

発電用エンジンにおける予兆診断システムの高度化

Development of Predictive Diagnosis System for Engine Generations



石田 一郎*¹
Ichiro Ishida

中北 治*²
Osamu Nakakita

高橋 貴明*³
Takaaki Takahashi

嘉戸 貴志*⁴
Takashi Kado

若杉 一幸*⁵
Kazuyuki Wakasugi

安藤 純之介*⁶
Junnosuke Andou

三菱重工エンジン&ターボチャージャ(株)(以下、当社)では、お客様発電設備の安定稼働に貢献することを目的として予兆診断システムの開発を行っている。従来、発電用エンジンは、その運転形態から発電出力が一定ではなく、一般的な予兆診断手法では予兆検知が難しかった。そこで当社では、“統計的手法(VQC法)”，“ビッグデータ解析”，“過去不適合の知見活用”の3つのアプローチで予兆診断システムを開発し、運用を開始している。2018年度までの開発で、十分な予兆的中率が得られる見込みが付き、2019年度からは予兆診断サービスの商品化を計画している。

1. はじめに

当社では、2014年に相模原工場に設置した遠隔監視センター(相模原RMC)にて、450台あまりの発電用エンジンの遠隔監視を行っている。従来は、不適合発生後の早期復旧支援を目的として遠隔監視を使用していたが、お客様発電設備の安定稼働に更に貢献するために、当社予兆診断システムの商品化が必要となった。発電用エンジンでは、自家発電設備向けの用途が多く、お客様設備の負荷が高い平日日中に運転し、夜間や土日は停止する運用形態が多いため、1~2週間前に機器の異常が高精度で予測できれば、土日等の停止期間中に点検・修理することで、お客様の運転機会喪失による経済損失を防ぐことができる。一方、発電用エンジンはピークカットとして利用される機会が多いため、発電出力が一定ではなく、発電出力の変化に応じてエンジン各部の計測値(温度、圧力)が大きく変化する。予兆診断で一般的に使用されるMT(マハラノビス・タグチ)法などの統計的手法は、微妙な計測値の変化を捉えることができるが、上記理由からそのままでは発電用エンジンに適用することが難しい。そこで当社では、“統計的手法(VQC法)”，“ビッグデータ解析”，“過去不適合の知見活用”の3つのアプローチで予兆診断システムを開発し、運用開始している。遠隔監視/予兆診断を含めた全体システム構成を図1に示す。各予兆診断システムの概要、運用における課題、ならびに今後の展望について述べる。

*1 三菱重工エンジン&ターボチャージャ(株) エンジン・エナジー事業部 営業部 主席技師

*2 三菱重工エンジン&ターボチャージャ(株) エンジン・エナジー事業部 技術開発室 次長

*3 三菱重工エンジン&ターボチャージャ(株) エンジン・エナジー事業部 サービス部

*4 三菱重工エンジン&ターボチャージャ(株) エンジン・エナジー事業部 マネージングエキスパート

*5 三菱重工工業(株) ICTソリューション本部 EPI部

*6 三菱重工工業(株) 総合研究所 燃焼研究部

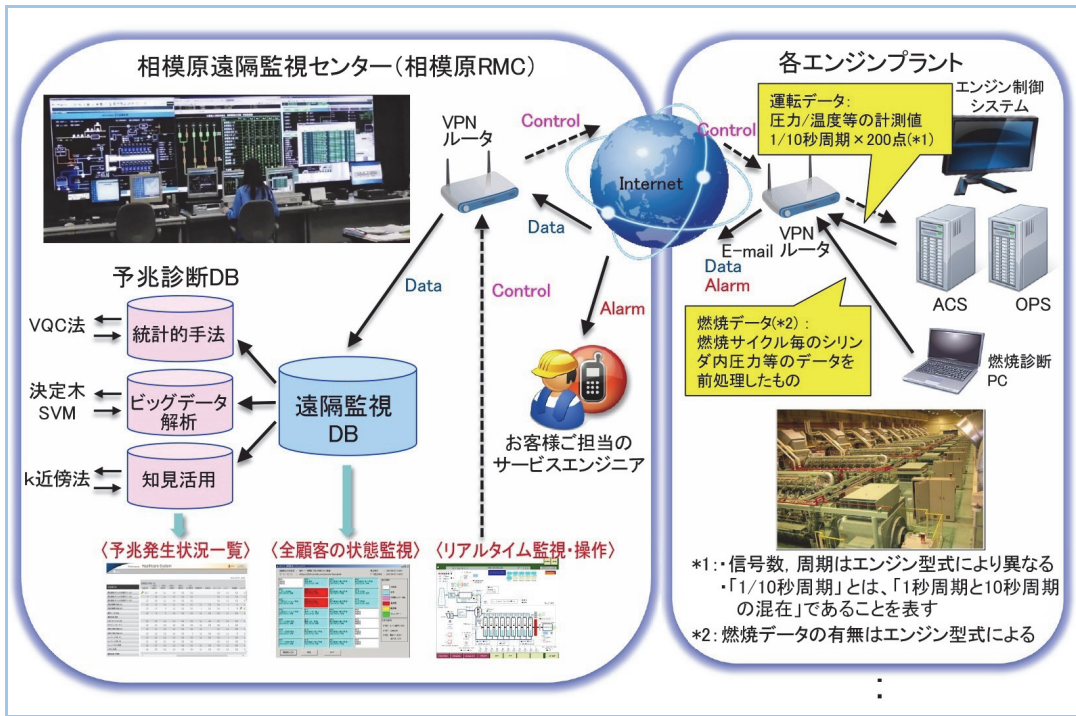
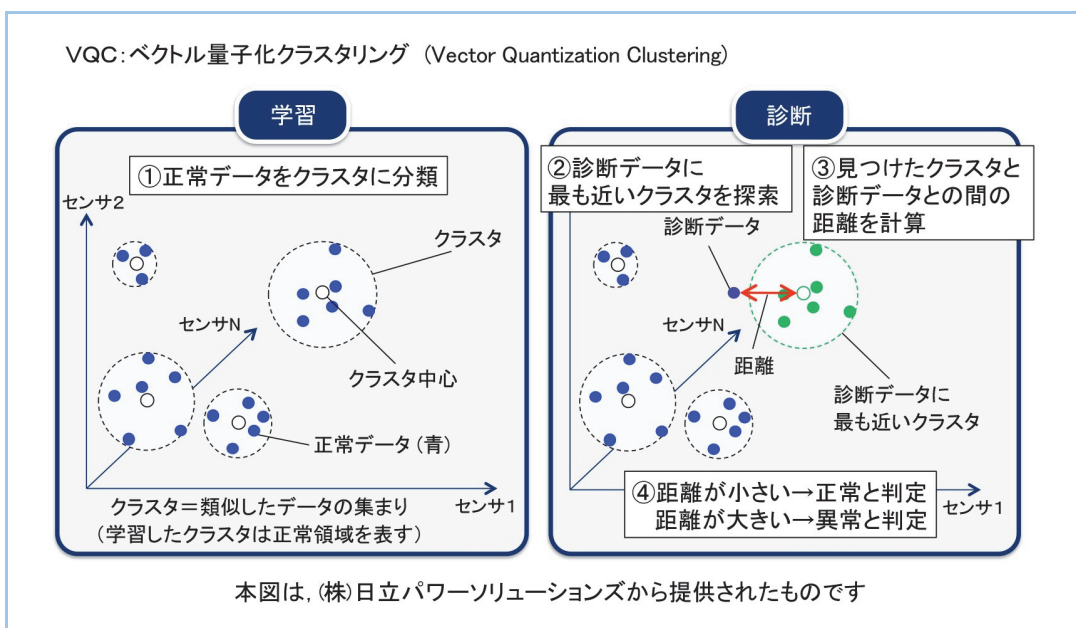


図1 全体システム構成

2. 統計的手法(VQC 法)

2013年12月より発電用エンジン向けに、(株)日立パワーソリューションズ(日立PS社)が開発したVQC法(ベクトル量子化クラスタリング)による予兆診断システム“HiPAMPS”^{*}を適用している。2019年2月時点で、500~2000kWクラスの中型エンジン70台(全て国内)×40センサ、5000~7500kWクラスの大型エンジン40台(国内31台、海外9台)×100センサを対象としている。

VQC法の概要を図2に示す。VQC法では、正常状態のセンサデータを機械学習し、監視したいデータと学習した正常データ群との差異を指標とし、“いつもと同じ”か、“いつもと違う”かを判断する⁽¹⁾。なお、診断区間はエンジン運転時であり、その中で“いつもと違う”状態が30分以上継続する場合、エンジンが異常となる前段階である“予兆”として検知する。



本図は、(株)日立パワーソリューションズから提供されたものです

図2 VQC法の概要

運用当初は、本システムが毎日のように予兆を検知していたが、そのほとんどは異常に結びつかない事象の検知(以下、不要予兆)であった。そこで、①お客様のエンジン運用形態、②エンジン機種、③検知対象となる異常の絞り込み、④季節変化に伴う気温変動の影響排除、を考慮して、クラスタ数等のシステム設定を見直し、担当者が検知された予兆に対してスクリーニングを行ったところ、不要予兆は週1回程度まで減少した。2018年7月～12月の成果として、①シリンダ出口温度の低下や上昇、②潤滑油圧力の低下、③一次冷却水圧力の低下、④冷却水温度の上昇、⑤クランスケース内圧の上昇、⑥センサ断線、といった異常を30件程度検知することができるようになった。また、この30件の中からエンジンの異常停止につながる可能性のある3件について、検知した予兆をいち早く当社サービス担当者へ連絡することで、3件とも異常停止を防止することができた。その内の2件を図3、図4に示す。

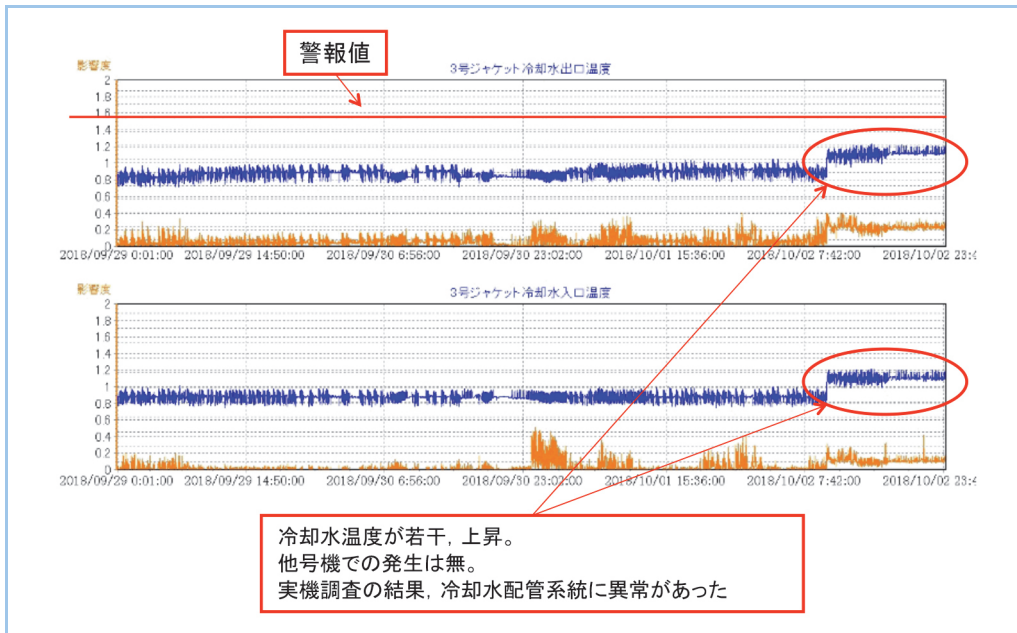


図3 予兆検知例1

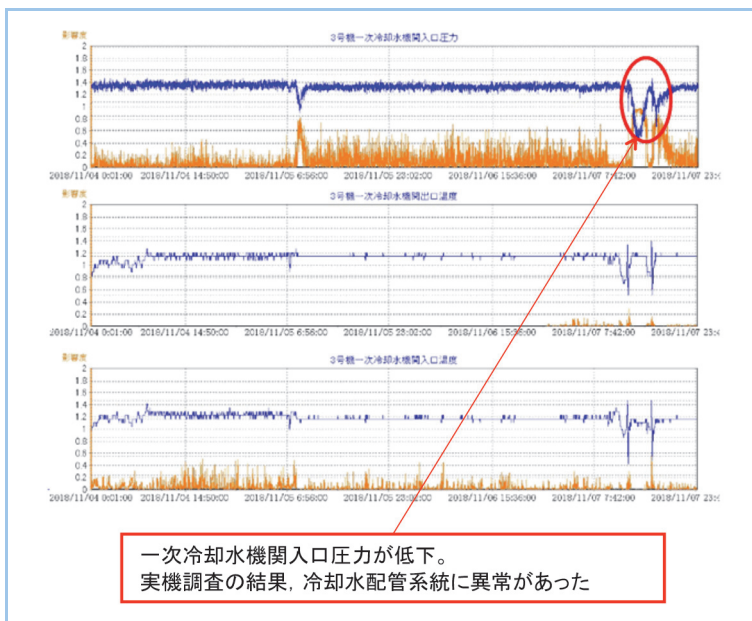


図4 予兆検知例2

予兆診断精度を把握する目的で、同2018年7月～12月の予兆診断システムの予兆検知状況と実際に発生したエンジンの異常警報(予兆検知結果を現地に通知し、未然に防いだものも実際に発生した警報に含めることとする)について、予兆検知の的中率(=異常ありと予兆検知した中

で実際に警報が発生した数／異常ありと予兆検知した総数），見逃率（＝予兆検知せずに警報が発生した数／実際に警報が発生した総数）を集計したところ，“システム＋担当者によるスクリーニング”において的中率 55%，見逃率 15%となった。なお，的中率，見逃率は対象となる異常をエンジン本体のみに絞り込んだ結果である。

今後，予兆診断サービスを商品化するためには，①担当者によるスクリーニングなしでの的中率向上，②検知対象となる異常をエンジン本体以外にも拡大，の2点が求められる。

2019 年度は，①の対策として，予兆検知全数を AI や機械学習を用いて分析，異常の自動抽出を実施し，システム単体的的中率向上，見逃率低減を図っていく。

3. ビッグデータ解析による異常確率推定

2013 年度に，三菱重工業(株)技術統括本部（現ICTソリューション本部，及び総合研究所）が，2種類の手法(SVM, 決定木)を組み合わせたデータマイニング技術を開発した。その概要を図5に示す。同手法を搭載した分析システムを用いて，5000kW クラスの大型エンジンを 130 台×200 パラメータ(1時間周期の各種計測データ)×7年間のビッグデータを分析。特定の3つの異常(始動失敗，失火，一次冷却水圧力低下)に対して，運転状態との関連性を抽出，異常に至るパターンから，今後3か月以内に発生する異常を予測(数値化)した。直前半年間の異常発生結果と照らし合わせたところ，今後3か月以内の異常発生に対する予測的中率(＝異常ありと予測した中で実際に異常が発生した数／異常ありと予測した総数)は 30%程度であった。ただ，予測対象期間を今後1週間以内とすると予測的中率は0～10%程度まで下がることが分かった。

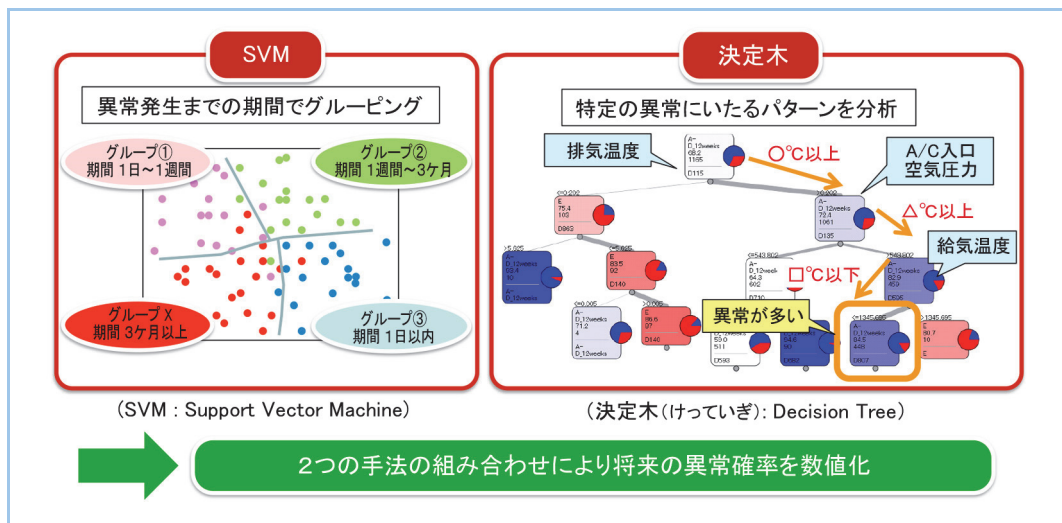


図5 開発したデータマイニング技術の概要

2017 年度に，対象となる異常を 20 個に増やし，予測対象期間を今後1週間以内として，予測的中率 80%，見逃率（＝異常なしと予測した中で実際に異常が発生した数／実際に異常が発生した総数）20%を目標に掲げてシステム改良に着手した。なお，対象となる異常は，従来の3つに加え，エンジンに与えるダメージ，修理に要する停止期間等に与える影響の多い 20 個(軸受異常，排温異常等)とした。予測的中率向上の主な対策は，①適用データの精査/高品質化，②計測データの高密度化，③学習データに燃焼データを追加，の3点。①は教師データである異常情報に含まれる誤警報やメンテナンス直後の試運転中の異常の排除，及び計測データに含まれるデータの誤り/欠落を補正した。結果として全体の 10%以上のデータに問題があった。②は計測データのサンプリング時間を1時間から1分にした。③は，元々燃焼データは，燃焼サイクル毎のシリンダ内圧力等を各現地の PC 内に保存していたが，データ容量が極めて大きく，130 台分を中央に転送して予兆診断システムに掛けることが困難だった。そこで各現地でデータを前処理し，ダウンサイズした結果のみを中央に送ることで，予兆診断データとして使えるようにした。以上

の対策を組み込んだ結果、予測的中率は図6のようになった。本図は 2013 年度に開発したシステム(2013 システム)と、2017 年度に改良したシステム(2017 システム)を同条件(2014, 2015 年をデータ学習期間とし、2016 年の異常発生結果で照らし合わせ)で比較している。2017 システムでは、2013 システムで対象としていた3つの異常について、今後1週間以内に発生する予測的中率が 50%程度まで向上した。

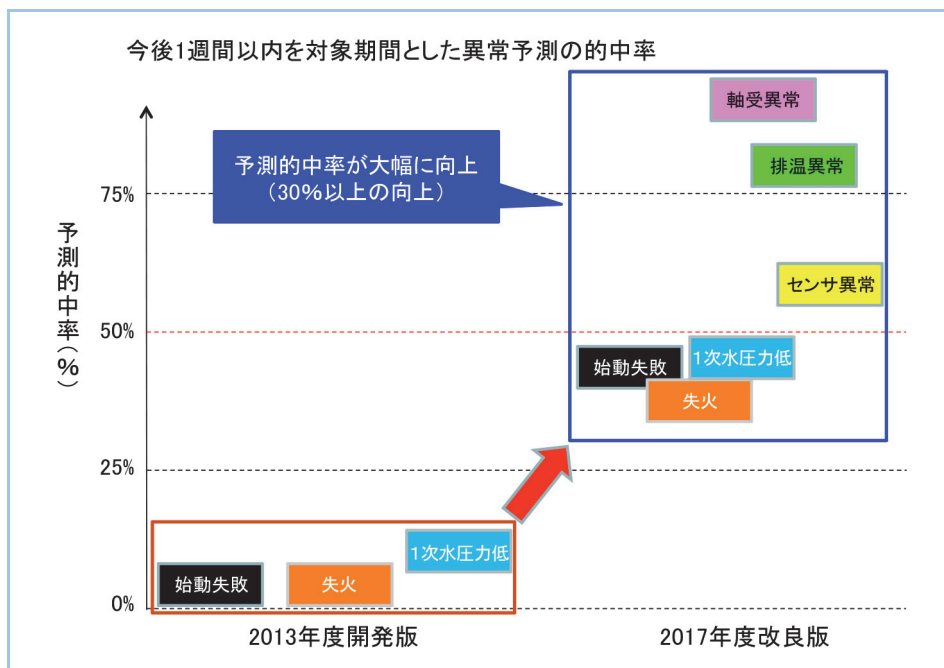


図6 システム改修後の予測的中率

2018 年度に、更なる予測的中率向上の打ち手として、①前処理方法を見直すことによる燃焼データの高密度化、②アルゴリズムやデータ処理条件を変更したモデルでのアンサンブル評価、を実施した。②は、全部のデータを使って1つのモデルで評価するよりも、分けけたデータ(エンジン定格運転時、停止中、等)を併用する方が精度が上がるという考え方に基づいている。以上の対策により、予測的中率は 70%、見逃率は 30%程度になる見込みである。今後は運用を通して、的中率の更なる向上を目指していく。

4. 過去不適合の知見活用

エンジンに深刻なダメージを与えるいくつかの異常(主軸受の焼損、給排気弁の損傷等)に関しては、排気ガス温度やシリンダ内圧縮圧力を加工して傾向変化を観察することで、検知できることが従来から分かっており、異常発生を防止できている例も多かった。その例を図7に示す。ただ、本知見活用はサービス担当者によるデータ分析、判断がメインとなっており、検出精度にムラがあった。また、壊れ方が少しでも異なると、現れるデータ変化も異なってくるため、異常を検知できないことも少なくなかった。これを克服するため、2018 年度に主軸受の焼損、給排気弁棒の折損に関しては、従来の知見に機械学習(k近傍法)を加えたシステム化を進めている。今後は知見をさらに多く集め、同手法でシステム化していく予定である。

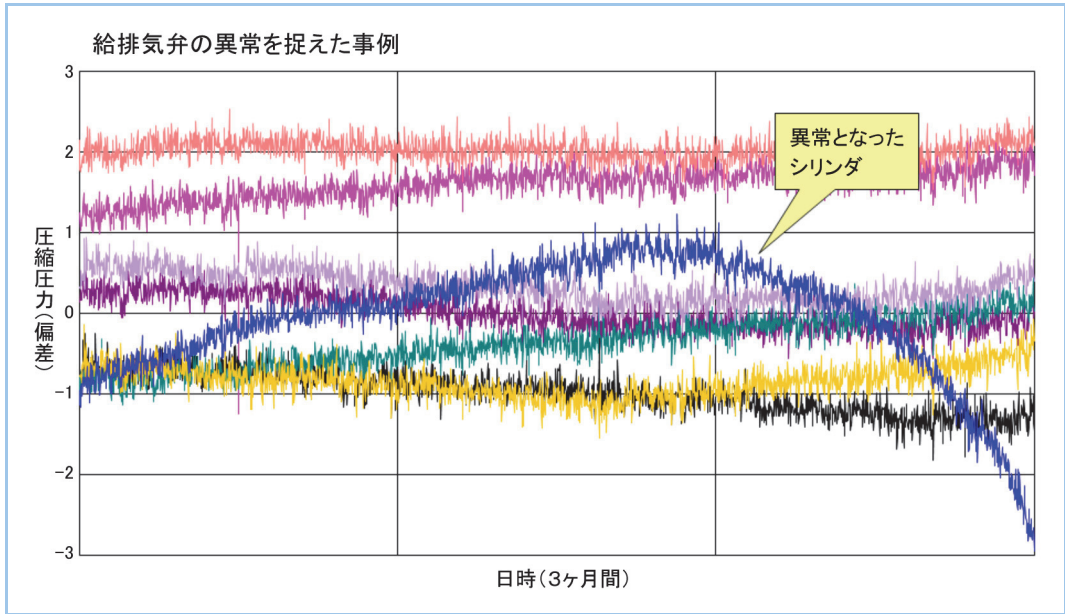


図7 給排気弁の異常を捉えた例

5. まとめ

予兆診断システムの特徴と成果は表1のとおりである。各システムには長所／短所があるので、それぞれの特徴を生かし、組み合わせて補完することにより、予測精度が高く(高的中率)、予測漏れが少ない(低見逃率)、予兆診断システムを実現していく。

今までの開発で、十分な予測的中率が得られる見込みが付いたため、2019年度からは一部の機種で先行して予兆診断サービスの商品化を行う計画であり、費用、サービス内容について取り纏めを行っている。

今後は予兆診断システムの精度をさらに上げていくとともに、その技術を応用した部品の余寿命診断による高度なサービスメニューや、O&M(Operation and Maintenance)の支援などを実現していく。

表1 予兆診断システムの特長と成果

	統計的手法(VQC法)	ビッグデータ解析	知見活用
診断手法	“いつもと何か違う”を異常度で表現	“過去の運転状態”と“警報”から、システムが“法則”を見つけ、“現在の運転状態”との一致度から、発生確率を出力	“過去の運転状態”と“警報”から、人間が“法則”を見つけ、“現在の運転状態”との一致度から、危険度を出力
長所	わずかなデータ変化から“異常の予兆”を発見できる	対象とした20個の異常に関しては、的中率が比較的高い	対象としたいくつかの異常に対しては、的中率が高い
短所とその対応	人間がスクリーニングする必要がある ⇒ AI, 機械学習の適用	まだまだ的中率が十分といえない ⇒ 実運用を通して、さらなる向上を図る	・人間の判断に依存しているところがあった ⇒ 機械学習と組み合わせる ・対象となる異常が少ない ⇒ 既存の知見を数式化し、適用していく

※“HiPAMPS”は、(株)日立パワーソリューションズの登録商標です。

参考文献

(1) 鈴木忠志ほか, 高度保守サービスに貢献する予兆診断システム, 日立評論 Vol.95 No.12(2013) p.828~829