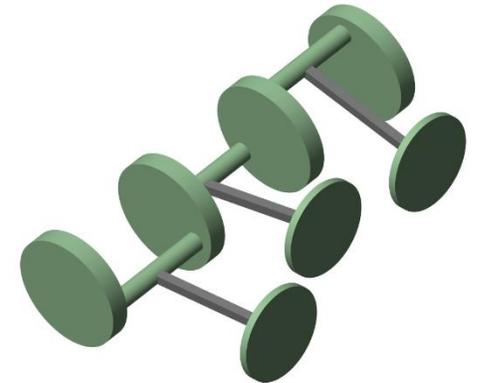


MATLAB®/Simulink®による予知保全・故障予測 ～一歩先のメンテナンス～

MathWorks Japan
アプリケーションエンジニアリング部
井上 道雄 (michio.Inoue@mathworks.co.jp)



予知保全 (Predictive Maintenance) のゴール

機械の状態は？
 効率よく稼働しているか？
 故障が発生するまであと何日？



故障の事前検知の自動化
 機器の稼働率アップ
 メンテナンスコスト削減

**BAKER
HUGHES**



ポンプのヘルスマニタリングシステム構築

- センサーデータのフィルタリング・スペクトル解析 + ニューラルネットワークによる予測
- 推定1000万ドル以上のコスト削減

SAFRAN
Snecma



オンラインのエンジンヘルスマニタリング

- 企業システムに組み込まれたリアルタイムでの解析
- オイル・燃料・制御・構造などサブシステムのパフォーマンスを予測

mondi



製造機械の故障警告システム

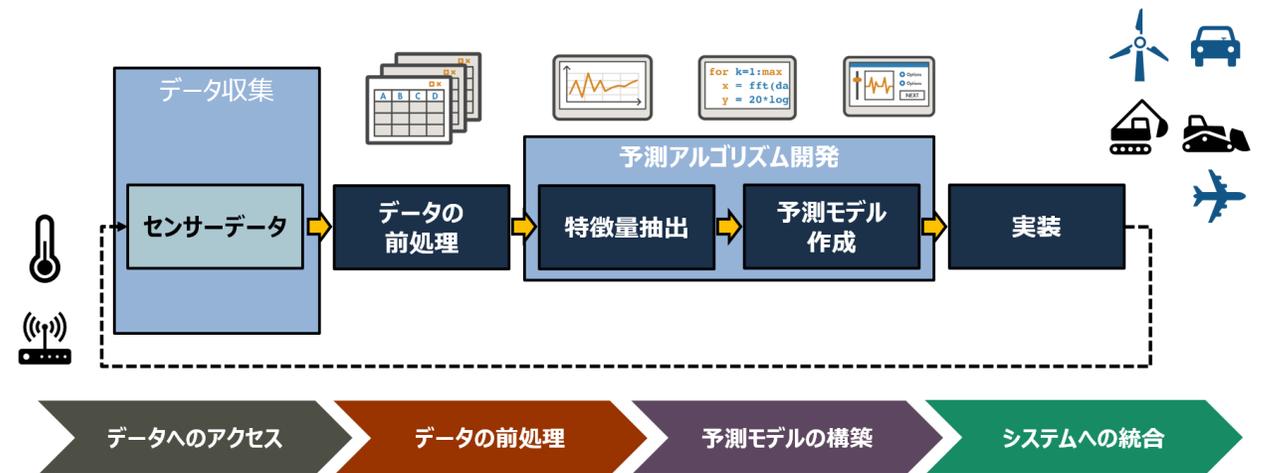
- MATLAB で構築したシステムの事前通知によりダウンタイムの削減
- 年間20万ユーロ以上のコスト削減

アジェンダ： MATLAB/Simulinkによる予知保全・故障予測

- 予知保全システムの開発事例とワークフロー
 - 包装・製紙メーカー：Mondi Gronau社（ドイツ）

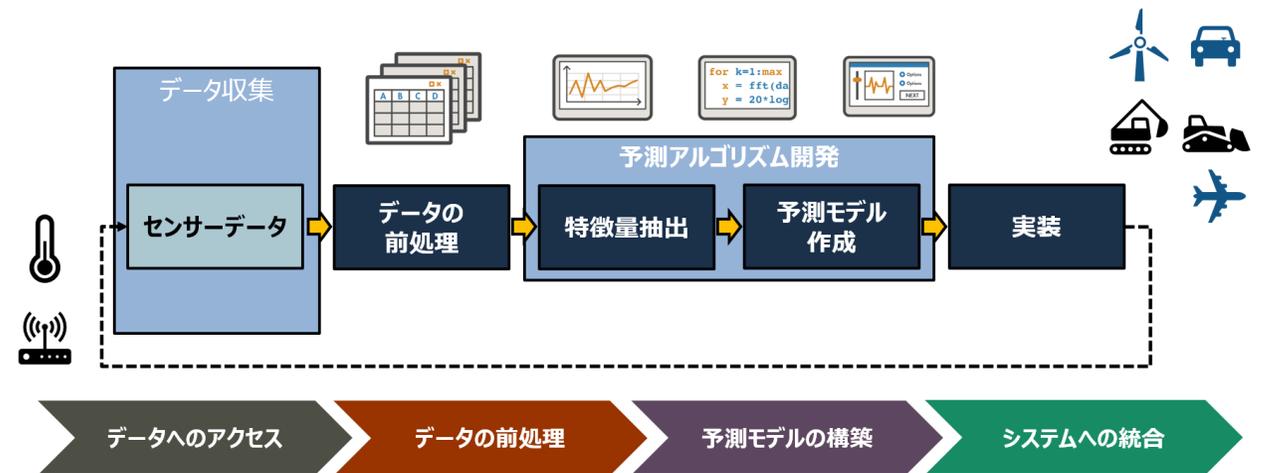
- 「故障データが無い」場合の2つのアプローチ
 - Data-drive アプローチ
 - Model-driven アプローチ

- 予知保全システムの構築
 - 様々な環境へのスムーズな統合



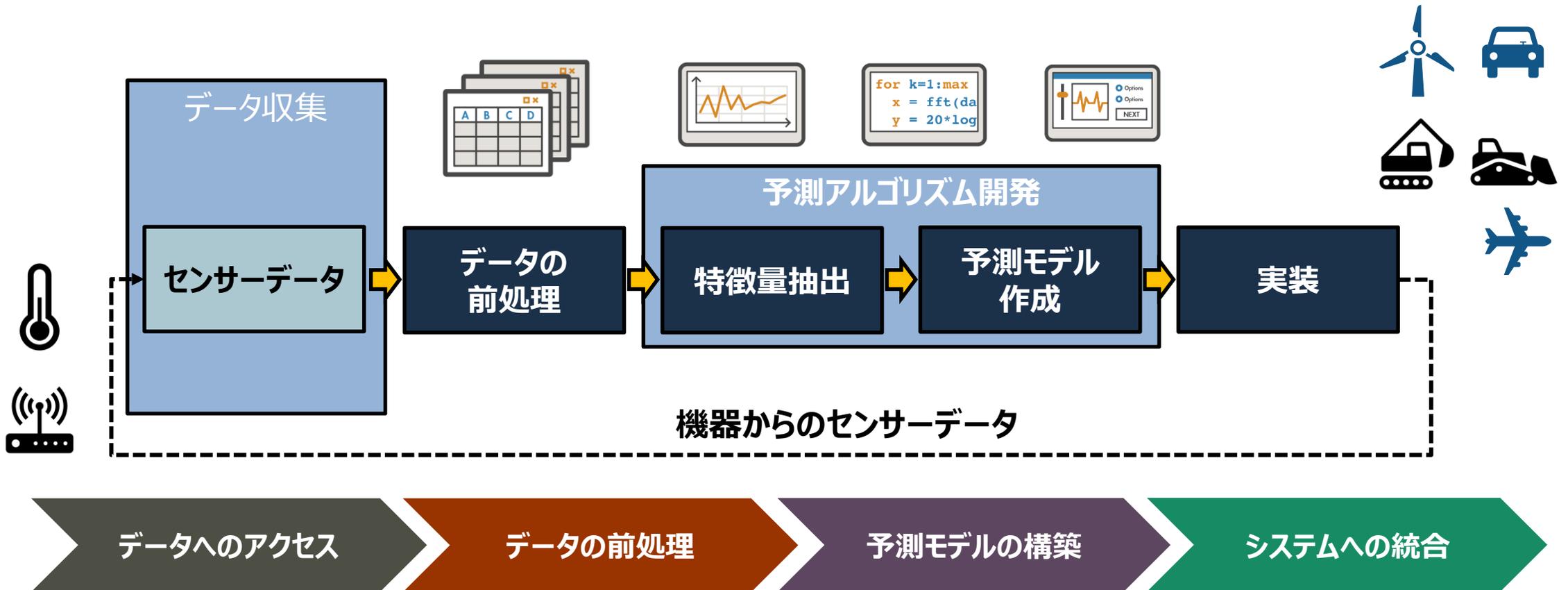
アジェンダ： MATLAB/Simulinkによる予知保全・故障予測

- 予知保全システムの開発事例とワークフロー
 - 包装・製紙メーカー：Mondi Gronau社（ドイツ）
- 「故障データが無い」場合の2つのアプローチ
 - Data-drive アプローチ
 - Model-driven アプローチ
- 予知保全システムの構築
 - 様々な環境へのスムーズな統合



予知保全システム構築のワークフロー

具体的な手法は監視対象によってカスタマイズが必要



故障警告システムの開発事例

包装・製紙メーカー：Mondi Gronau社 (ドイツ)

課題

プラスチックフィルム製造工場で廃棄と機械ダウンタイムを減らしたい



ソリューション

機械学習に基づいた機械の故障を予測する監視ソフトウェアの開発・実装

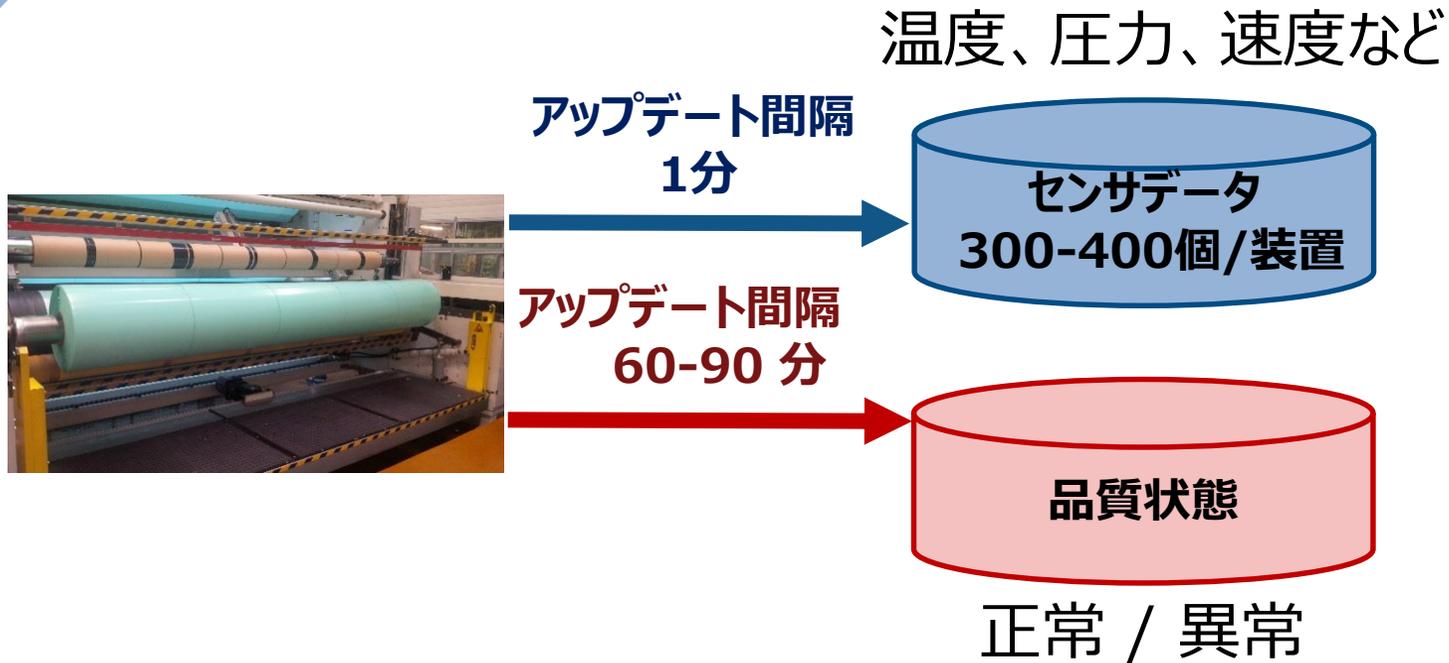
結果

- ✓ 潜在的異常の警告を発信するソフトウェア
- ✓ 6か月でプロトタイプが完成
- ✓ 年間50,000ユーロを超えるコスト削減を実現



“中断のない安定した運用が可能に”
- Dr. Kohlert (Mondi)

性能パラメータ及び品質状態を記録 (7GB/day)



工場内のすべての機械の状態データは
イーサネット経由でデータベースに収集



潜在的な故障箇所について
機器オペレーターに警告発信

データへのアクセス・前処理

データへのアクセス

データの前処理

温度、圧力、速度など

アップデート間隔
1分

アップデート間隔
60-90分



正常 / 異常

1 TIMESTAMP	2 PARAMETER										3 STATE
'2015-07-14 00:49:12.0'	160	160	160	160	1000	7	1000	9	33	32	1
'2015-07-14 00:50:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	10	33	32	1
'2015-07-14 00:51:13.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	10	33	32	1
'2015-07-14 00:52:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	10	33	32	1
'2015-07-14 00:53:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	11	33	32	2
'2015-07-14 00:54:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	12	33	32	2
'2015-07-14 00:55:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	10	33	32	2

- データベースアクセス
- 関連の無い変数・異常値削除
- 時系列データの同期



過去のデータから予測モデルを学習



温度、圧力、速度など



アップデート間隔
1分

アップデート間隔
60-90分



正常 / 異常



1 TIMESTAMP	2 PARAMETER										3 STATE
'2015-07-14 00:49:12.0'	160	160	160	160	1000	7	1000	9	33	32	1
'2015-07-14 00:50:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	10	33	32	1
'2015-07-14 00:51:13.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	10	33	32	1
'2015-07-14 00:52:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	10	33	32	1
'2015-07-14 00:53:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	11	33	32	2
'2015-07-14 00:54:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	12	33	32	2
'2015-07-14 00:55:12.0'	160	160	160	160	1000	8	1000	10	33	32	2

予測モデル学習
(過去のデータ)

機械学習アルゴリズムの選定・検証



トレードオフを探る

学習速度



メモリ使用量



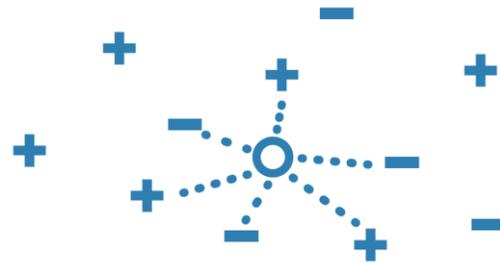
予測精度



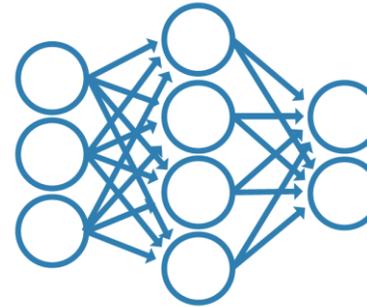
解釈のしやすさ



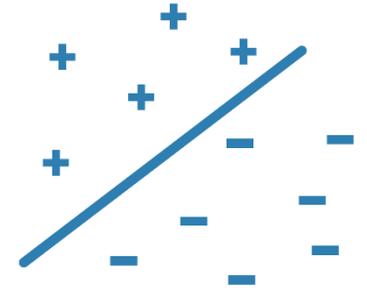
k 近傍法



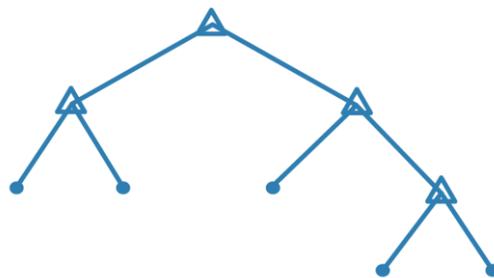
ニューラルネットワーク



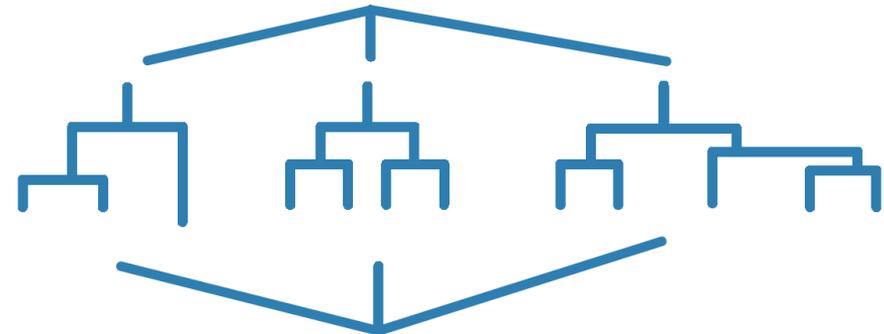
SVM



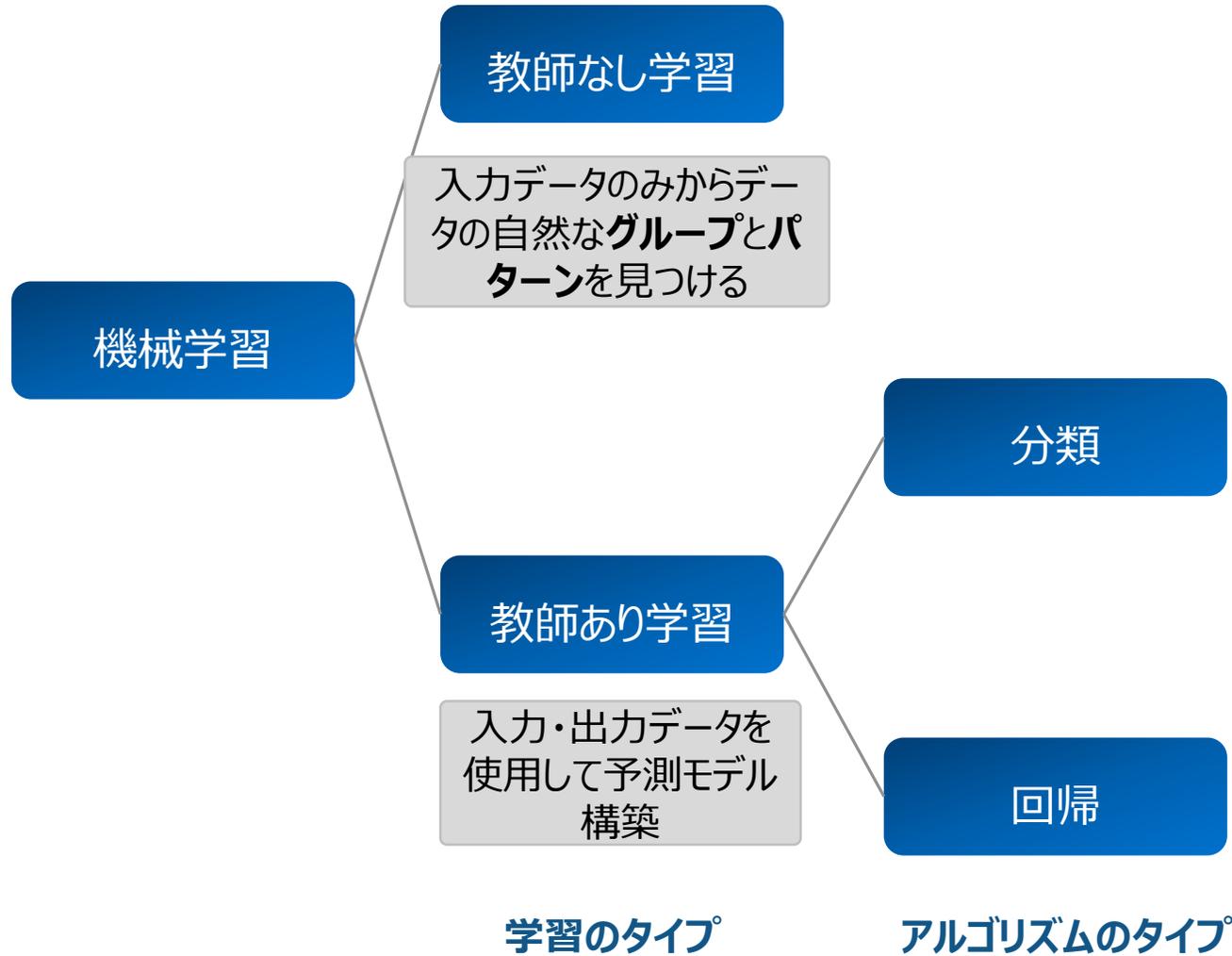
決定木



バギング決定木 ★



機械学習の主な学習のタイプとアルゴリズム

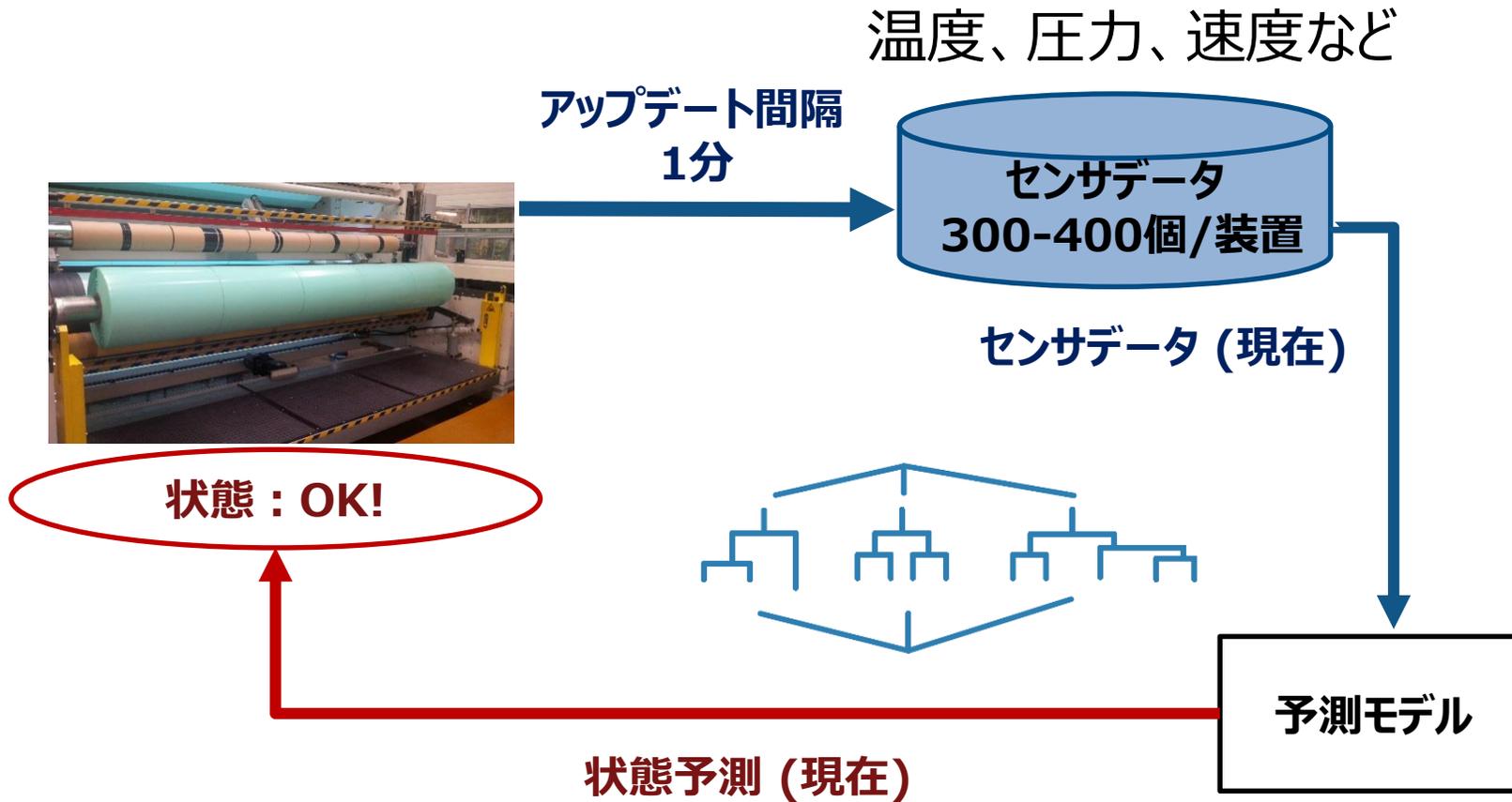


分類学習器アプリ
>> classificationLearner

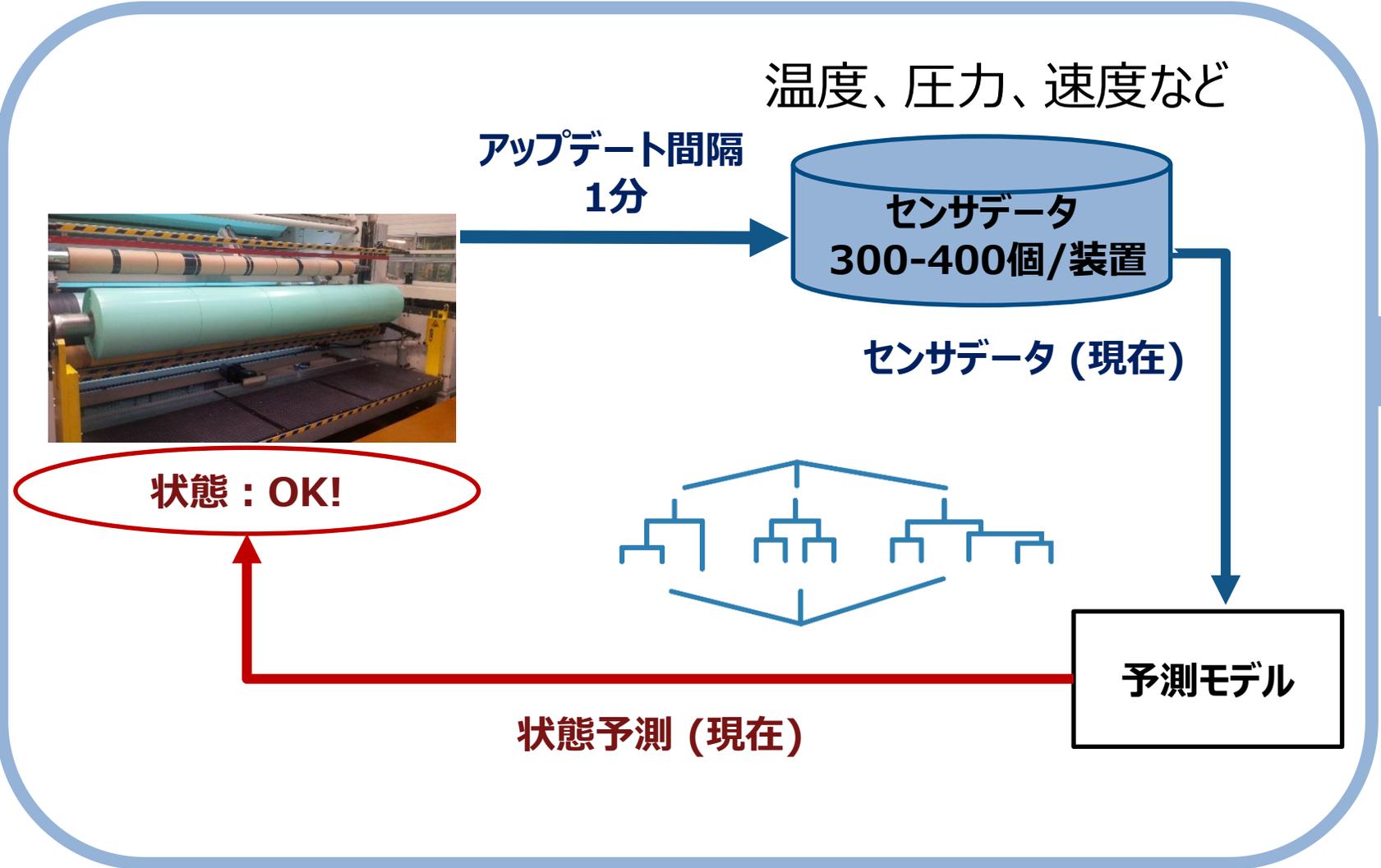
回帰学習器アプリ
>> regressionLearner

リアルタイムで機器の状態を予測

予測モデルの構築



アプリケーション化し工場に展開



潜在的な故障箇所について
機器オペレーターに警告発信

故障警告システムの開発事例

ワークフローと各機能を提供するオプション製品

データへのアクセス

データベースへのアクセス

- 工場内のすべての機械のログはデータベースに収集

[Database Toolbox™](#)

データの前処理

前処理

- 異常値削除・変数選定・時刻の同期処理

予測モデルの構築

複数の機械学習手法を適用・評価

- ニューラルネットワーク、k最近傍法
- バギングされた決定木、サポートベクターマシン (SVM) など

[Statistics and Machine Learning Toolbox™](#)
[Neural Network Toolbox™](#)

システムへの統合

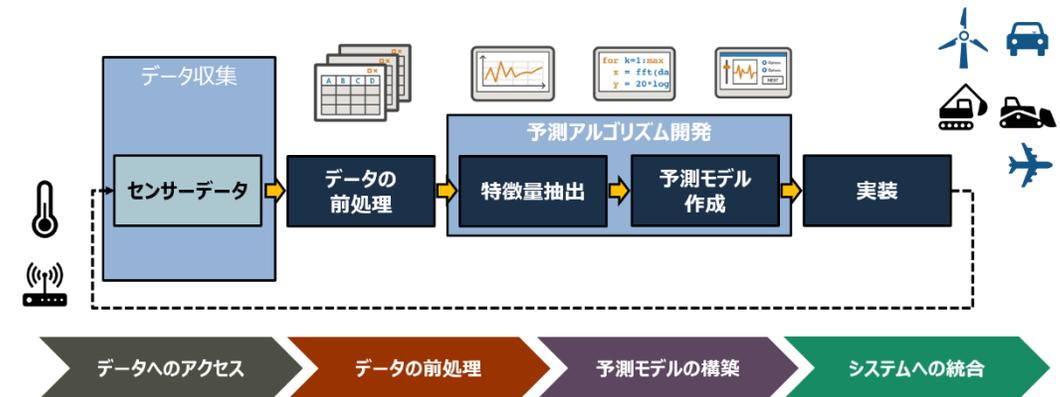
アプリ化して工場に展開

- MATLABがない環境での実行

[MATLAB Compiler™](#)

アジェンダ： MATLAB/Simulinkによる予知保全・故障予測

- 予知保全システムの開発事例とワークフロー
 - 包装・製紙メーカー：Mondi Gronau社（ドイツ）
- 「故障データが無い」場合の2つのアプローチ
 - Data-drive アプローチ
 - Model-driven アプローチ
- 予知保全システムの構築
 - 様々な環境へのスムーズな統合



2つのアプローチ方法 「故障データが無い」場合

Data-driven (センサーデータベース)

- 機器から実際に得られるデータ
- 多変量解析・機械学習など統計的手法を用いて予測モデルを作成

Model-driven (物理モデルベース)

- 電気系・機械系など、数学的な関係からモデル作成
- 実際には計測しにくい変数や、再現が難しいデータなどを補完
- 高い精度の予測モデルに繋がり、故障の原因などより細かい診断も
- 劣化メカニズムなどの知見の有効活用

Demo: Data-driven アプローチ

ターボファンエンジン

100機の同一モデルエンジンからのセンサーデータ

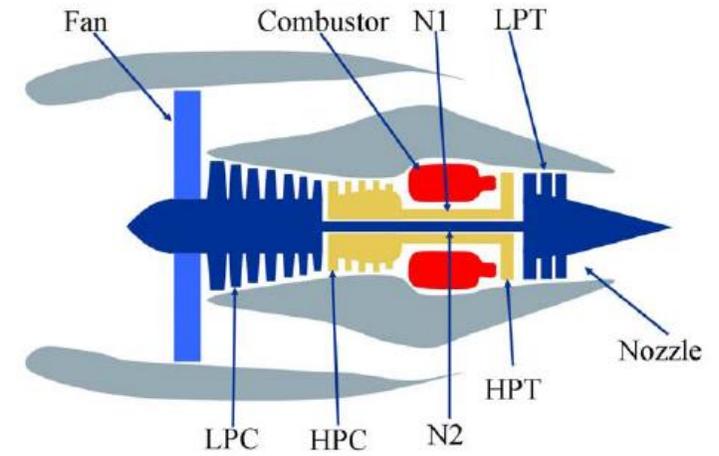
故障が発生する前に予測・修理

- ケース 1：故障データがない場合 -> 教師なし学習
- ケース 2：故障データがある場合 -> 教師あり学習

[Webセミナー：MATLABを使った予知保全・故障予測](#)

NASA PCoE 提供のデータ

<http://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/pcoe/prognostic-data-repository/>
Saxena and K. Goebel (2008). "Turbofan Engine Degradation Simulation Data Set", NASA Ames Research Center, Moffett Field, CA



Demo: Data-driven アプローチ

ターボファンエンジン

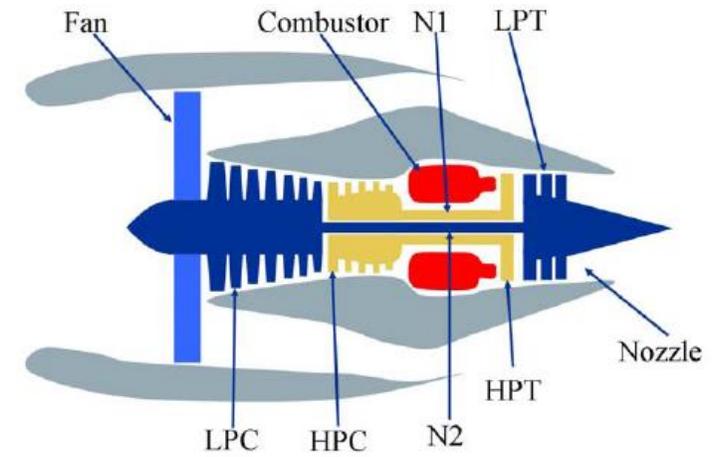
100機の同一モデルエンジンからのセンサーデータ

ケース 1: 故障データがない場合

- 定期的なメンテナンスを実施
- 故障は発生していない
- 整備士曰く殆どのエンジンは問題ない状態

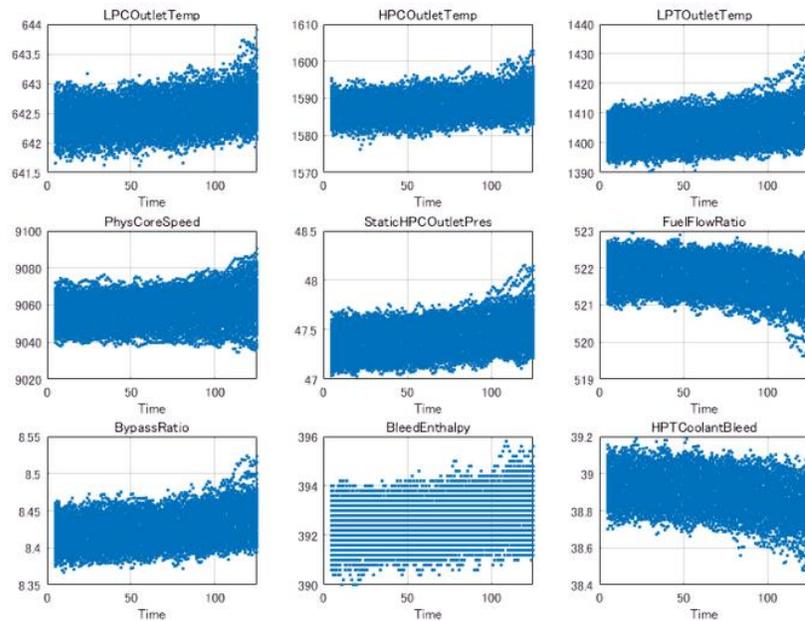
ゴール

- 故障データ**無し**で、最適なメンテナンス時期を推定

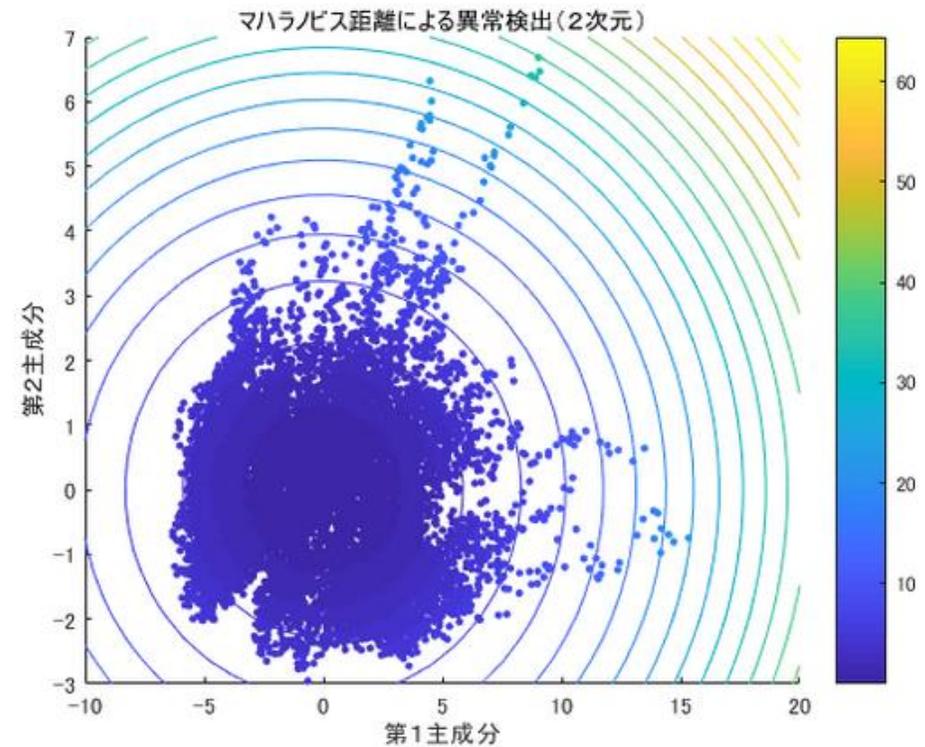


Demo: Data-driven アプローチ ターボファンエンジン

- ケース 1: 故障データがない場合

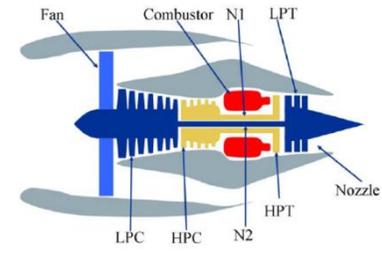


多数のセンサーからの時系列信号 (多次元データ)



主成分による状態診断

予知保全：Data-driven アプローチ



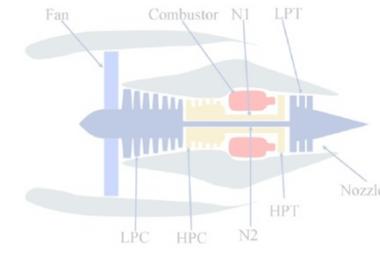
Data-driven (センサーデータベース)

- 機器から実際に得られるデータ
- 多変量解析・機械学習など統計的手法を用いて予測モデルを作成

Model-driven (物理モデルベース)

- 電気系・機械系など、数学的な関係からモデル作成
- 実際には計測しにくい変数や、再現が難しいデータなどを補完
- 高い精度の予測モデルに繋がり、故障の原因などより細かい診断も
- 劣化メカニズムなどの知見の有効活用

予知保全：Model-driven アプローチ



Data-driven (センサーデータベース)

- 機器から実際に得られるデータ
- 多変量解析・機械学習など統計的手法を用いて予測モデルを作成

Model-driven (物理モデルベース)

- 電気系・機械系など、数学的な関係からモデル作成
- 実際には計測しにくい変数や、再現が難しいデータなどを補完
- 高い精度の予測モデルに繋がり、故障の原因などより細かい診断も
- 劣化メカニズムなどの知見の有効活用

Simscape™による物理モデル構築

The image displays various components of the Simscape environment used for building a physical model:

- Multidomain schematic:** Shows a circuit diagram with an inductor and a switch, connected to a mechanical component represented by a green arrow.
- State machines:** A state transition diagram for a transmission controller. States include `SteadyState` (en: `clutchControl=0;`), `preUpShifting` (en: `speed <= up_th`), and `UpShifting` (en: `GearState=GearState+0.5;`, `[C1,C2] = clutchstates...`, `(GearState,clutchControl)`). Transitions are triggered by conditions like `[speed > up_th && ...]` and `[shiftComplete==1]`.
- 3D Model:** A detailed 3D rendering of a multi-gear transmission assembly with various colored gears (orange, blue, black) on a central shaft.
- Block diagram:** A control block diagram showing a **Proportional Gain** block (K_p) and a **Discrete-Time Integrator** block ($\frac{K T_s}{z-1}$) connected to a summing junction.
- Code:** A snippet of MATLAB code defining equations:

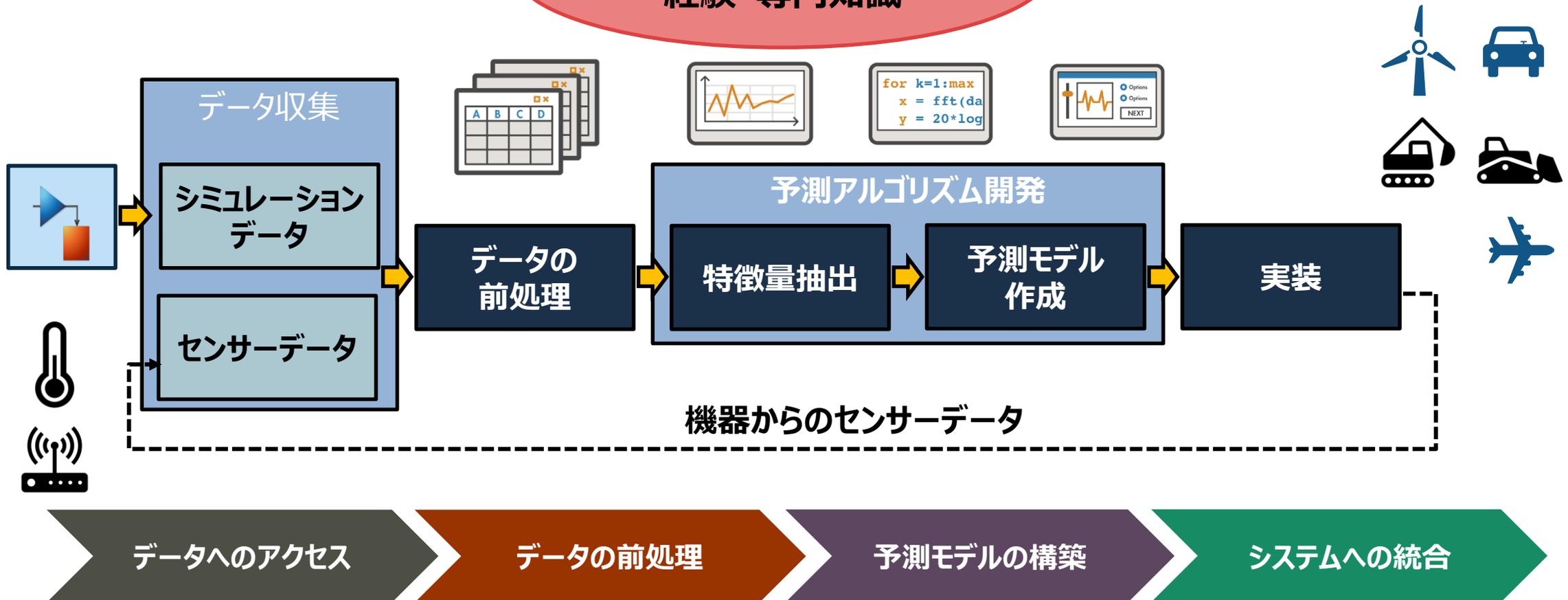

```

v == x.der;
f == spr_rate * x;
end

```

予知保全・故障予測のワークフロー

対象機器に対する
経験・専門知識



Demo: Model-driven アプローチ 三連型ピストンポンプ

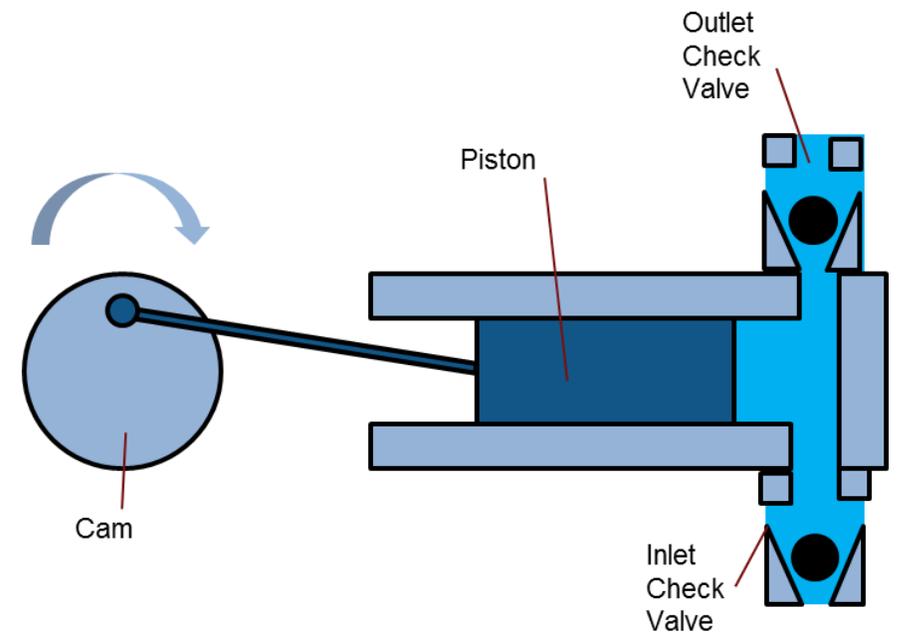
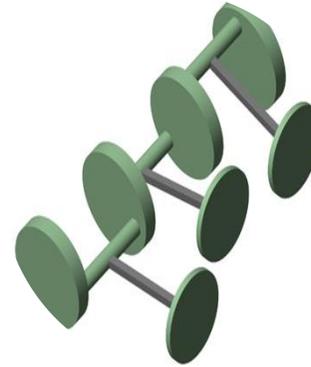
三連型ピストンポンプの物理モデル作成

実装済みの劣化モード

- モータの劣化 ElectricMoterDecline
- ラインの目詰まり CloggedLine
- ラインからの漏れ CylinderLeak
- ベアリング劣化 BearingLubrication

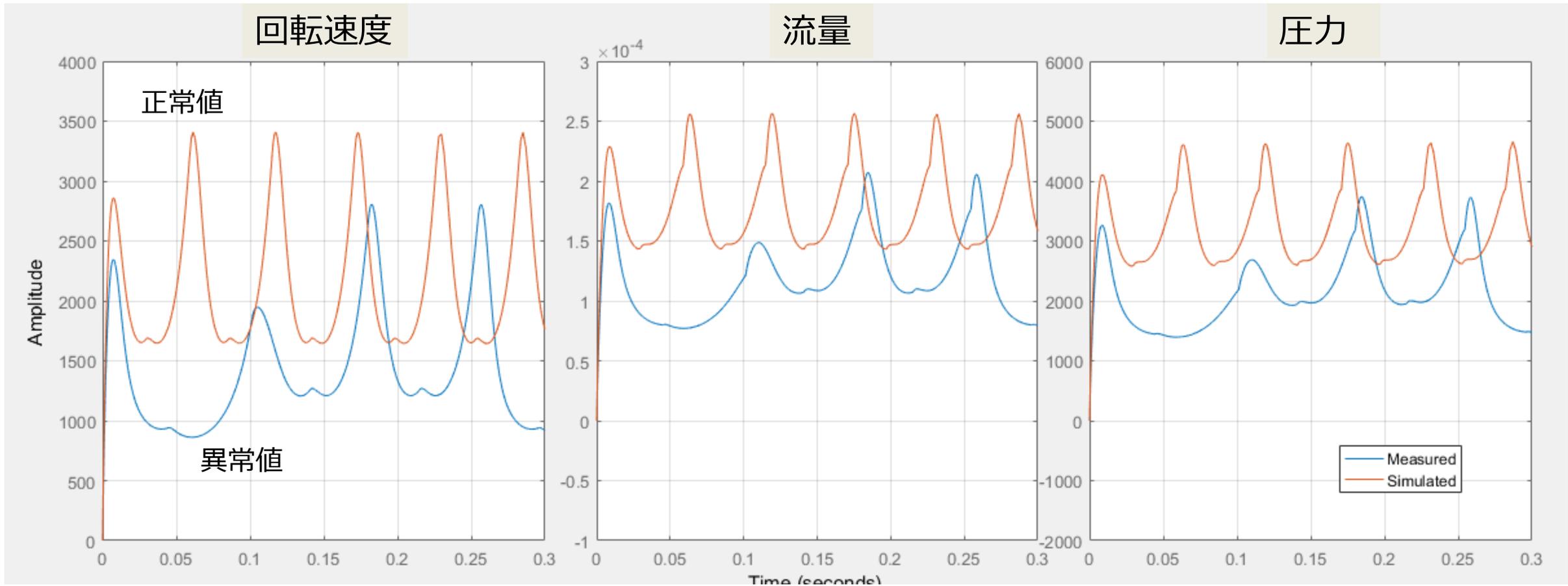
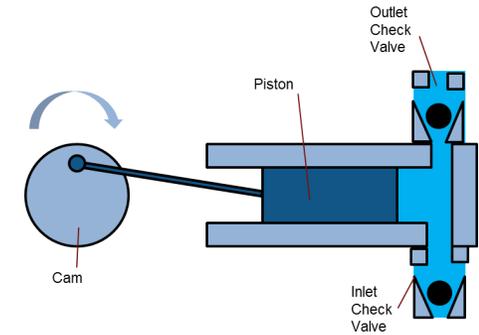
ゴール

- 劣化箇所を特定する予測モデルを作成



Demo: Model-driven アプローチ 三連型ピストンポンプ

- 劣化箇所は？



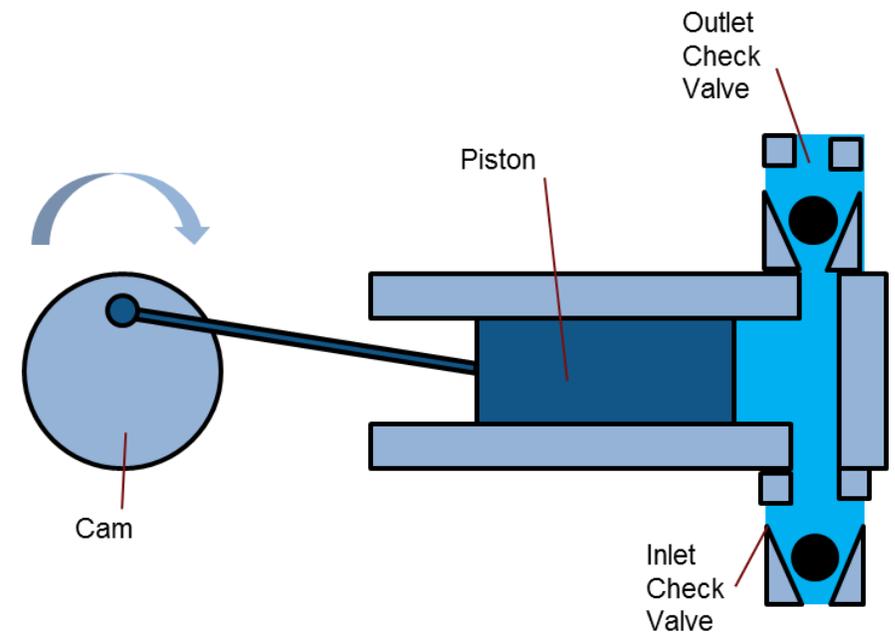
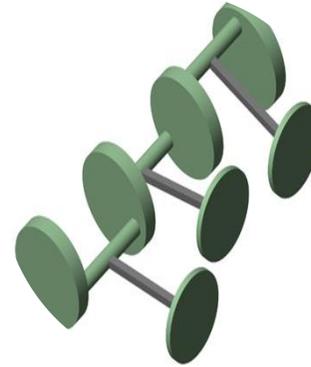
Demo: Model-driven アプローチ 三連型ピストンポンプ

Step1: 複数の劣化モードのデータ作成

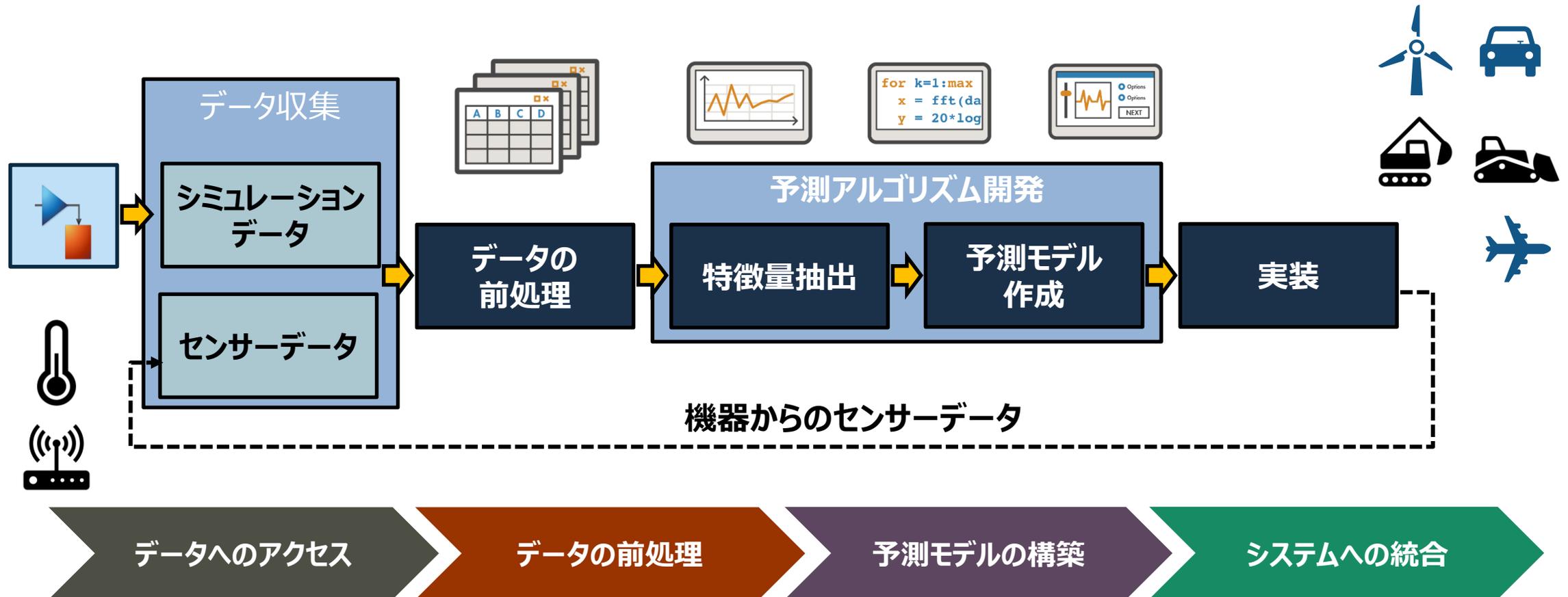
1. ベアリング劣化 + モータの劣化
2. ラインの目詰まり + モータの劣化
3. ラインの目詰まり + ラインからの漏れ
4. ラインの目詰まり + ベアリング劣化

Step2: 予測モデル作成

Step3: 新たなデータに対して検証

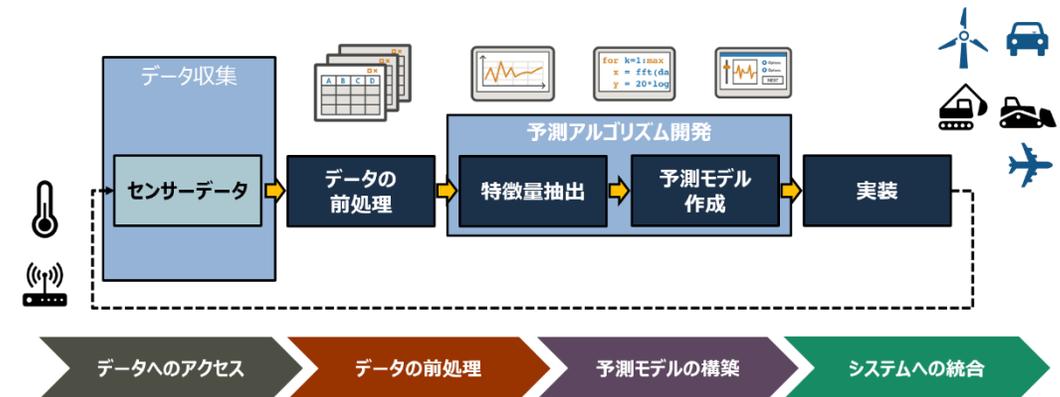


予知保全・故障予測のワークフロー



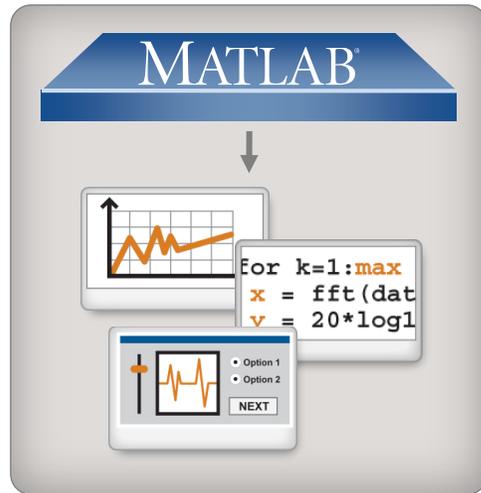
アジェンダ： MATLAB/Simulinkによる予知保全・故障予測

- 予知保全システムの開発事例とワークフロー
 - 包装・製紙メーカー：Mondi Gronau社（ドイツ）
- 「故障データが無い」場合の2つのアプローチ
 - Data-drive アプローチ
 - Model-driven アプローチ
- 予知保全システムの構築
 - 様々な環境へのスムーズな統合



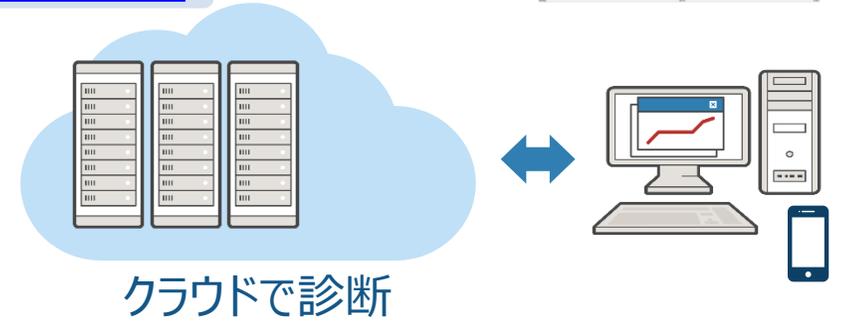
予知保全システムの構築 様々な環境へのスムーズな統合

目的に応じた統合をサポート
MATLABライセンスがない環境で利用

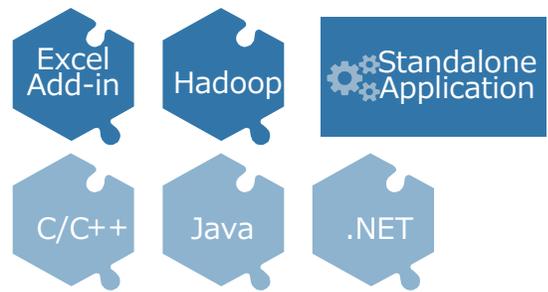


**MATLABで
アルゴリズム開発**

MATLAB Production Server™



MATLAB Compiler™ / MATLAB Compiler SDK™

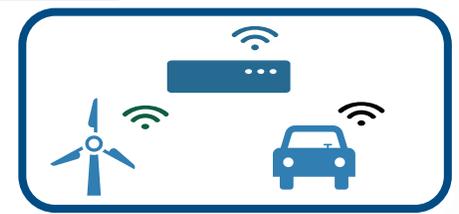


PCで利用

MATLAB Coder™ / Simulink Coder™

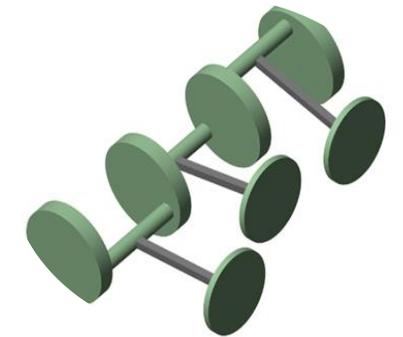


組み込みで利用

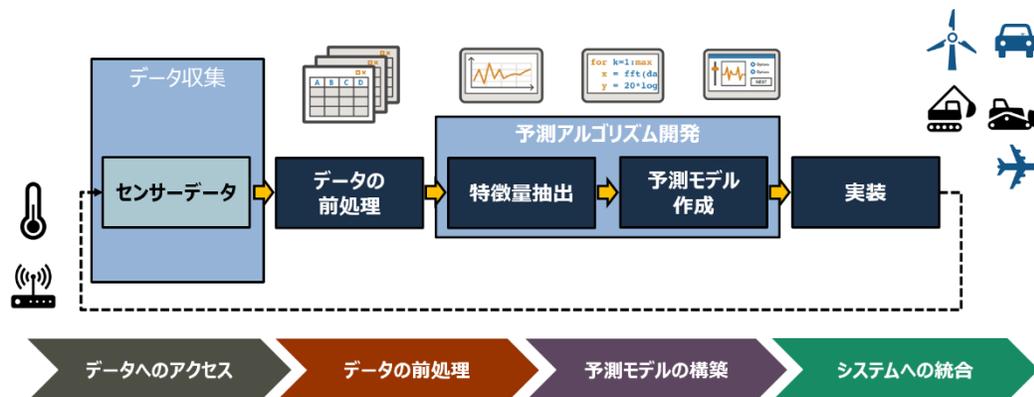


Key Takeaways

- 予知保全における課題
 - アルゴリズム選択をはじめ、多くの試行錯誤が求められる
- 予知保全の仕組みを手軽に構築できるMATLABプラットフォーム
 - アプリによる容易なアルゴリズム検証
 - 故障モードを再現する物理モデル構築機能
 - コードを書き直すことなく実装・スケールアップ



デモで使用した製品
R2017b



[MATLAB / Simulink](#)

[Statistics and Machine Learning Toolbox™](#)

[Simscape™](#)

[Simscape Fluids™](#)

[Simscape Multibody™](#)

Appendix: 異常検知・予知保全についてもっと知るには？

Discovery page



予知保全

サイト内検索



予知保全とは

機器に取り付けたセンサーから取得したデータを基に故障や劣化を検知し、故障が発生する前の適切なタイミングでメンテナンスを行うことを、予知保全 (Predictive Maintenance) と呼びます。

機器のメンテナンスといえば、故障が発生した後に実施する事後保全 (Reactive Maintenance) や、一定期間経過した時にメンテナンスを行う予防保全 (Preventive Maintenance) が一般的です。予防保全では走行距離 3000km または 3 ヶ月毎に実施する自動車のオイル交換など、状態に関わらずメンテナンスが行われる一方、予知保全は状態監視保全や状態基準保全 (Condition Based Maintenance) と呼ばれ、機器の状態に応じてメンテナンス時期を判断します。余計なメンテナンスを避ける事によるコスト削減だけでなく、予期しない突発的な故障を避けられ安全性の向上にも繋がると期待されています。

「予知保全」で検索



MATLABを使っ
全・故障予測

異常検知

サイト内検索



異常検知とは



機械学習を用い
セスのヘルスマ
モバマ知保へ

異常検知 (Anomaly detection) とは、データの中から異常な状態、すなわち通常のパターンとは異なる挙動を検出することをいいます。「異常」はアプリケーションや状況によって、外れ値 (Outlier)、変化点 (Change point)、逸脱 (Deviation)、誤作動 (Fault)、侵入 (Intrusion)、詐欺 (Fraud) などと呼ばれます。

異常検知には専門家の目視による古典的な方法も有効ですが、ここでは多くの変数からなる複雑なデータからでも、自動でかつ早期に異常を見つけ出すことが期待できる機械学習を用いた統計的手法をご紹介します。

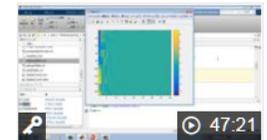
データ解析を応用した異常検知の代表的な利点

- 診断 (Diagnostic) : 異常を自動で診断することにより人的工数を削減。

<https://jp.mathworks.com/discovery/predictive-maintenance.html>

<https://jp.mathworks.com/discovery/anomaly-detection.html>

「異常検知」で検索



センサーデータ解析と機械
学習 ~ 振動データからの
異常検出 ~



Appendix: 機械学習アルゴリズムの特徴について知るには？ eBook



[MATLABによる機械学習](#)
基礎から高度な手法やアルゴリズムまで

1: 機械学習のご紹介

教師あり学習・教師なし学習、適切なアルゴリズムの選択、実際の事例など、機械学習の基礎を紹介します。

2: はじめての機械学習

データへのアクセスと読み込み、データの前処理、特徴抽出モデルのトレーニングと調整について説明します。

3: 教師なし学習の適用

クラスタリングについて説明します。モデルのパフォーマンスを向上させるための一般的な次元削減の手法について紹介します。

4: 教師あり学習の応用

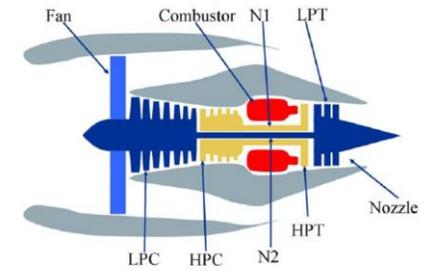
分類と回帰について説明し、特徴選択や特徴変換、ハイパーパラメータのチューニングといった、モデルを改善する手法を紹介します。

Appendix: 具体的な使い方について知るには？

関連Webセミナー

MATLABを使った予知保全・故障予測

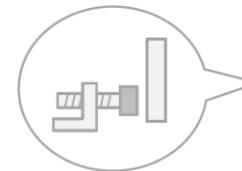
ターボファンエンジンのデータを使って
故障時期を予測する簡単なフローを紹介



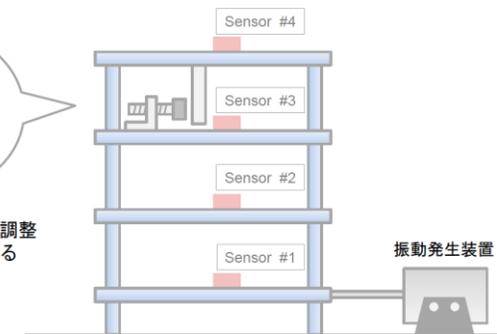
センサーデータ解析と機械学習

構造ヘルスマニタリングで利用される振動データを題材に

- 時系列信号からの特徴抽出、PCAによる次元削減
- 分類木によるデータの分類、1-クラス SVM による異常検出

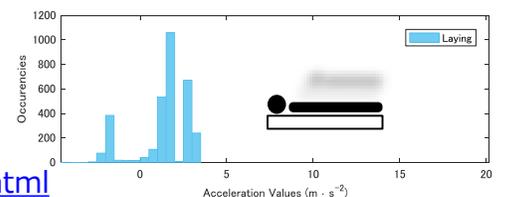
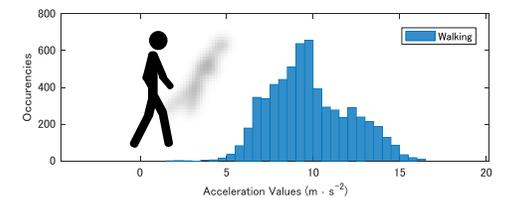


柱と留め具の隙間を調整
できるようになっている



機械学習のための信号処理

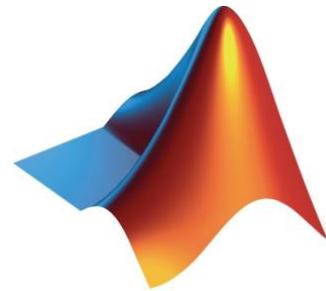
「センサーデータ解析による人の行動認識」を題材として、
特徴量の抽出方法を、各種信号処理機能と合わせて紹介



[1] <http://jp.mathworks.com/videos/predictive-maintenance-with-matlab-a-prognostics-case-study-121138.html>

[2] <http://jp.mathworks.com/videos/sensor-data-analysis-and-machine-learning-anomaly-detection-using-vibration-data-100241.html>

[3] <http://jp.mathworks.com/videos/signal-processing-for-machine-learning-119299.html>



MathWorks®

Accelerating the pace of engineering and science

© 2017 The MathWorks, Inc. MATLAB and Simulink are registered trademarks of The MathWorks, Inc. See www.mathworks.com/trademarks for a list of additional trademarks. Other product or brand names may be trademarks or registered trademarks of their respective holders.