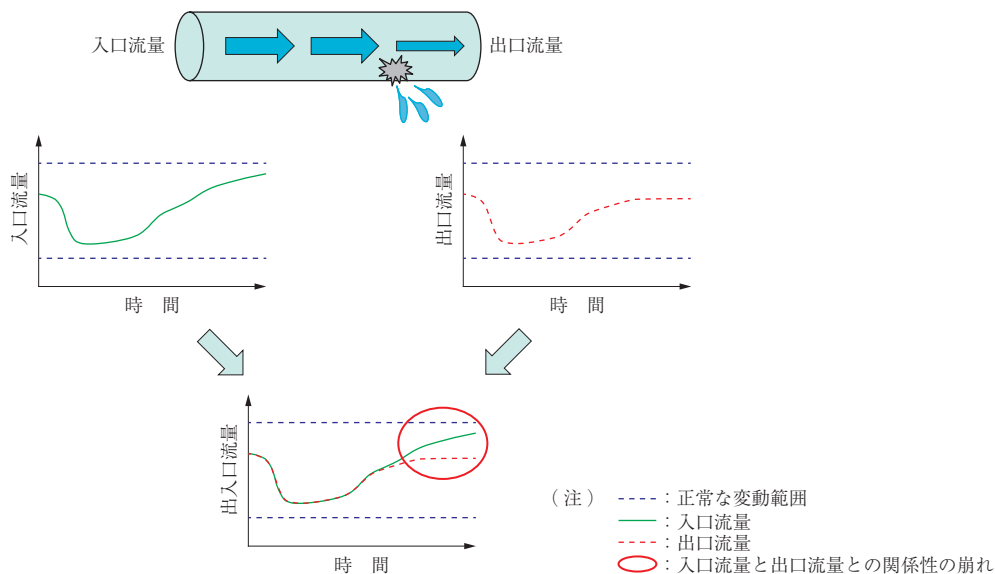
(1) 設定するパラメタの数が、監視する特徴量の数に比例して増えるため、数が多い場合の管理が課題となる。

監視したい特徴量1点につき、通常二つのパラメタ(上限値と下限値)を個別に設定する必要がある。そのため、監視する特徴量が増えた場合、設定するパラメタの数は特徴量の数に比例して増え、その導入・設定や管理に手間が掛かる。

(2) 特徴量の増加に伴いそれらの相関関係の数は急激に増加するため、それらを網羅的に監視することは困難となる。適切な監視対象に絞り込むなどの対応が必要である。

たとえば、流量が一定の範囲で変化する配水管を考える(第1図)。管が破損した場合、その破損部位が大きければ流量の変化も大きいため、管の流量のリミットチェックでも検出できる可能性はある。しかし、破損部位が小さい場合、流量の変化は正常範囲内にとどまり、破損(異常)があるにも関わらず、正常と診断される可能性がある。流量という特徴量単独の値だけでは見つけにくい異常であり、通常時における入口と出口の流量の相関関係と現在の状態とを比較して、初めて異常を認識できる。

こういった相関関係の崩れは、実際のシステムで



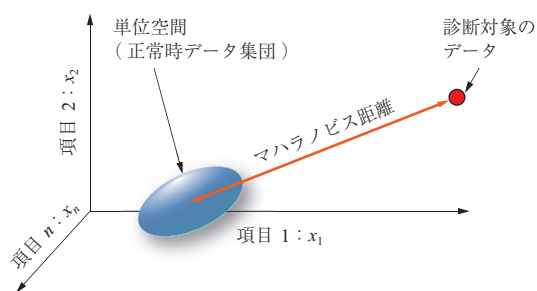
第1図 特徴量間の相関関係の崩れの例

Fig. 1 Illustration of a loss of correlation between two variables

も少なくない。上述の配水管の例のように、相関関係が明確な場合には、この相関関係を新たな特徴量として監視の対象にしたり、サービス員が図表をその都度確認したりすることで、異常の有無を判断できる。しかし、たとえば特徴量が10個ある場合には、関係性の確認だけでも  ${}_{10}C_2 = 45$  枚の図表を確認する必要がある。実際の運用時は、注目すべき関係性の数は絞られることが多いが、システムが複雑であったり、診断する対象の数が増えたりする場合には、状態の確認やパラメタの管理に時間も手間も掛かるようになる。

### 3.2 MT 法の特徴

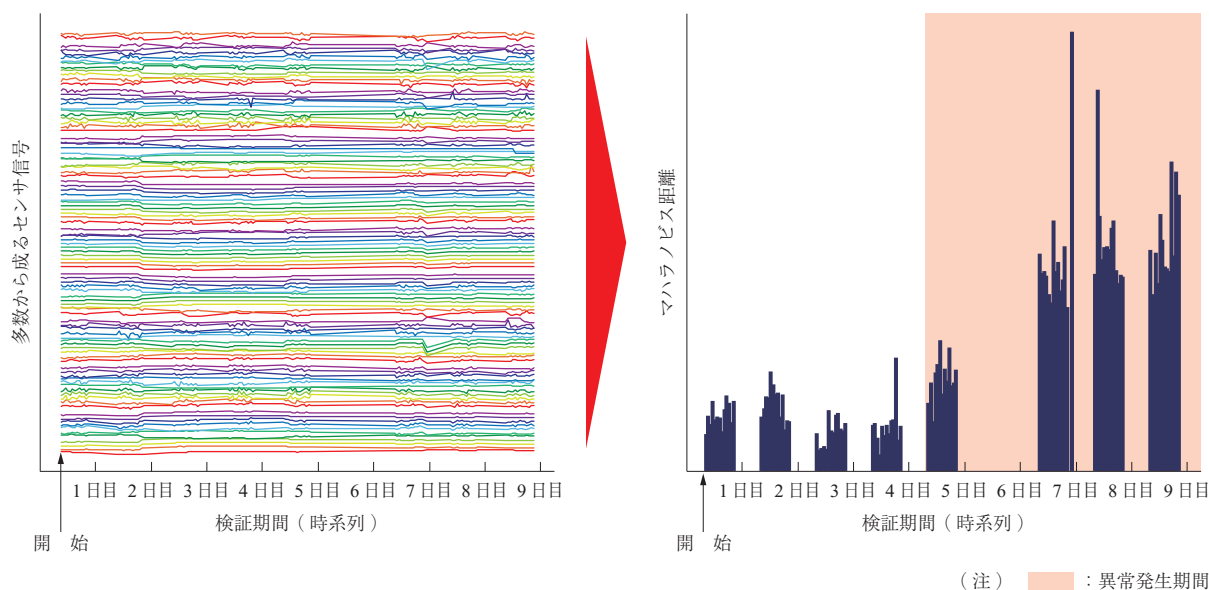
3.1 節で述べた課題を解決し得る特徴をもつのが MT 法である。MT 法では、単位空間と呼ばれる正常時のデータを診断の基準とし、診断したいデータとのマハラノビス距離 (Mahalanobis Distance, 以下 MD 値と呼ぶ) を用いて正常/異常を判断する。第 2 図に MT 法



第 2 図 MT 法  
Fig. 2 Concept of MT method

(a) センサデータ

(b) マハラノビス距離



第 3 図 MT 法による診断のイメージ  
Fig. 3 Illustration of the MT method

す。MD 値が大きい場合は単位空間から遠い状態、すなわち正常状態から離れている状態であるとして、異常と判断する<sup>(1)</sup>。MT 法の特徴を以下に示す。

(1) 正常データに基づくパターン認識手法である。

正常状態を診断の基準とする手法であるため、正常状態の範囲から外れるデータはすべて異常と判断する。そのため、過去に発生したことの無い異常でも検出できる可能性をもつ。

(2) 多くのセンサの情報を一次元に集約する。

診断の対象とするすべての特徴量を一つの指標 (MD 値) に集約するため、正常か異常か一目で分かる。第 3 図に MT 法による診断のイメージを示す。単位の異なる数百個の特徴量でも特別な単位変換などを行うことなく扱える。

(3) 2 種類の異常を検出可能である。

単位空間には、リミットチェックのように各特徴量の正常範囲が定義されるとともに、正常時における特徴量間の相関関係も考慮される。そのため、次の 2 種類の異常を検出することができる。

- ① 正常範囲からの値の逸脱
- ② 相関関係の崩れ

(4) 原因となる特徴量が特定可能である。

MD 値が増大した場合、各特徴量が MD 値にどの程度寄与しているか (以下、寄与度と呼ぶ) を調べることで、異常の傾向を示している特徴量を特定で

きる。寄与度が大きい特徴量について、センサ値の推移を確認することで、どのような異常が発生しているか推測できる。

### 3.3 MT法のメリット

一般的手法であるリミットチェックとMT法の特徴を第1表にまとめる。リミットチェックは、監視すべき特徴量が比較的少なく、検出すべき異常事象に関する知識がある程度蓄積されている場合に有効である。

一方、特徴量が多い場合や異常事象に関する知識が少ない、もしくは複数の特徴量が関係するような複雑な異常をより早く検出したい場合には、数百の特徴量から診断対象の総合的な状態（異常か、正常か）を把握できるMT法の適用が効果的である。

## 4. 検証

### 4.1 プラントでの検証

センサ値や統計値など、約200点の特徴量をもつプラントのデータを用いて、本診断技術の評価を行った。

#### 4.1.1 異常検出事例

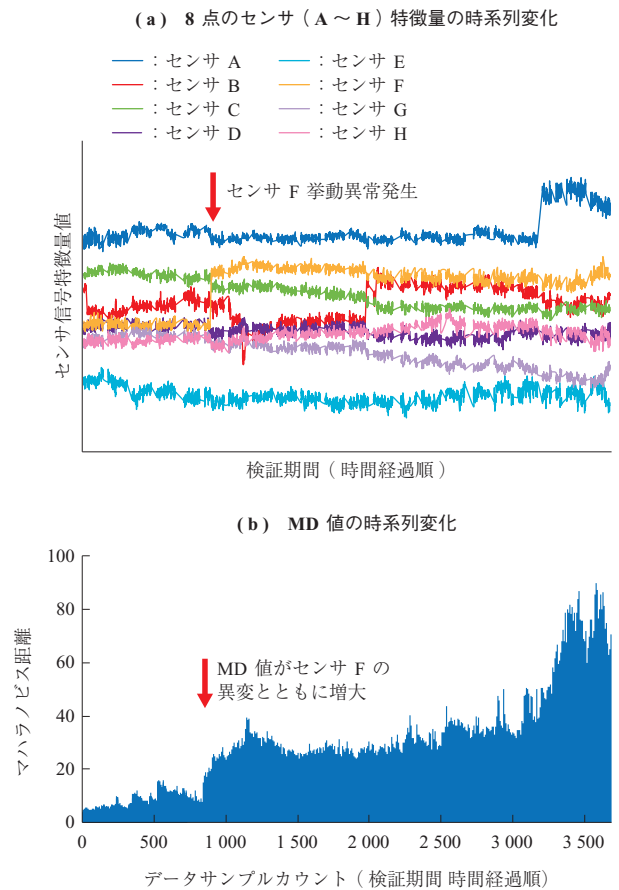
8点の特徴量に対する異常検出事例を紹介する。本事例の特徴は次のとおりである。

- (1) 解析の対象とする特徴量は約200点である。
- (2) 約200点の特徴量の中には、正常時には同じ挙動を示す8点の特徴量（センサA～H）が含まれている。
- (3) 8点の特徴量間で、値の上下関係が入れ替わった状態が続くと故障に至る可能性がある。
- (4) 検出すべき事象は「8点の特徴量の挙動は正常の範囲内であるが、センサFに続きセンサBとセンサAの値が上下動し、他のセンサと挙動が異なる」と

いう事象である。

約200点の特徴量の中から8点の相関関係の崩れを的確に見つける必要のある事例である。

8点の特徴量の時系列変化と検証結果を第4図に示す。センサF（第4図-(a)の<sup>だいたい</sup>橙色）の異常発生を示す赤い矢印と同じタイミングでMD値が増大している（第4図-(b)）。また異常発生以後、徐々に状態が変化する挙



第4図 プラントの検証事例  
Fig. 4 Evaluation using plant data

第1表 リミットチェックとMT法  
Table 1 Comparison of the limit-check method and MT method

項目	リミットチェック	MT法
診断の内容	異常傾向にある特徴量に分かる。	・システム全体の状態（正常／異常）に分かる。 ・異常傾向にある特徴量に分かる。
検出内容	値の逸脱	検出する。
	関係性の崩れ	事前の把握と工夫が必要である。 例：相関のある特徴量の差分値を新たな特徴量とする。
設定するパラメタの数	各特徴量に対して二つ（上下限值）必要である。	一つ（MD値のしきい値）である。
適する対象	・監視する特徴量が少ない。 ・見つけたい異常が明確である。 ・異常に関わる特徴量が明確である。	・監視する特徴量が多い。 ・過去に発生事例のない異常を見つけられる。 ・発生する異常が、複数の特徴量にまたがる可能性がある。

動も MD 値の増大として表れている。さらに、MD 値が増大した際の寄与度の高い特徴量を確認したところ、異常傾向にある特徴量としてセンサ F などを特定できた。

#### 4.1.2 有用性の評価

同型の複数のプラントを対象として任意の期間の評価用データで 4.1.1 節と同様の診断を行い、本診断技術の有用性を評価した。その結果、検出すべき事象については従来の診断方法と同程度の検出精度が得られることを確認した。また、検出した事象の中には、正常の範囲内であり緊急性はないが、交換が必要なセンサや汚れの影響なども検出できており、メンテナンスに役立つ情報をより多く得られる評価となった。

診断結果は数秒で得られることから、2.2 節で述べたような、製品の状態をより迅速に把握するための支援技術として、本診断技術の適用効果が期待できる。

#### 4.2 産業機械での検証

次に、産業機械のデータを用いて行った、本診断技術の評価について紹介する。

本事例の特徴は以下のとおりである。

- (1) 解析の対象とする特徴量は約 40 点である。
- (2) 検出すべき事象は「個々の特徴量の値は正常値の範囲だが、特徴量間の関係性が崩れていた」という事象である。

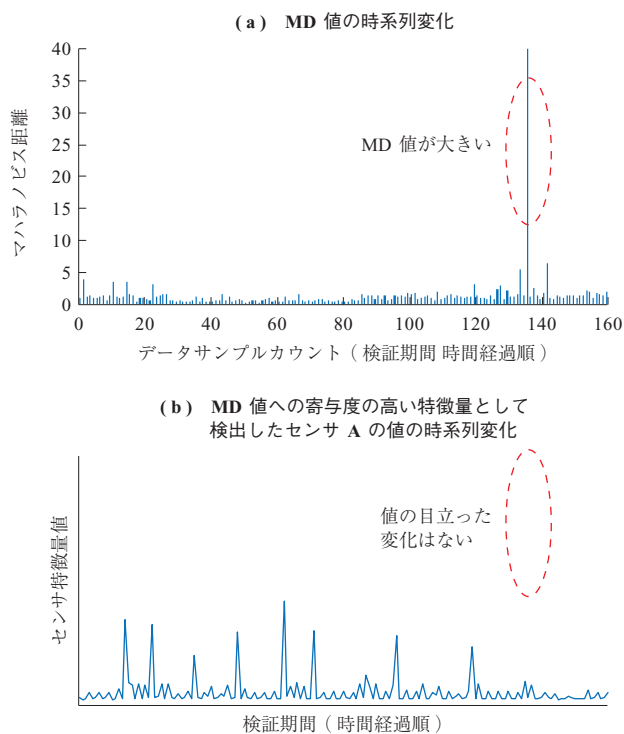
この事例は、リミットチェックでは検出の難しいケースである。

検証事例を第 5 図に示す。MD 値が増大した日時（第 5 図 - (a) の破線だ円部分）において最も寄与度の高かった特徴量 A の時系列データを確認したところ、特徴量の値そのものに目立った変化はない（第 5 図 - (b) の破線だ円部分）。しかし、同じく寄与度の高い特徴量 B との散布図を確認すると、MD 値が増大した日時のデータが明らかに通常の相関関係からずれていることが分かる。第 6 図に特徴量 A と特徴量 B の散布図を示す。

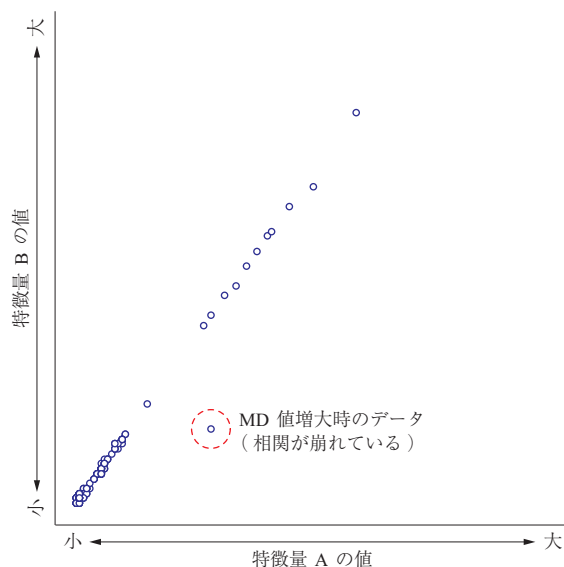
本診断技術によって特徴量間の散布図をすべて確認することなく異常を検出できた事例であり、省人化・高速化という点からも、本診断技術の適用効果が期待できる。

### 5. 結 言

MT 法をベースとした、データ解析による健全性診断技術の開発を行い、実際のプラントや産業機械のデータを用いた検証試験で良好な結果を得た。従来のメンテナンスに関わる作業において、信頼性を維持しながら省人化・効



第 5 図 産業機械の検証事例  
Fig. 5 Evaluation using industrial equipment data



第 6 図 特徴量 A と特徴量 B の散布図  
Fig. 6 Scatter diagram of sensors A and B

率化が期待できる技術である。

今後、従来手法による診断と本診断技術の特長を組み合わせ、異常検出精度を高めて行くとともに、取得したデータも活用し IHI 製品に適した幅広い診断技術に発展させる。また診断によって得られた知見は製品自体にも反映させ、より良い製品・サービスにつなげて行く。

ここで紹介したデータ解析による健全性診断技術は、当

社が開発したリモートメンテナンス共通プラットフォーム ILIPS ( IHI group Lifecycle Partner System )<sup>(2)</sup>とも連携し、より高度な予防保全技術として、今後、製品への展開を図るとともに、製品のライフサイクル全般にわたる、お客さまへのサービスの提供と技術の向上に取り組んでいく。

## 参 考 文 献

- (1) 立林和夫編著, 手島昌一, 長谷川良子著: 入門 MT システム 株式会社日科技連出版社 2008 年 12 月 pp. 8 - 13
- (2) 長谷川文夫, 細矢征史, 溝内健太郎, 鈴木智広: いつでもどこでも装置を支える遠隔監視・保守技術 IHI 技報 第 51 卷 第 4 号 2011 年 9 月 pp. 73 - 76