

ホワイトペーパー

# 予知保全で直面しやすい4つの課題と その対処法

予知保全は、機械設備のダウンタイム短縮や過剰なメンテナンスの削減などの設備利用側のメリットだけでなく、機械提供側においてもアフターサービスによる収益源の創出が期待されます。これらは、技術上およびビジネス上の課題さえ克服できれば確実に達成可能なものです。

本書では100名を超えるエンジニアやそのマネージャーへのヒアリングを通じて明らかになった、予知保全の導入に際して直面しやすい4つの課題とその対処法について解説します。

## 課題1:予知保全システムを構築するためのデータが不足している

予知保全のアプローチの多くは機械学習アルゴリズムを用いるため、正確なモデルを作るのに十分なデータが必要とされます。予知保全の場合、多くは機械のセンサーから取得されるデータになります。しかし、センサーが設置されたばかりのものである、またはデータの記録方法が理由で得られる情報が制限される場合には、モデルを構築するために十分なデータを取得する方法を再検討する必要があります。

### データソースの一覧作成と詳細確認

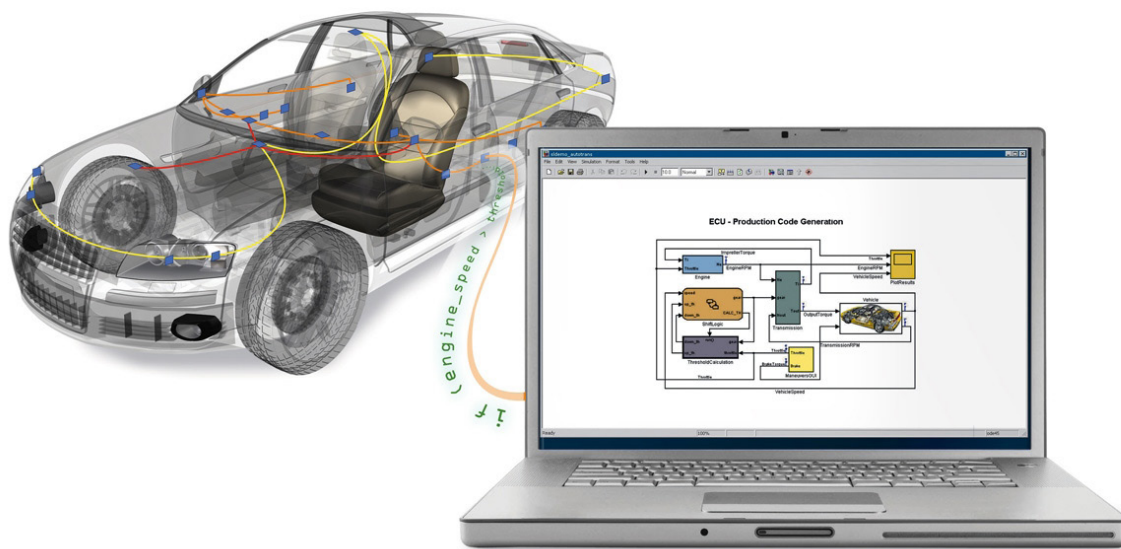
ご自身の部署では予知保全システムを実施するのに十分なデータが収集できていない場合があります。その場合は他の部署がデータ収集を行っていないか確認しましょう。制御関連の部署では十分なデータを収集していないかもしれませんが、サービス部門のデータと合わせた場合はどうでしょうか。組織内をさらに探せば必要な量のデータを得られるかもしれません。

自社ビジネスの規模やサプライチェーンにおける自社のポジションによっては、サプライヤーまたは顧客との契約内容を確認してみる価値があります。機器の構成部品の寿命と生産性を向上させる目的でお互いに協力することができれば、企業間のデータアクセスを促進するようなWin-Winの状況を作り出すことも可能になります。常にそうなるとは限りませんが、考慮に値する潜在的なデータソースです。

### データ取得方法の変更

システムの中には、故障が発生するまでデータがほとんど収集されない場合があります。または、イベントコードとタイムスタンプのみを記録するシステムもあります。その場合エンジニアは、イベントが発生したことの通知は受けますが、故障発生時のセンサー値は記録されていません。このデータは診断の役には立つかもしれませんが、故障を予測するモデルの開発には不十分でしょう。

データログ設定を変更して、より多くのデータを記録できるかどうかを検討しましょう。運用環境のデータが利用できない場合は試運転のデータも有効です。既存の埋め込み機器の負荷によっては、そのままセンサーデータを収集して送信するための構成が可能であったり、外部データロガーが必要な場合があります。



センサーデータを収集、送信するためのデータログ設定

### シミュレーション ツールを使ったデータ生成

シミュレーション ツールを用いてテストデータを生成し、センサーデータと組み合わせて予知保全アルゴリズムの構築と検証に利用することができます。具体的には、監視対象の機械的、電気的、または他の物理的システムをカバーするモデルを作成します。出力データを生成し、測定データと照らし合わせてモデルが十分にキャリブレーションされていることを検証・確認します。はじめはコンポーネントレベルで、その後より複雑なシステムのシステムレベルでの実行にステップアップします。

#### マツダ、エンジン開発にシミュレーションを活用

マツダは、SKYACTIV-D エンジンの開発にあたり、テストプランの定義、統計モデルの開発、最適なキャリブレーションの生成、エンジン制御ロジックの Hardware-in-the-Loop (HIL) シミュレーションを行いました。

「新型エンジンを適合する際、以前の方法であれば、全てデータを取り直す必要がありました。しかし、過去のデータを再利用して現象の確認をすることで、テストデータを取り直す作業を最小限に抑えることができました。」

—マツダ 原田 真吾氏

» [この事例を読む](#)

## その他の検討事項

予知保全システムに用いるデータについて検討する際、どの特徴が重要でどれが冗長であるかを理解するために早い段階でデータの分析を開始すべきです。データの保存先によっては、使用されない可能性のある大量のデータの保存に高額な費用がかかる可能性があります。データの中からどの特徴が最も重要なのかを理解できれば、保存すべきデータとそうでないデータについて分析に基づいた決定を下すことができます。**MATLAB®**の利点は、ストレージシステムから切り離されていることです。ローカルストレージからクラウドストレージに移行した場合でも、最小限のプログラム変更で分析を実行できます。

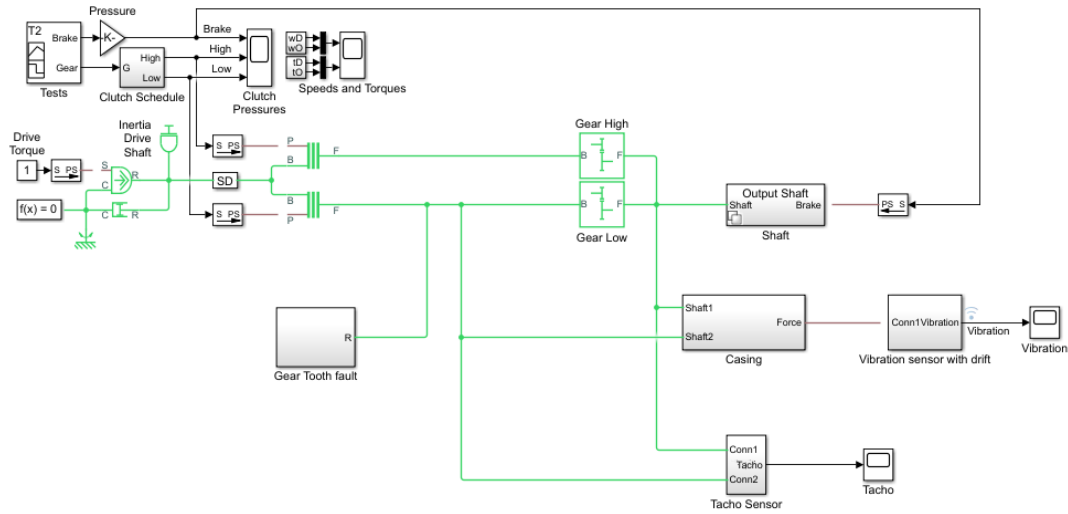
## 課題2:正確な結果を得るために必要な故障データが不足している

アルゴリズムに故障の兆候を認識させるには、故障データの有無は非常に重要です。故障が発生しないように頻繁にメンテナンスが行われている場合や、セーフティクリティカルなシステムのため故障させるわけにはいかない場合には故障データが存在しないことがあります。このような状況では故障の予測は困難であるため、故障データをシミュレーションで再現し、利用可能なデータから故障の兆候を識別するヒントとする手法が有効です。

## 故障データの生成

観測対象機器の各物理的構成要素がどのように作用するかについて深い知識を有するエンジニアであれば、適切なツールを使用して故障データを生成することができます。例えば**Simulink®**のようなシミュレーションツールを使用すれば、課題1で説明した機器の物理モデルを構築することができます。その際、故障モード影響解析(FMEA)のような枠組みは、どの故障をシミュレートするかを決定するのに役立つ手掛かりとなり、さまざまなシナリオを想定して物理モデルにそれらの故障モードを組み込むことができます。そして、温度、流量、振動などの物理値を調整したり、突然発生する欠陥を追加したりして故障をシミュレートします。得られた故障データをラベル付けし、さらなる分析のために保存しておきます。

**Predictive Maintenance Toolbox™**などの製品は、**故障データの生成**などのタスクを簡略化し、複数のデータセットを管理および整理するための枠組みを提供します。



Simulink を使用した故障データの生成

### Airbus, A380 旅客機の複数部品に対する故障のモデル化

Airbus は、A380 の複雑な燃料管理システムの故障に安全に対処する必要がありました。チームはモデルを洗練するために故障をシミュレートし、飛行試験に成功した後はモデルをさらに調整するために測定データと予測結果の間の差異を評価しました。

「モデルベース デザインにより、システムの機能的設計を高度に可視化することができました。私たちはまた、要件検証を以前よりも早く完了させることができ、複数同時に発生するコンポーネントの故障をシミュレートしているので、何が起るかを理解していますし、また制御ロジックはその故障に対処できるという自信があります。」

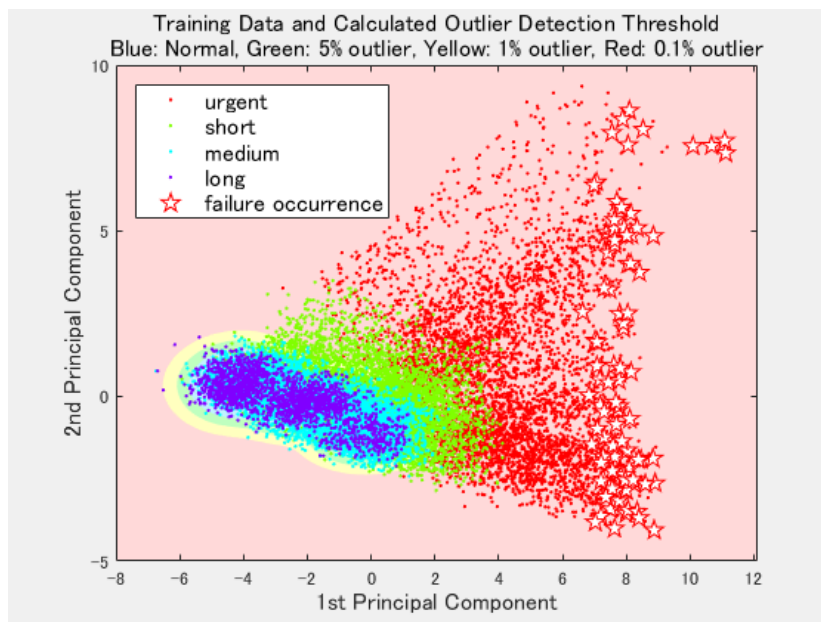
— Airbus、Chris Slack 氏

» [この事例を読む](#)

## データへの深い理解

故障データが存在しなくても、運用データが機械の経時的な劣化トレンドを示す場合があります。

数十から数百のセンサーを備えた部品、システム、または機械から生のセンサーデータを分析するのは腰が引けるものです。主成分分析 (PCA) のような統計的手法を使うとこのようなデータセットの次元を削減し、時間の経過とともに機器がどのように動作するかについての貴重な洞察を得ることができます。PCA は多数ある教師なし学習技術の1つです。教師なし学習は、ラベル付けされていないデータのパターンや傾向を探る機械学習の手法です。利用するセンサーデータによっては、特定の故障タイプに関連する挙動を検知するのに、個々のセンサーでなく複数のセンサーデータを同時に分析することが必要です。教師なし学習手法を用いると生のセンサーデータを低次元の表現に置き換え、高次元の生データよりもはるかに容易にデータを可視化および解析できます。



主成分分析を使用した機器の故障前の傾向の可視化

## その他の検討事項

正確なモデルに必要な変数の数を最小限に抑えましょう。見落としをなくすために、測定されたすべての変数を含めたい気持ちは分かりますが、そうすると非常に複雑でブラックボックスなモデルになってしまいます。PCA などの手法を使えばこのような状況を回避し、定量的な方法で課題の単純化を実現することが可能です。

## 課題3:故障は理解できるが予測ができない

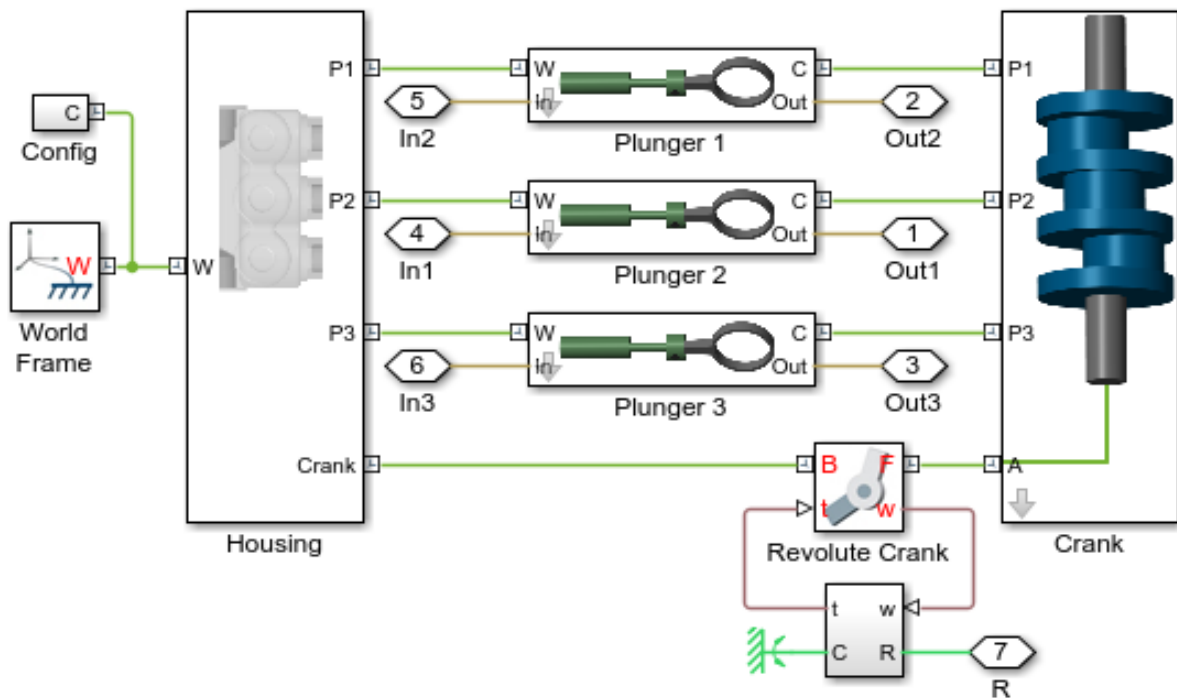
故障の原因を理解することはビジネスにとって重要ですが、故障の原因を特定することと、それを予測できることとの間には大きな乖離があります。根本原因の解析 (専門領域の知見そのもの) で得られる結果を予知保全アルゴリズムと組み合わせることで、効果的な予知保全システムを構築することができます。アルゴリズム開発に取り組むのが初めてで不慣れに感じる場合は、次に紹介するポイントを押さえてみてください。

### 明確で具体的な目標設定

予知保全のアルゴリズムが従来の方法よりも優れているかどうかをどのように判断すればよいのでしょうか。ここで重要なのはあらかじめ目標が何であることを明確に設定しておくことです。例えば、故障の早期発見、より長い設備稼働サイクル、ダウンタイムの減少などが挙げられます。次に、予知保全アルゴリズムがこれらの目標の達成にどれほど寄与するかを考える必要があります。アルゴリズムの検証・評価を行うフレームワークを事前に構築しておくことで、より素早い設計の繰り返し作業が可能になります。これにより新しいアルゴリズムが以前と比べて優れているかどうかという議論は不要となり、新しいアルゴリズムが目標に照らし合わせて効果的であるかどうかの判断が明確になります。

### スモールスタート

故障が起きる原因を認識しているということは特定分野の専門知識をすでに有しているとも言えます。予知保全の実証実験には十分に理解できているシステム、すなわちシステムの性能に影響を与える特徴や要因を理解できているものを用いたプロジェクトを選びましょう。最も簡単な出発点としては、(通常は管理図によって行われる)ある特徴の閾値設定がメンテナンスの重要な指標となるかどうかの検討が考えられます。作業チームが持つ専門知識を持って、その際の特徴の特定だけでなく、許容すべき安全値などの閾値設定を決定します。さらには、短時間で近似させることができ解釈も容易な線形回帰やロジスティック回帰のような単純なモデルを試します。単純な問題のアルゴリズム構築に慣れてきたら、得られた知識のより複雑なシステムへの適用を検討します。



3タイプの故障(シリンダ漏れ、吸気口詰まり、軸受摩擦の増加)のモデル化

## モデルの有効性検証

予知保全のアルゴリズムが有望な結果を示すようになってきたら、運用環境に移行する前の段階で、現在と過去のデータを使用してモデルの検証を行います。まずチーム内の専門知識を活用して、モデルの微調整を行いさまざまな故障結果（損失度合い・重要性）を予測します。モデルをさらに検証するために、既知の履歴条件に類似するように生成された故障のシミュレーションデータを使ってシステムをテストします。この検証ステップを通して、シミュレーションが現実と一致しない場合の改良箇所の特特定や、モデルが正確であることの確認に繋がり、プロセスが正しく機能しているという確信を得ることができます。

## その他の検討事項

新しいタスクに取り掛かる場合は、すべてのことを同時にやろうとしてプロジェクトが複雑になりストレスを抱え込まないように気をつけましょう。明確な目標を設定し、小さく始め、データを検証し、結果に自信を持てるようになるまで作業を繰り返します。このプロセスを繰り返しながらより複雑なシステムを構築しましょう。

## 課題4:予知保全のやり方が分からない

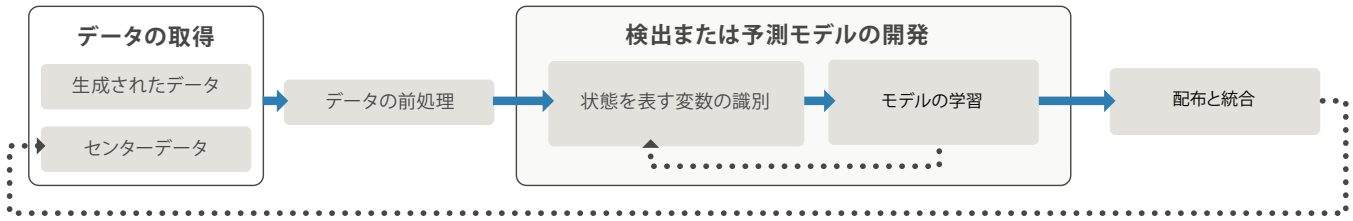
新しい技術の開発には投資が必要で、それには根拠や正当化が求められます。投資から得られる価値を実現するのに必要な時間は短いほうが理想的ですが、新しいスキル習得に要する時間について見通しが立たない場合、投資に対するリターンが得られるまでの期間を具体化することは困難です。例えば、もし機械学習が認知され始めて間もない時期であれば、機械学習を使ったアプリケーションは「先進的過ぎ」て、リスクがあると捉えられるのは自然でしょう。ただ、予知保全という比較的新しい取り組みにおいても、以下で具体的に紹介するステップを踏んで進めることで、リスクを最小限に抑えつつ、速やかに開発を立ち上げることができます。

## エンジニアが使いやすいツールを使った作業

MATLABは予知保全に特化した機能を備えており、エンジニアにとって作業しやすい利用環境です。また、参考となる例題やアルゴリズムが豊富に提供されているため、予知保全の経験のないユーザーも短期間で作業を開始できるほか、技術サポート、トレーニング、およびコンサルティング部門のサポートを得ることで問題解決に対する作業品質とスピードを大幅に改善することも可能です。



## 予知保全のワークフロー全体への理解



一般的な予知保全のワークフロー

モデルの作成における最初のステップは、ワークフローを理解し、プロジェクト進行を遅らせる要因がどこに潜んでいるのかを認識することです。予知保全アルゴリズムを構築し展開するには、5つの段階があります。

### 1. センサーデータへのアクセス

データは、データベース、スプレッドシート、Web アーカイブなどの複数のソースから収集できます。日付とタイムスタンプを含め、データが正しい形式になっていることを確認してください。大きなデータセットはメモリに収まらない可能性があり、アウトオブメモリ処理手法またはクラスタを必要とします。多くの場合問題となるのは、分析のためにデータをどのように整理するかという点です。十分な量のデータがない場合は、対象となる機器の物理モデルからデータを生成して、通常使用時のデータだけでなく、カバーしきれていないパラメータ値、異なる動的特性での実行データ、または故障時のデータを補完することができます。

### 2. データの前処理

現実の世界でデータが完全なことは稀であり、正常な動作の現実的な理解を得るためにはデータ内に存在する外れ値とノイズを取り除く必要があります。データを複数のソースから得る場合はデータを結合する必要があります。異常データを排除する場合は、それらを近似値で置き換えるか、異常データを削除したデータセットで作業するかを考えましょう。付随して発生しうる問題点としては、ノイズフィルタリングまたは外れ値の検知設定を調整することや、異なるフィルタリングの設定がアルゴリズムの全体的な性能に及ぼす影響を比較・検討することなどが挙げられます。

### 3. 特徴の抽出

センサーデータを機械学習モデルに直接入力するのではなく、センサーデータから抽出された特徴を使用することが一般的に行われています。これらの特徴は、たとえば移動平均や周波数情報など、センサーデータ内のより高いレベルの情報を捉えたものです。統計、信号処理、およびシステムモデリングの分野における知識が求められますが、すべてにおいて豊富な経験をもつエンジニアの数は限られています。ですので、さまざまな機能を備えた使い勝手の良いツールを使用し特徴抽出の工程を効率化することが求められます。新たな特徴の追加・削除、新しいモデルの学習、その性能の比較を反復して行うアプローチは、異なる特徴が結果に与える有効性を調査するのに効果的です。

### Baker Hughes、石油・ガス掘削装置向けのモデル学習に使用する特徴を抽出

Baker Hughes のチームは、データ内のどの信号が装置の消耗・破損に最も大きな影響を与えるかを判断するために、MATLAB を使用して石油・ガス掘削装置から取得されたデータを分析しました。このステップには、フーリエ変換およびスペクトル解析の実行のほか、弁および弁座のより小さな振動をより良く検出するために、トラック、ポンプおよび液体の大きな動きを除去することも含まれました。

「MATLAB は、従来読みこむことができなかったデータを、読み込みやすく使いやすい形式に変換し、フィルタリング、スペクトル分析、そして複数のトラックや地域毎に異なる手順の自動化や、最終的には機械学習技術をリアルタイムに適用してメンテナンスを行う最適なタイミングを予測する能力をもたらしました。」

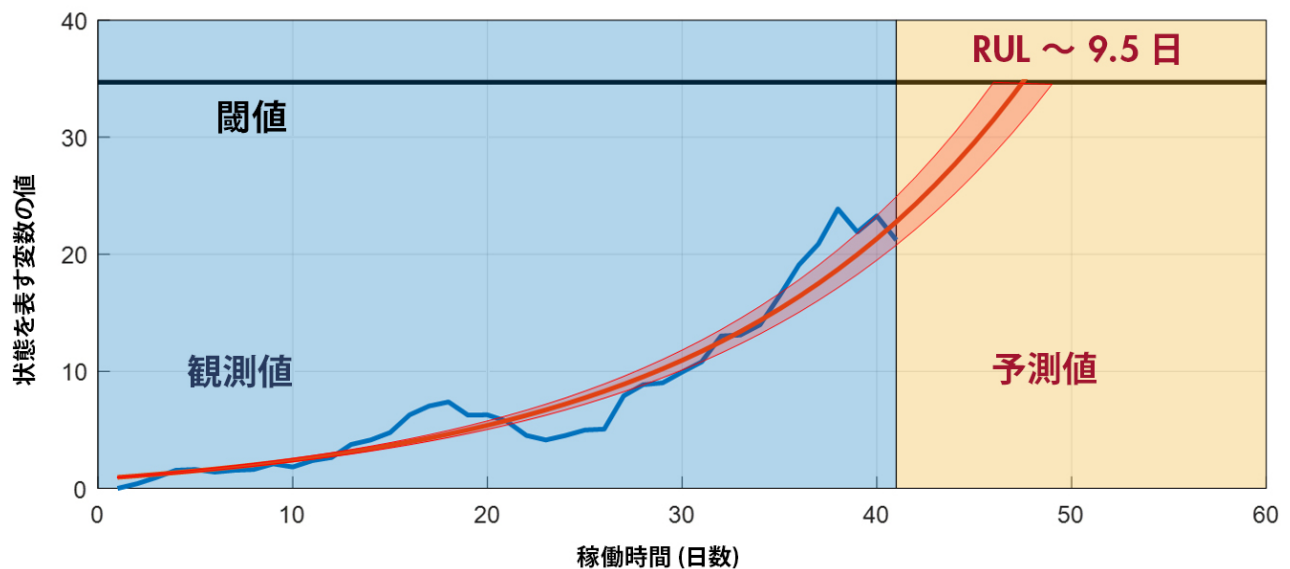
— Baker Hughes、Gulshan Singh 氏

» [この事例を読む](#)

## 4. モデルの学習

このステップでは、データを正常/不良に分類し、正常/警告/故障状態の閾値を設定し、コンポーネントの残存耐用年数 (RUL) を推定します。予測を立て、分類手法を選択し、モデルのシミュレーションを行うには、故障シナリオの網羅的なリストを作成する必要があります。MATLABで提供されている機械学習向けアプリは、機械学習を適用するために設計されたグラフィカル インターフェイスになっており、多数のモデルの学習結果を比較する作業を容易にします。

## 残存耐用時間 (RUL) の予測



予測モデルの学習によって得られる残存耐用年数の推定と信頼区間

## 5. モデルの展開

最後の段階ではコードを生成し、ハードウェア上のアプリケーションとしてモデルを展開します。モデルは、Cなどの低レベル言語に変換することで組み込みデバイスに展開したり、またはIT環境で他のアプリケーションと統合したりする場合があります。ここでよく問題となるのはコード生成とITシステムとの統合に関する知識不足ですが、そのような場合でもモデルを自動的にパッケージ化する *MATLAB Compiler™* や、*MATLAB Production Server™* などの運用環境で動作させるためのツールも提供されています。コンサルティングサービスは、アプリケーションをITシステムに統合する際に特に役に立つでしょう。

### Mondi による予知保全システムの開発

Mondi Gronau のプラスチック製造工場は年中無休で稼働しています。MondiはMathWorks コンサルティングチームの協力を得て状態監視および予知保全アプリケーションを開発し、深刻な問題を防ぐ目的で工場作業員が是正措置を講じられるようになりました。同社は開発作業を6カ月で完了し、概算で年間20万ユーロの削減を実現しています。

*「MathWorks技術コンサルティングのような優れたサポートは見たことがありません。コンサルタントの対応は迅速で、知識も非常に豊富でした。コスト削減によって既に高い費用対効果が得られていますが、同様の成果を期待し、予算と時間を増やしてさらなる機械学習プロジェクトにも取り組んでいます。」*

—Mondi、Michael Kohlert 博士

» [この事例を読む](#)

### その他の検討事項

企業の中には稼働設備に関する日次報告が必要とされる場合や、リアルタイムでの処理が必要な場合もあります。自社のビジネスに必要な監視の頻度について考えてみましょう。また、収集するデータ型（信号、画像、テキスト データ）に加えてそれらが故障の予測に役立つかどうかも十分に検討しましょう。大量のデータを扱うには十分な計算処理能力が必要です。最後に、予測結果をどのように表示するべきか、警告が出された理由についてどの程度の情報量が必要か、そして誰がこれらの通知を受け取るべきかを検討しましょう。

### まとめ

本書では予知保全を実現しようとする際に直面する4つの課題とその対処法について紹介しました。適切なツール、適切なガイダンス、そして適切な動機をもって臨めば予知保全は達成可能な目標です。業務目的を満たす特徴、モデル、手法を見つけ、正しい結果が得られるまで試行錯誤を繰り返します。結果とスピードの両方を実現するには、技術コンサルティングを含むサービスや様々なリソースの活用が極めて重要です。リソースを効果的に組み合わせることでプロジェクト開発を加速させ、早期の目標達成を実現してください。

### 関連情報

- [実例に学ぶ予知保全向けデータ活用](#) - Ebook
- [MATLAB による機械学習](#) - Ebook
- [予知保全解説](#) - Webページ