

予知保全

適切な分析設計と現場への定着が成功の鍵



幅広い分野で予知保全の活用が広がる

IoTの発達によって、さまざまな設備や車両、機体にセンサーが取り付けられるようになりました。これにより、想定される範囲で設備や機械が稼働しているかをリアルタイムにモニターすることが可能になりました。画像解析やAIの進歩とも相まって、データから将来の不具合の予兆を捉えて事前に対応する予知保全への関心が高まっています。

予知保全への取り組みが早く始まったのは、油圧ショベルやブルドーザー、ダンプトラックなど大型建設機械の分野です。大型建設機械は鉱山や砂漠地帯など、人の営みから遠く離れた現場で稼働することも多く、すぐに修理に駆けつけられるとは限りません。故障は長時間にわたるダウンに直結してしまうだけに、現場にとって死活問題となるのです。

建設機械の各部に取り付けられた各種のセンサーおよびGPSからリアルタイムに収集したデータをインターネットや衛星回線経由でセンターに集め、1台ごとの位置や稼働時間、稼働状況、燃料の残量、部品の交換時期などを管理します。また、各部の異常またはその兆候を早期に検知し、問題が発生する前のプロアクティブな対応を支援します。

そして現在、予知保全は航空機や鉄道をはじめとする輸送、工場の生産設備、社会インフラなどの幅広い分野で導入されるようになりました。



機械学習を利用して「予兆」を検知する

予知保全の対象となる装置や機械が安定した稼働を続けている状態では、各センサーから取得したデータは一定の範囲内の相関関係を保っています。しかし過度な連続運転や劣化が進行すると「設備本来の正常ではない状態」つまり異常な状態となります。機械学習アルゴリズムを用いて、より正常な状態なのか、あるいは異常な状態なのか判別するモデルをつくることで、絶えずスコアリングし続けることが可能となります。

機械学習には大きく分けて「教師あり学習」と「教師なし学習」の2つのアプローチがあります。比較的頻度が多く発生する故障に対して適用するのが「教師あり学習」です。すなわち、その故障そのものを教師データとして入力して学習を重ねることで、どんな「異常」のパターンがあらわれたときに、どの部位にどんな故障が発生する可能性が高いのかという知見を蓄積していきます。

一方、現場でめったに起こらない故障に対して適用するのが「教師なし学習」です。さまざまな「異常」のパターンを学習し、そこに存在するアノマリー（例外、異例、矛盾）と呼ばれる構造を発見します。これをもとに類似する属性をもつ部位をセグメントすることで、故障を予測することが可能となります。



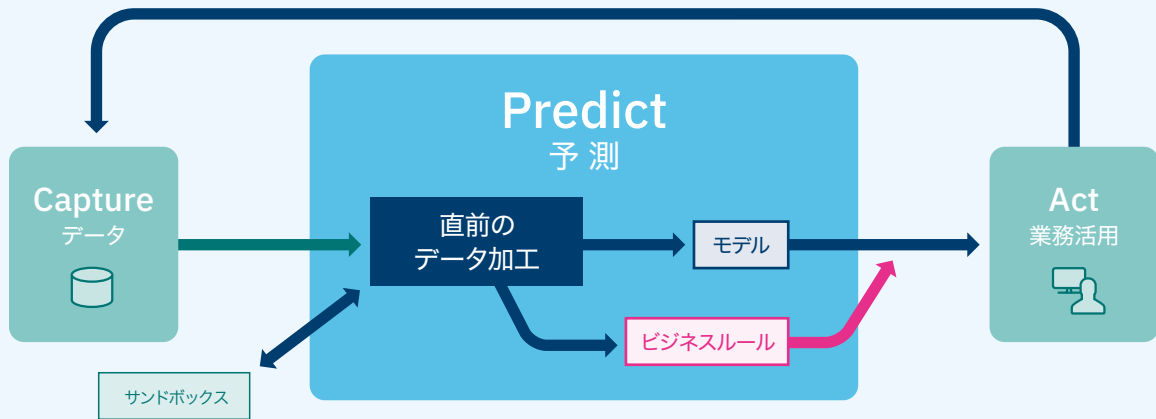
取り組みから見てきた予知保全のハードル

このように予知保全への期待は高まっていますが、実際に取り組んでみるとそれほど甘くはないとわかるケースが多くあります。確かに、故障があればそれを教師にして機械学習をすることができ、重大故障がまず起きないものについては異常検知とよばれる技術を使うことができます。

しかし、そもそもセンサーは現在の状況を監視するために設置されており、故障を予知するための設計になっていません。そこから将来の故障を予知したり、予兆を捉えるためには、適切なデータ加工(特徴量の抽出)が必要となります。この特徴量を自動的に作成する取り組みも報告されていますが、機械的な組み合わせからでは実効性のある特徴量は作れません。なぜなら、機械そのものがなぜ故障するのかという本質的、物理的な理解や経験を踏まえて設計しなければ、対象とする装置や機械を運用している現場が納得する説明ができないからです。

また、故障を検知できたとしても、実効性のある打ち手との連携を考慮しなければ何ら効果を得ることはできません。例えば、検知した時点で設備を停止しなければならない状態だと損失が大きいため、何らかの打ち手を講じることができるタイミングで「もうすぐ壊れそうだ」という兆候を検知する必要があります。

データ活用のサイクル



精度の高い予測を行うためには適切なデータ加工(特徴量の抽出)が必要

特徴量抽出は業務経験が必要

直前のデータ加工	オリジナルのセンサーデータ			加工データ(特徴量)	
	異常	温度	電力	温度変化	電力3期移動平均
11:45:32	なし	259	1029	—	—
11:45:33	なし	257	1028	-2	—
11:45:34	なし	252	1027	-5	1028
12:55:02	なし	261	1029	—	—
12:55:03	あり	268	1029	+7	—

「温度変化」に着目することが異常の予測につながる



予知保全成功へのカギ

このように、予知保全で効果を出すために必要なのは、設備の特性や実際の検知後の打ち手をふまえた適切な分析設計です。そのためには、いくつかのスキルが必要になります。

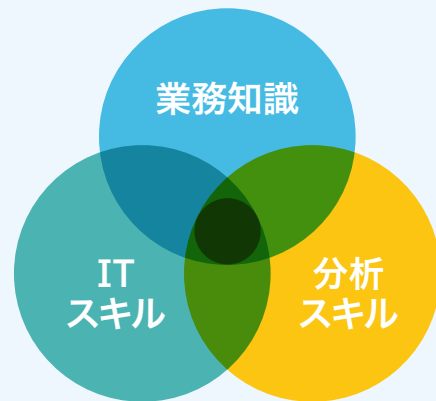
まず、「業務知識」。これは業務上の知識、設備そのものの知識、現場を説得する力を含みます。特に機械学習を利用した故障予測において必須となるのが、対象とする装置や機械を運用している現場のエンドユーザーへの説得および理解の獲得です。検知された異常や予兆、特徴量は、これまで現場が長年の実業務から培ってきた知見とは必ずしも一致しない場合があります。いくらシステムが「機械Aの部品BおよびCが8時間以内に壊れる可能性が高い」というアラートを発したとしても、現場が「これまで機械Aを扱ってきた経験から、そんなことはありえない」と納得できなければ、アクションを起こしてもらうことはできません。たとえ機械学習が導き出した結果であってもブラックボックスでは通用せず、なぜその機械が故障するという推定にいたったのか、その“文脈”を示して説明する必要があります。こうした理由からも故障予測には現場に納得してアクションしてもらうための説明力が求められるのです。

次に「ITスキル」。IoTデータは場合によっては秒単位で蓄積されるため、蓄えることができてもこれを処理したり、リアルタイムに反応する枠組みを準備することが難しく、可視化するのが精一杯というケースも珍しくありません。分析設計にはIoTセンサーデータを正しくハンドリングして、特徴量を作成し、リアルタイムで業務活用できるITスキルが必須です。

さらに「分析スキル」。IoTに限らず、どのようにすると統計モデルの精度を上げたり、維持できるのかを熟知する分析スキルは不可欠です。

以上のような業務知識、ITスキル、分析スキルを1人の担当者に求めることは非常に難しいため、それぞれのスキルをもったメンバーの協業が現実解となります。場合によってはスキルを持ったコンサルタントのサポートを得ることも必要となるでしょう。取り組みのスタートに当たっては、いくつかある設備の中から確実に成果が上がるものにフォーカスすることが重要です。スモールスタートしながら継続的に予測精度を維持・向上させ、リアルタイムに業務適用できるインフラに成長させることが、予知保全を成功させるための近道となります。

予知保全に必要なスキルセット





予知保全の実現をサポートするIBMのソリューション

IBM SPSS Modeler を用いることで、事前のデータ加工から機械学習まで効率的に行うことができます。また、IBM SPSS Collaboration and Deployment Services (CADS) が IBM SPSS Modeler で作成された予測モデルの精度を継続的に維持・向上させ、リアルタイムな業務適用を可能にします。

また、コンサルティングサービスではお客様と共に数週間にわたるワークショップを実施し、どの装置や機械に対して、どのような予知保全を行うことで、どれくらいの経済的合理性を得られるかといったところから徹底的に議論します。

そして目指す予知保全を実現するために、対象とする装置や機械からどのようにセンサーデータを集め、どの機械学習アルゴリズムを適用して学習を行い、特徴量に基づく故障までのリードタイムをどれくらいの幅で設定するのかといった、お客様ごとの業務に最適な方法論を固めていきます。また、異常や予兆を検知した際に、だれに対して通知を行い、だれがどのようなアクションを起こすのかという運用フローを策定するところまで支援し、総合的な観点から予知保全の精度を実用レベルに高めていきます。



IBM SPSS Modeler を活用した予知保全の成功例

ある米国の航空機メーカーでは、特定のパーツの不具合を防ぐことが顧客満足度の向上やメンテナンス・コストの削減に寄与すると考え、メンテナンスが必要かどうかをデータから予測し、予知保全を可能にするための取り組みを行いました。

具体的には、モニターシステムから収集される航空機の操作データ、パイロットのデータ、フライトログなどのデータを IBM SPSS ソフトウェアで分析。さらに、整備担当者のコメントをテキストマイニングと呼ばれる技術で定量化し、既存情報と組み合わせることで予測モデルを構築しました。

その結果、航空機の操作、保守記録、パーツ消耗データなどから因果関係を導き出し、メンテナンスの必要性を予測、不具合が起こる前に適切なメンテナンスを実施することが可能になりました。それにより、顧客満足度の向上とコストの削減を実現したのです。