

データサイエンスツール “MELSOFT MaiLab”

中野翔太*
Shota Nakano
大津裕司*
Hiroshi Otsu

Data Science Tool "MELSOFT MaiLab"

要 旨

近年、企業活動でのデータ活用の重要性がますます高まっており、製造業でもデータを基にした生産現場改善への取組みが活発化している。ただし、データ収集や可視化から一歩進んだ高度なデータ分析を行う試みについては、データサイエンティストなど専門知識を持った人材の不足が障害となり、まだ広がっていない。

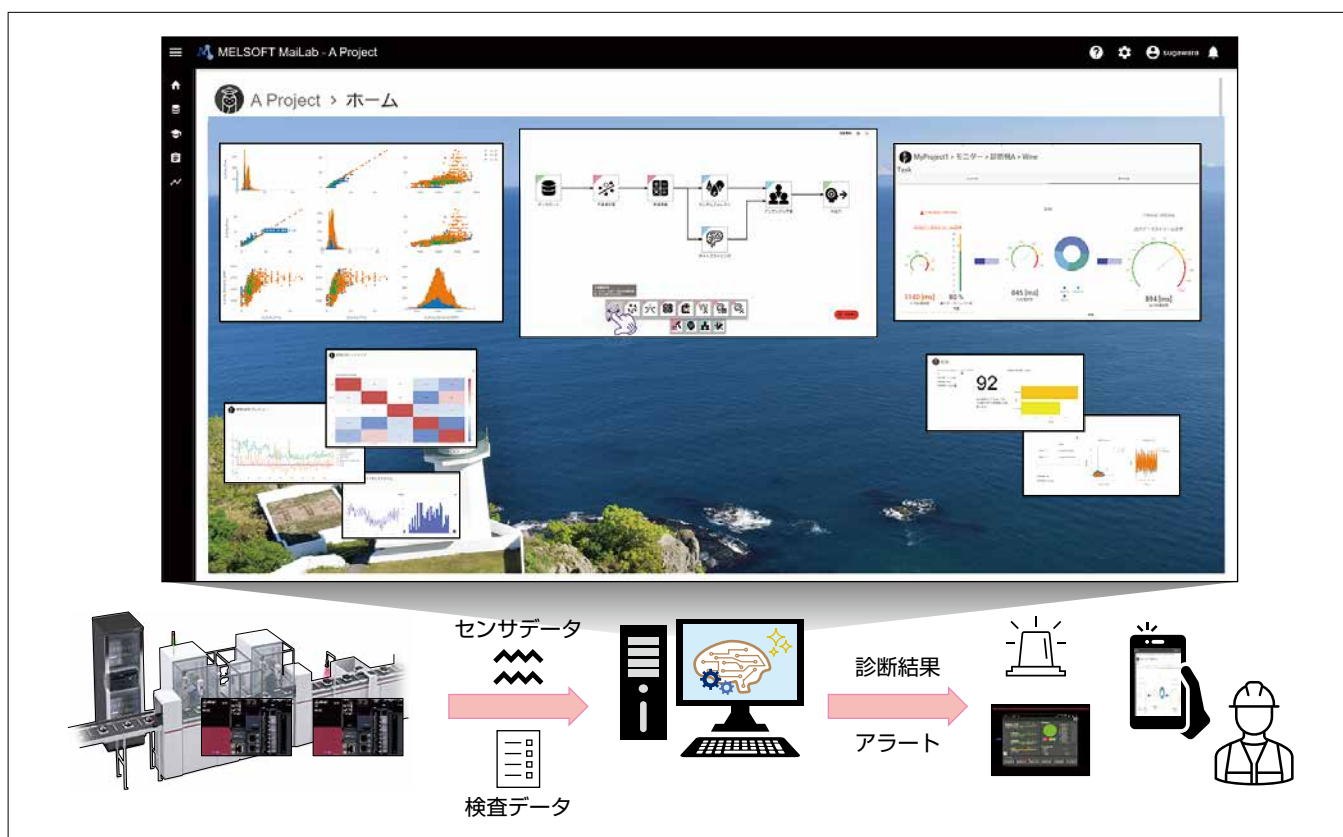
このような市場背景の中、三菱電機では、専門的な知識を必要としない高度なデータ分析を可能にし、分析結果をシームレスに生産現場へ適用するためのソリューションとして、データサイエンスツール“MELSOFT MaiLab”(メルソフトマイラボ)を開発した。

MELSOFT MaiLabは、近年の発展が目覚ましいディープラーニングなどのAI技術を取り入れた上に、専門的な知

識がなくても簡単な操作でAIによる自動学習を行える機能を搭載している。これによって、MELSOFT MaiLab自体が“専属のAIデータサイエンティスト”となって、現場の課題解決や改善を強力にサポートする。

また、AIが自動学習した診断モデルをカスタマイズする機能を備えているため、各生産現場で固有の対応が必要になった場合や、データ分析の有識者が診断モデルの改善を行いたい場合にも、柔軟に対応できる。

MELSOFT MaiLabの利用で、製造業のデータ活用の敷居を下げて誰もがデータを活用した生産現場の改善できるようになり、データ分析の民主化と企業競争力の向上に貢献する。



“MELSOFT MaiLab”の活用イメージ

MELSOFT MaiLabは、初めに生産現場からセンサデータや検査データを収集・蓄積し、AIが自動的に分析して診断モデルを作成する。運用時に生産現場データを診断モデルに入力することで、AIが診断を行い、診断結果やアラートをフィードバックする。データ可視化・診断モデル作成・診断モデル評価等はソフトウェアが自動的に行い、ユーザーは直感的なUI(User Interface)で簡単な操作を行うだけで、これらのデータ活用の仕組みを利用できる。

1. ま え が き

多くの製造業企業が生産現場改善にデータを活用しようとしている。しかし、その約半数が興味はあるものの着手できていない。そのような企業では、データ分析の人材・スキル不足が導入を阻む大きな原因となっているため、容易に導入・活用できるツールを求めている。また、ツールを専門知識なしで使えることを望む一方で、独自課題を解決する自作プログラムとの連携など、カスタマイズ性も求めている。

今回開発したデータサイエンスツールMELSOFT MaiLabは、改善担当者にデータ分析の専門知識がなくとも、ツール自体がデータサイエンティストになり診断モデル生成や生産改善提案を行うことができる。また、直感的なUIや独自プログラムによるカスタマイズ機能を備え、生産現場のデータ活用を促進する。

2. MELSOFT MaiLabの概要

データ活用による生産現場の改善を実現するための大まかな流れは、シーケンサやセンサから“データを集める”，集めたデータを“分析して診断モデルを作成する”，作成した診断モデルを“現場に適用して運用する”となる(図1)。“分析して診断モデルを作成する”フェーズは更に五つのステップがあり、各ステップの作業には手間と時間がかかるとともに、統計学などのデータ分析知識が必要とされ、データ活用の敷居を高くしている要因になっている。

MELSOFT MaiLabは、AIを活用することでデータ分析・診断モデル作成を自動化し、専門知識がなくとも、データ活用による生産現場改善を実現する。また、データ分析・診断モデル作成だけでなく、分析するためのデータの収集や、診断モデルの現場適用・運用監視までを一貫してサポートするソフトウェアである。

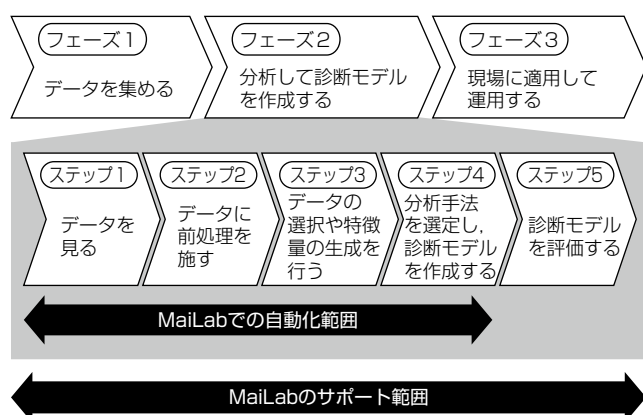


図1. データ活用による改善の流れ

3. MELSOFT MaiLabの特長

3.1 簡単分析

AIによる分析支援の特長の一つが、AutoML(Automated Machine Learning)によるAI自動学習機能であり、誰でも簡単に“データを分析して診断モデルを作成する”を実現している。

“異常を検出”や“未来を予測”などのデータ活用の目的や、“教師データの有無”などの情報について、問いかけに答えていくだけで目的達成に最適な診断モデルを自動作成することが可能である(図2)。

作成した診断モデルの良し悪しを測るために、指標に基づいてスコアリングして、テストデータに対する評価結果をグラフ描画する。診断モデルの生成だけでなく、学習結果や精度を示して運用への適用判断をサポートする(図3)。

3.1.1 高度な前処理機能

診断モデルの精度を良くするには、対象データをきれいな形に整形する、分析に必要なデータに絞り込む、データの特徴を見つけ出すなどのデータ前処理が重要となる。

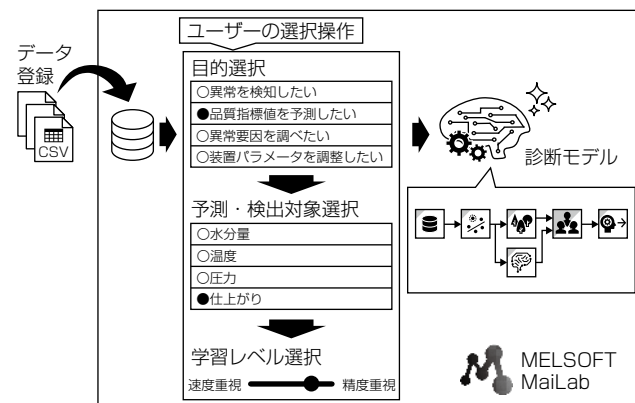


図2. AI自動学習操作手順のイメージ

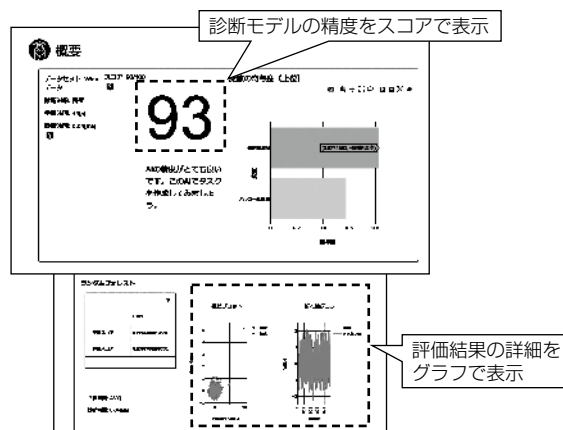


図3. 学習結果の表示画面

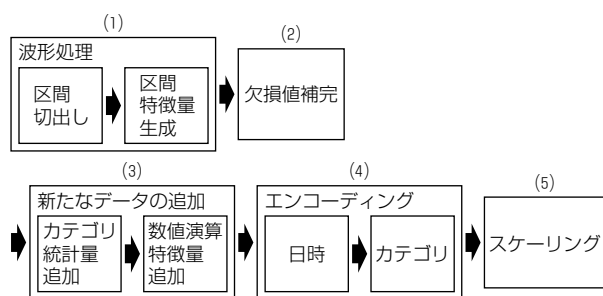


図4. データ前処理の流れ

MELSOFT MaiLabでは次の五つの前処理を自動で行い、データを最適化する(図4)。

(1) 波形処理

センサの計測データなど時系列に変化する波形データに対して、データを区間に区切って切り出し、切り出したデータを特徴量化する。

(2) 欠損値補完

欠損値(センシングできなかった場合の空白など)に対して適切な補完処理を行う。

(3) 新たなデータの追加

診断に対して影響が大きい変数を自動で特定し、特定した変数を統計量化して新たな特徴量として追加する。また、それらの重要度の高い変数同士を演算して新たな特徴量として追加する。

(4) エンコーディング

そのままのデータ形式では学習が行えないデータを、データが持つ特徴はそのままに、学習可能なデータ形式へ変換する。

(5) スケーリング

適切な学習を行うため、また学習結果の評価をしやすくするために、データを同等のスケールに変換する。

3.1.2 効果的かつ高精度な学習

前処理したデータを使って、自動的に学習を行う。ただ自動処理するのではなく、効果的な学習が行えるようにチューニングし、複数の手法を組み合わせる高精度な予測を行えるように学習する。

MELSOFT MaiLabでは次の三つの処理を行い、学習全体を自動化してより良い診断モデルを生成する。

(1) ハイパーパラメータの最適化

ハイパーパラメータとは、分析手法の挙動を制御するための設定値である。設定内容によって予測結果や精度が変わるため、MELSOFT MaiLabでは、探索を行って分析手法ごとの最適化を行う。

(2) 様々な分析手法を搭載

従来活用されている統計的な手法に加えて、ディープラーニングなどの機械学習手法を搭載している。これらの

新しい機械学習手法では、複雑性が高いデータからでも表現力の高い学習を行うことができる。

(3) アンサンブル学習

アンサンブル学習は、予測精度を向上させるために複数の分析手法の予測結果を組み合わせる手法である。分析手法によって計算方法が異なるため、同じデータで学習や予測を行っても、分析手法ごとに結果は異なる。単一の手法で予測した場合、データや手法の特性によって結果に偏りが生じる場合がある。アンサンブル学習によって、それぞれの手法の得意／不得意な傾向を学習し、単一の手法で予測した場合に比べて高い精度の予測が可能になる(図5)。

3.2 診断モデルの自由なカスタマイズ

自動作成した診断モデルは、データ入力から予測結果出力までの流れを、専用のエディタで確認・編集できる(図6)。図中のアイコンは、データ処理方法や分析手法をパッケージ化した機能ブロックを表しており、マウス操作でブロックを配置・結線するだけで、簡単にモデルの編集が行える。

データ加工などの前処理をユーザー自身で工夫し、自動生成された診断モデルの改善を図る。ソフトウェア任せではなく、前処理や診断手法まで一からユーザー自身で作成するなど、ユーザー自身のデータ分析知識を活用して診断モデルを作成することも可能にしている。

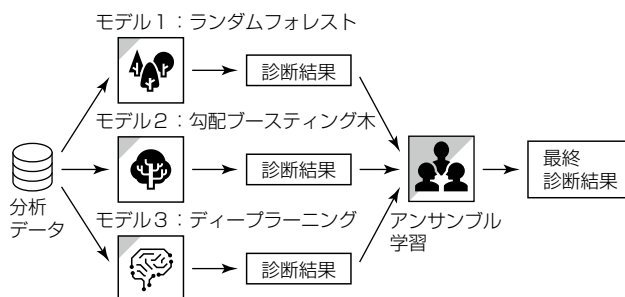
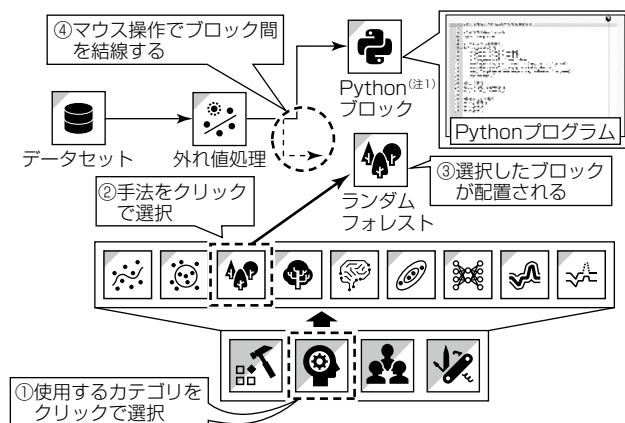


図5. アンサンブル学習のイメージ



(注1) Pythonは、Python Software Foundationの登録商標である。

図6. エディタでのモデル編集操作

前処理機能ブロック					
	欠損値処理		外れ値処理		スケーリング
	数値演算		次元圧縮		区間生成(波形切出し)
	区間特徴量生成		サブ区間整形		
分析手法機能ブロック					
	ディープラーニング		勾配ブースティング決定木		ランダムフォレスト
	オートエンコーダ		k近傍法		類似波形認識
	重回帰		MT法		ガードバンド

MT: Mahalanobis-Taguchi

図7. 分析用機能ブロック一覧

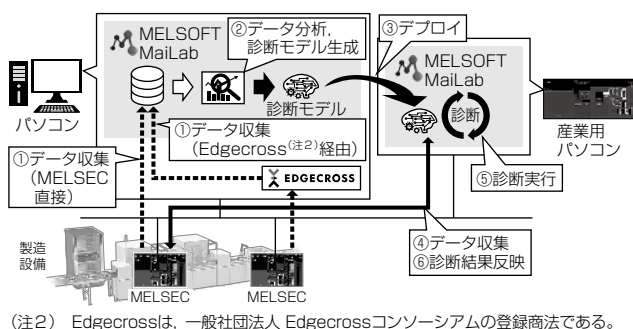


図8. システム構成例

また、自作のPythonコードを組み込む機能ブロックも用意しており、ユーザーオリジナルの処理と連携させて診断モデルの精度向上を行える(図7)。

3.3 データ活用での高い利便性

データ活用による生産現場改善のためには、診断モデルを現場に適用し、現場でリアルタイムに発生するデータによる状態監視や予兆検知まで実現する必要がある。一般的なデータ分析ソフトウェアでは診断モデルの運用機能まで持つものは少なく、別途システム構築が必要になる。MELSOFT MaiLabは診断モデルの作成と運用を一つのソフトウェアで実現しており、同一パソコン上又は別パソコン上にデプロイしてそのまま運用が可能である(図8)。

また、三菱電機シーケンサMELSECやEdgecross基本ソフトウェアとのデータ連携機能も持っているため、データ収集システムや診断システムを別途構築する必要がなく、運用までの立ち上げ時間の短縮とコストの削減が可能である。

4. 活用事例

MELSOFT MaiLabによって、データサイエンティストでなくても、ディープラーニングなどの技術を使った診断モデルの作成や現場適用を行える。生産現場でのデータ活用の一例として、多くの製造業が課題にしている熟練工

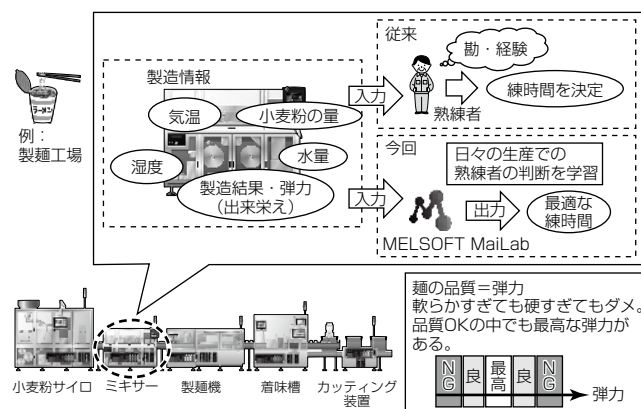


図9. 最適な制御パラメータ提案のユースケース

ノウハウの継承について適用方法を述べる。

4.1 最適な制御パラメータ提案

熟練工は、自身の勘や経験から、その時点で望ましい制御パラメータを判断して設定できる。しかしそのノウハウは暗黙知であり、熟練工のリタイヤによって失われることが問題になっている。

MELSOFT MaiLabでは、製造情報と、熟練工が判断した制御パラメータをセットにして学習することで、熟練工と同じような制御パラメータ設定を提案する診断モデルを作成できる(図9)。これによって、経験の浅い作業員でも熟練工と同じような設定ができるようになる。

4.2 異常の要因推定

装置の故障や製品の不良が発生した場合、異常発生後に過去の事象を調査して要因を推定するが、異常に直面した経験の少ない作業員では、ノウハウが少なく調査に時間を要することもある。

MELSOFT MaiLabでは、過去にどのような状況でどのような種類の異常が発生したかの情報を学習させることで、異常が発生した際の状況を基にその要因を推定できる。これによって、経験やノウハウを必要とする要因調査を支援して調査時間を短くできる。その結果、装置のダウンタイムを短縮し、生産性の向上に寄与できる。

5. むすび

製造現場のデータ活用をトータルサポートするMELSOFT MaiLabの開発背景、特長、及びその実現に適用した技術について述べた。

データ分析やAIは日進月歩であり、強力な技術が増え続ける一方で、データ分析人材やスキルの不足は深刻化する。今後も、新しい技術の拡充や適用範囲の拡大を行うことで、製造現場の課題解決や生産性向上に貢献していく。