

MES導入によるケーブル製造ラインの品質予測と改善手法

Quality Prediction and Improvement for Cable Production Line by Introducing MES

東谷 雅春*
Masaharu Toya

児玉 壮平*
Sohei Kodama

製造業において、製造実行システム(MES: Manufacturing Execution System)は、さまざまな課題を解決する上で欠かせないものになりつつある。当社はこれまで、絶縁ケーブルの製造条件導出にCAE(Computer Aided Engineering)を活用し、品質の安定を図ってきたが、気温や湿度の変化、設備の経年劣化までは考慮できず、被覆材の引張試験特性(引張強さ、伸び)が安定しないという課題があった。本報告では、絶縁ケーブルの製造設備へのMES導入をきっかけに、当該製品で実施した品質改善結果について報告する。MESによるデータ収集とCAEによる解析を組み合わせる手法を構築したことで、従来比で引張強さを14%、伸びを10%向上させることができた。さらに、同様なデータ分析、解析手法を逐次実行することで、ケーブル全長の引張試験特性を予測する技術を開発、実用化することができた。

In the manufacturing industry, a MES (Manufacturing Execution System) is becoming indispensable for solving various problems. In the manufacturing process for insulated cables, the optimal conditions for obtaining consistent quality have generally been determined using a CAE (Computer Aided Engineering) approach. However, this does not take into account changes in temperature and humidity over time, or equipment deterioration, all of which affect characteristics such as the tensile strength and elongation of the coating material. The present study investigated the incorporation of a MES into the manufacturing process, and the improvement in quality that was achieved. By combining data collection by the MES and CAE analysis, improvements in tensile strength and elongation of 14% and 10%, respectively, were realized. Furthermore, by sequentially performing similar data analysis, we were able to develop and commercialize a technique for predicting the tensile characteristics of the entire length of a cable.

*
株式会社プロテリアル
電線事業部
Electric Wire & Cable Business
unit, Proterial. Ltd.

■ Key Words : MES, プラットフォーム, 全長品質予測

■ R&D Stage : Proto type

1. 緒言

製造業におけるDX(Digital Transformation)は、IoT(Internet of Things)やAI(Artificial Intelligence)の進歩とともに急速に広がっている。当社プロテリアルにおいても、絶縁ケーブル製品の品質改善を進めるにあたり、MESを導入し、プロジェクト体制で製造設備のデータを収集、解析に取り組んできた。被覆材の引張試験特性(引張強さ、伸び)で工程能力に課題があった製品を対象製品に選定し、モデル設備として被覆材ゴム混練機・押出機・架橋用電子線照射機・引張試験機を選定、検討を行ってきた。モデル設備において、センサーデータの保存、引張試験結果のデジタル化、収集データの可視化、上位システムとの連携等の必要性から、当社茨城工場データセンターにデータ分析基盤となるMESプラットフォームを構築した。プラットフォームの構築により、収集したデータはAIによる多変量解析等ができるようになった。

一方、センサー等で収集可能なデータとは別に、製造装置内部における樹脂の「流速」「せん断速度」「ひずみ」といった実測困難なデータも存在する。これらは、これまでCAE技術を活用して可視化¹⁾してきたが、理想的な特定条件下での計算値であり、気温や湿度、製造装置の経年劣化などの日々変化する外的因子が考慮されていないといった問題があった。また、ケーブルの引張強さや伸びといったデータは、ケーブル両端の測定結果で

検査・管理されており、ケーブル両端の間の変動が考慮されていない、という問題もあった。

本報告では、新しく構築したMESプラットフォームを紹介するとともに、被覆材の引張試験特性(引張強さ、伸び)を例に、このプラットフォームで生成したデータを利用して、品質向上を図る検討について報告する。また、MESプラットフォームで生成したデータにAI解析を実施して、ケーブル全長における品質(引張強さ、伸び)を予測する検討についても報告する。

2. MESを活用した品質課題改善のしくみとIoTネットワーク、MESプラットフォーム

ここではMESを活用した品質課題改善のしくみとIoTネットワークおよびMESに構築したプラットフォームについて説明する。

2.1 MESを活用した品質課題改善のしくみ

MESは一般的に11の機能(生産資源の配分と監視・文書管理・スケジュールリング・製造指示・作業管理・工程管理・データ収集・製品の追跡・実績分析・品質管理・保守管理)から構成される²⁾。本プロジェクトでは工程管理・データ収集・製品の追跡・実績分析・品質管理・保守管理の6機能を重点的に進めてきた。これら6機能のしくみから得たデータを中心に品質課題解決に向けたMES活用のしくみ(図1)を考案した。このし

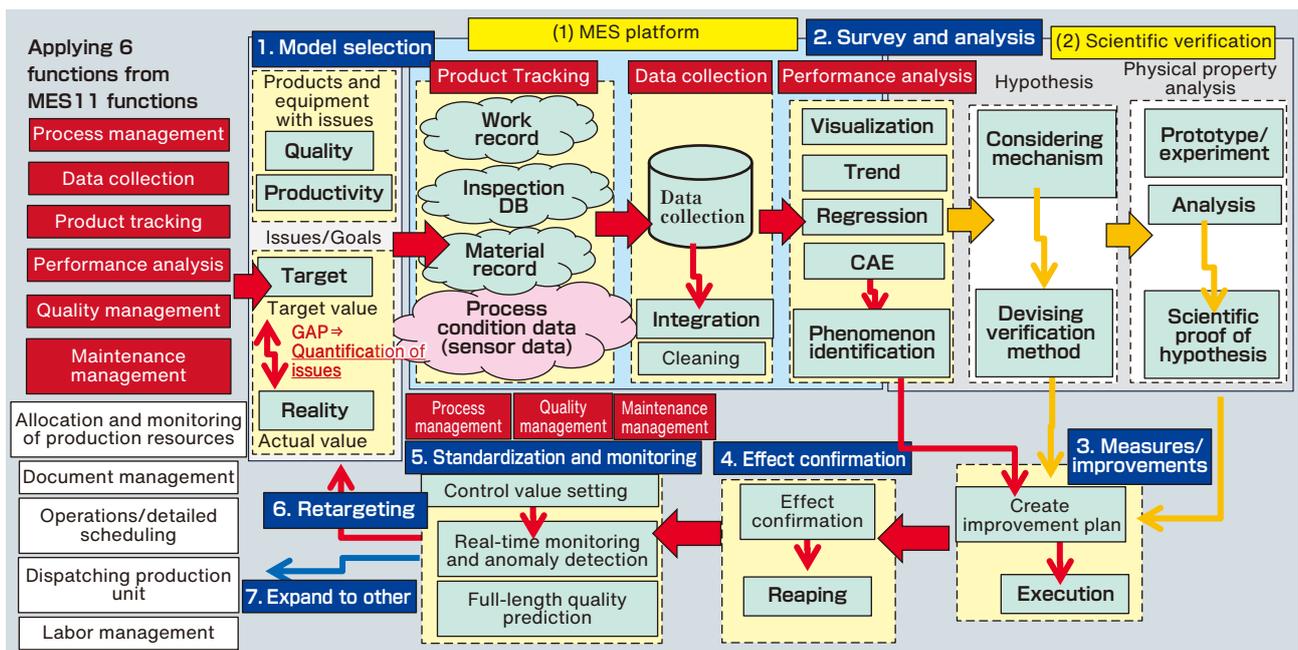


図1 MESを活用した品質課題解決のしくみ

Fig.1 Method for addressing quality issues using MES

くみはQC改善ストーリーをベースとして「モデルの選定」(Model selection),「現状把握・分析」(Survey and Analysis),「対策・改善」(Measurements/improvements),「効果検証」(Effect confirmation),「標準化とモニタリング」(Standardization and monitoring),「目標再設定」(Retargeting),「別のモデルへの展開」(Expand to other)から構成され,本報告事例でもこのストーリーに基づき活動を展開した。

2.2 IoTネットワーク

MES活用のしくみ構築にあたり「製品の追跡」「デー

タ収集」のベースとなるIoTネットワークについて説明する。当社のネットワークセグメントは大きく「OA系」「FA系」「FOA系」の3つに分類される。それぞれの定義と対象となるIT機器は表1の通りとなる。

当社工場のデータ通信は,有線LAN(Local Area Network)を使用したイーサネット通信が中心である。製造設備のセンサーデータは,主にデータロガーやPLC(Programmable Logic Controller)を利用して収集している。当初は,図2(a)で示すようにこれらデータ収集用デバイスから,USBメモリなどのメディアを使って人手でデータ回収をしていた。また,材料の入出庫・

表1 当社のネットワークセグメントの定義

Table 1 Our network policy

Segment	Policy	Examples of equipment
OA	Business systems	General PCs and printers, file server, business server, etc.
FA	IT equipment that handles data directly related to manufacturing	Manufacturing equipment such as sensors and PLCs Install server equipment to collect data
FOA	Control equipment for manufacturing equipment, etc.	Installation of PCs, servers, etc. for data linkage with the host system

Security is improved by partitioning the LAN and controlling communication with business systems using F/W.

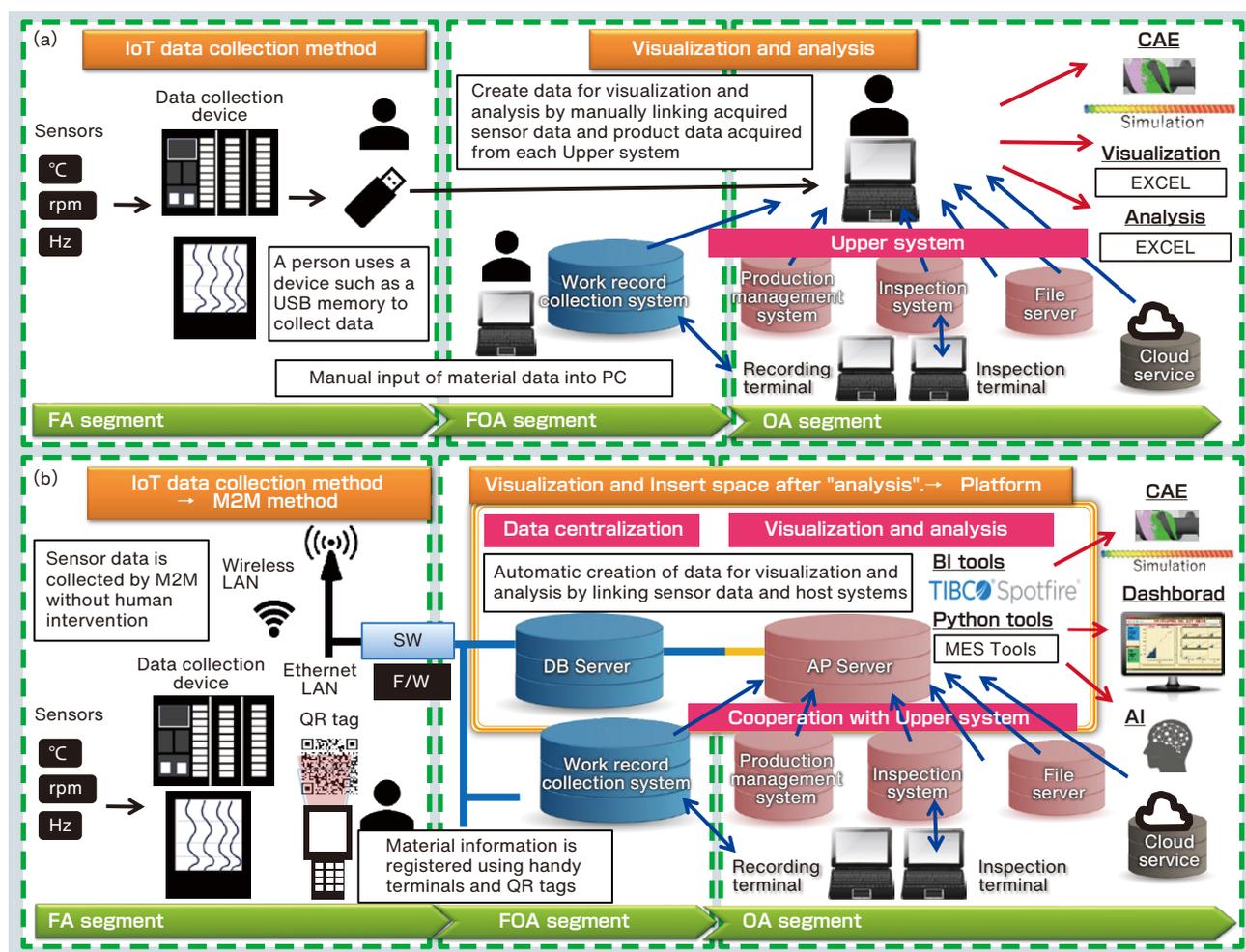


図2 ネットワーク構成 (a) MES プラットフォーム適用前 (b) MES プラットフォーム適用後

Fig.2 Network system overview (a) before applying MES platform, (b) after applying MES platform

使用記録もPC端末への手入力で行っていた。2017年以降、MES活用のしくみ構築に合わせて、国際通信規格IEEE802.11に準拠した2.4 GHz帯および5 GHz帯の無線LANアクセスポイントを工場建屋全体に配置した。図2(b)で示すように、データ収集用デバイスやハンディターミナルが無線接続されることで、各種データは人手を介さずM2M(Machine to Machine)通信で、常時回収・入力される環境を構築した。

2.3 MESプラットフォーム

ここではMES活用のしくみ構築にあたり「実績分析」のベースとなるMESプラットフォームについて説明する。

MESプラットフォームは、図2(b)の「上位システム」「DBサーバー」「APサーバー(アプリケーションサーバー)」の3つから構成される。「上位システム」は、当社で利用している生産計画・実績収集、および検査システムやクラウドサービスに該当する。「DBサーバー」は、①M2Mデータ通信でFA系機器から収集したデータと、②解析に使用するデータの両者のストレージとして使用する。「DBサーバー」は、FA系とOA系双方と接続する必要があるため、FOA系のネットワークセグメントで構築している。「APサーバー」は、データ作成・可視化・解析用サービスを提供しており、データ作成ツールである「MESツール」と、可視化・解析ツールである、「BI(Business Intelligence)ツール」の2つから構成される。

「MESツール」は、センサーログデータの取得・実績収集システムデータ等、上位システムとの連携・データクレンジング・統計的データへの加工・DBテーブルへの保存を同時に行うことができるツールであり、Python®*1でコーディングされたプログラムである。ケーブル製品は少量多品種で段取切替も多く、製造条件も複雑であるため、センサーログを品種・製造ロット単位で紐づけることが困難であり、解析精度が低くなる要因となっていた。「MESツール」によって、品種や製造ロット単位での紐づけが可能となり解析精度を高めることができた。

「BIツール」は、データを分析・可視化し、ビジネスにおける意思決定に活用するツールである。Cloud Software Group社の「TIBCO Spotfire®」*2を利用し、可視化・解析機能に加え、WEBサービスを利用した

ダッシュボードでのデータ共有を可能にした。現在、工場内で生産量実績と製造リードタイム実績を大型モニターに映し、生産進捗の常時把握に活用している。特に製造リードタイムに関しては、傾向の可視化だけでなく、異常値やボトルネックの抽出等要因の深掘り解析が容易になり、より早い改善アクションが可能となった。また、後述のケーブル全長品質の予測ツールとしても活用している。



図3 生産量・製造リードタイム 実績管理用ダッシュボード
Fig.3 Production "volume /" lead time performance management dashboard

3. ケーブル製造におけるCAE技術とIoT/AI技術の融合

3.1 ケーブル製造におけるCAE解析技術

MESプラットフォームの構築によって、ケーブル製造におけるセンサーログのデータ収集、DBサーバーへの自動入力を可能にした。本章では実際のセンサーログデータの活用方法についてCAE解析という視点から説明する。

一般に、ケーブルを製造する過程には、ケーブル被覆材料の混練工程、押出工程、架橋工程といった複数の工程が存在する。ケーブル製造の各工程では、材料の温度や樹脂圧力、押出スクリュウの回転数といった値は実測することが可能であり、これまでも製造時の値の変動を常時ロギングして確認している。しかし、混練や押出といった工程で重要なパラメータである、装置内での樹脂の「流速」「せん断速度」「ひずみ」といった値は実測が困難であり、また測定可能な温度や樹脂圧力においても測定箇所付近での値でしかなく、押出機内の「平均材料温度」や「最大樹脂圧力」といった値は不明である。そのため、状況を「可視化」するには数値シミュレーション技術(CAE)が必須となる。これまで当社では各工程に

*1 Pythonは、Python Software Foundationの登録商標です。
*2 Cloud Software Group社製セルフサービス型データ分析・可視化BIツール。データの前処理・解析・可視化・共有化が可能。導入・運用・保守サービスは株式会社日立ハイテク。TIBCO Spotfireは、Cloud Software Group, Inc.の登録商標または商標です。

においてさまざまなCAEを駆使することで、製造条件の適正化、新製品の開発を図ってきた¹⁾。図4は当社電線製造部におけるCAE技術の主な解析範囲である。

ここでは押出工程におけるCAEの活用技術について述べる。押出工程では単軸スクリー推し機を使用して、樹脂やゴムを芯線周囲に被覆している。図5は押出工程の概略図を示している。ホッパーより投入されたペレット状のケーブル被覆材料は、スクリー回転によって搬送、脱泡、熔融されて樹脂流れとなり、クロスヘッド内部で周方向に均等配分された後に走行している芯線周囲に被覆される。押出工程で制御するパラメータは、

主として押出スクリー回転数やシリンダ、クロスヘッドの温度、ケーブルのラインスピードがある。これらパラメータを制御することで規定外径のケーブルを製造する。

シリンダでは加熱によって材料を熔融させるが、ゴム材料など、熔融時に高粘度な流体となる材料は、せん断応力によって材料自体が自己発熱する。この発熱によって局部的に過剰な加硫反応が進行してゴム表面が荒れる、いわゆるゴム焼けと呼ばれる不良が発生する。そのため、シリンダの冷却効率を向上するとともに押出温度の適正化を図る必要がある。

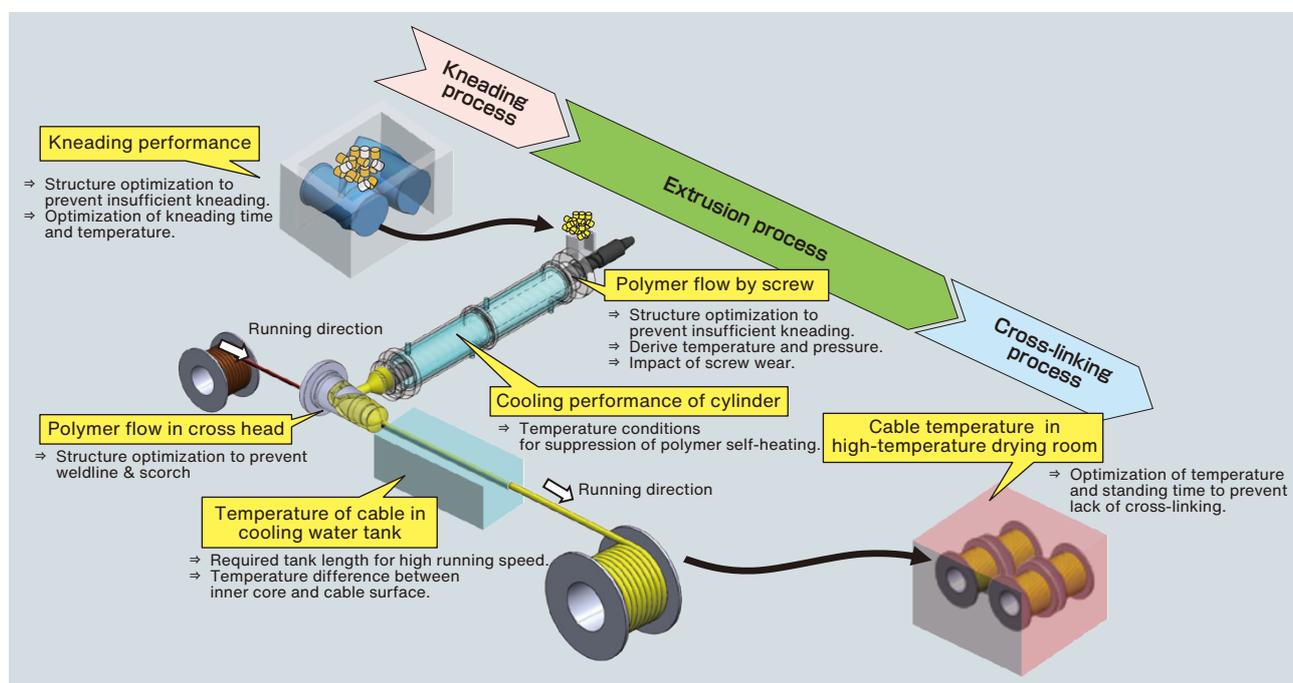


図4 電線製造部で取り扱っている CAE 技術の例

Fig.4 Example of CAE technologies in electric wire and cable production department

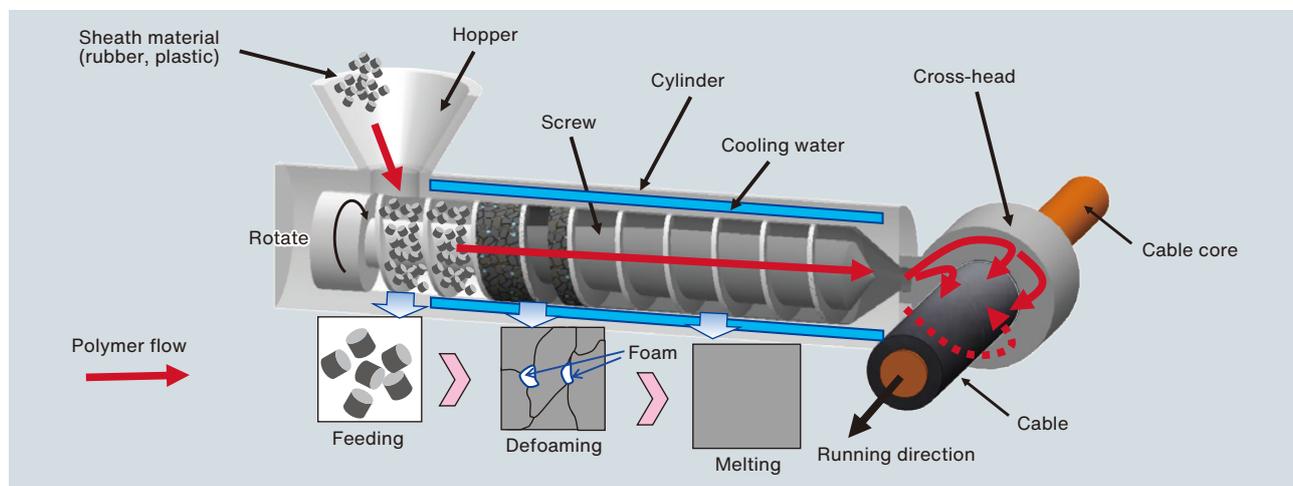


図5 ケーブル押出工程の概略

Fig.5 Schematic diagram of cable extrusion process

図6はCAEによるシリンダの冷却効率および押出機内材料温度を検討した例である。シリンダ内を流れる冷却水の熱流体シミュレーションを行い、実測困難である熱伝達係数を算出して冷却効率の向上を図った。また、押出機内樹脂流動解析を行うことで、温度測定箇所付近だけではなく押出機内全体の樹脂温度や最大樹脂温度を算出し、過剰発熱がないか確認した。その結果、シリンダ冷却構造や設定温度を適正化することでゴム焼けを抑制し、良好なケーブルを作製可能にした。

3.2 IoT(製造センサーログデータ)とCAE活用技術

従来の樹脂押出CAE技術は主として押出スクリーやクロスヘッドの構造適正化、あるいはスクリー回転数やシリンダ温度の条件適正化のために使われてきた。技術者がいくつかの製造条件でシミュレーションを行い、所望の結果が得られる条件については、実際に試作、確認を行い、製品の製造条件としてきた(図7)。

しかし、CAEにより導出した製造条件は、設定した解析条件下における限定的な最適化となってしまふ。そのため、設備の経年劣化や押出材料のロット間バラつき、気温や湿度の日々の変化といった外的要因を考慮すると、常に最適な条件であるとは言い難い。一例として絶縁ケーブルでは出荷時にケーブル端末の引張試験特性検査(引張強さ、伸び)をしているが、当初は導出した製造条件で良好な特性を満足していたにもかかわらず、経年とともに規格値割れを起こすことが度々みられるようになった。

そこで、従来のCAE技術の利用に加えて、新たに構築したMESプラットフォームを利用した製造条件の導出方法について検討した。MESとしてのIoT技術とCAE技術を組み合わせた方法を以下①～⑤と図8で示す。

- ① 「MESプラットフォーム」を利用して、センサーのロギングデータを収集する。
- ② 「MESツール」で、センサーのロギングデータと製

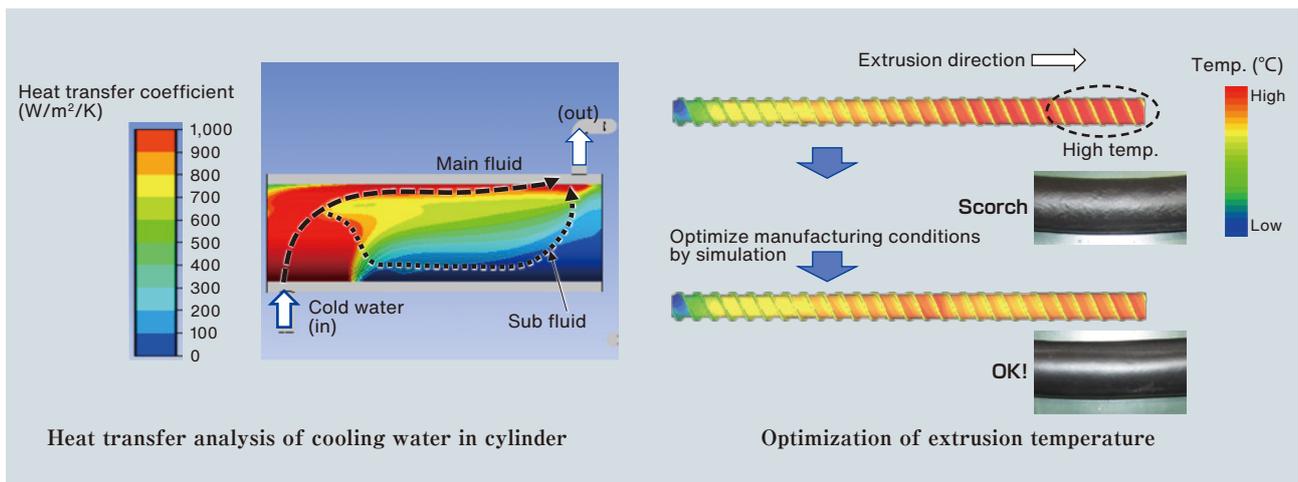


図6 押出工程での CAE 解析技術例

Fig.6 Example of CAE technologies in cable extrusion process.

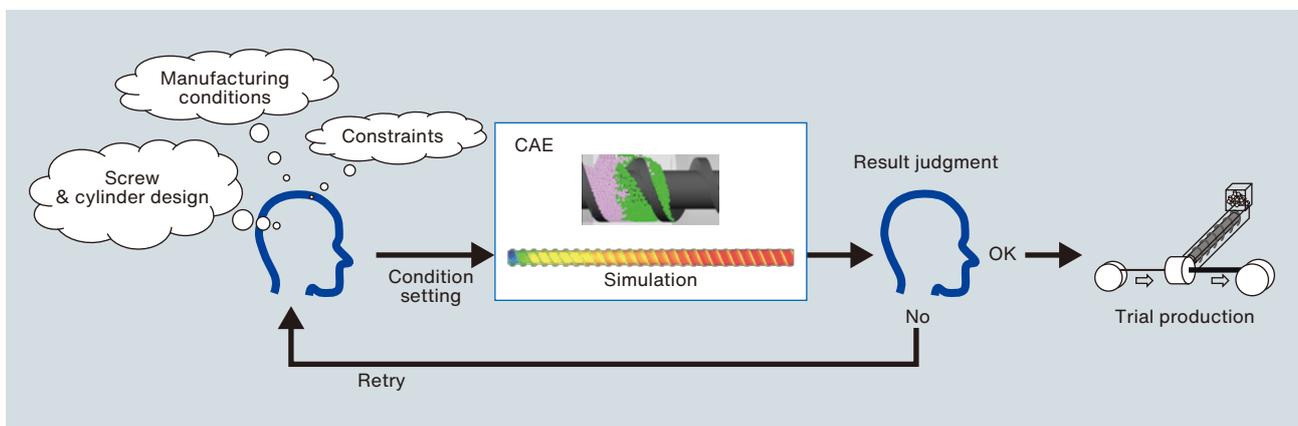


図7 従来の押出 CAE 技術の考え方

Fig.7 Conventional way of thinking about CAE technology

品ロットNoを紐づけする。紐づけした製品ロットNoごとに各パラメータの平均値を求めて特徴量とする。求めた特徴量は「DBサーバー」の解析データに格納する。[センサーログデータ: スクリュー回転数, シリンダ温度, ヘッド温度, ラインスピード, スクリュー先端樹脂圧力, 等]

- ③ 求めた平均値をシミュレーションソフトに入力, 導出されたシミュレーション結果を追加特徴量として, 「DBサーバー」の解析データに格納する。(シミュレーションデータ: 材料せん断応力, 押出機内滞留時間, 押出機内材料平均温度, 最大樹脂圧力, トルク, 等)
- ④ 各製品ロットNo.の引張試験特性(引張強さ, 伸び)を解析データにマージする。
- ⑤ 各パラメータ平均値である特徴量とシミュレーションで導出した追加特徴量を説明変数, 引張試験特性を目的変数として多変量解析を実施, 引張強さや伸びと相関のある特徴量を特定する。

実際に, 絶縁ケーブルの引張試験特性検査に適用した例を図9~11に示す。引張強さと引張伸びのトレンドを図9(1)に示す。同図中のAに示すように過去CAEで導出した旧条件では明らかに伸びの特性が劣化していることが分かる。

そこで, 過去の製造ロギングデータすべてにおいて①~⑤を実施し, 「材料せん断応力」「押出機内滞留時間」などの追加特徴量を導出し, 多変量解析を行った。引張伸びと相関のある特徴量を検討した結果, 押出機内の滞留時間と引張伸びの相関が見られた(図10)。また, 滞留時間はスクリュー回転数と相関があった(図11)。これらの結果からスクリュー回転数を増加させて押出機内滞留時間を短くすれば伸びを増加させることが示唆された。

スクリュー回転数を増加させた条件で押し出した結果が図9(2)である。引張伸びの平均を従来よりも10%向上し, 品質改善を実現した。

また, 滞留時間が増加した原因としてスクリューの経年劣化が考えられる。スクリューの径が大きい場所(フライト山部)が摩耗すると, 搬送力が弱まって滞留時間の増加やせん断応力の低下(図12)による材料の練り不足につながるためである。そこでスクリューを更新し, 押出条件を適正化したところ, 図9(3)の通り引張強さの平均も従来よりも14%改善することができた。

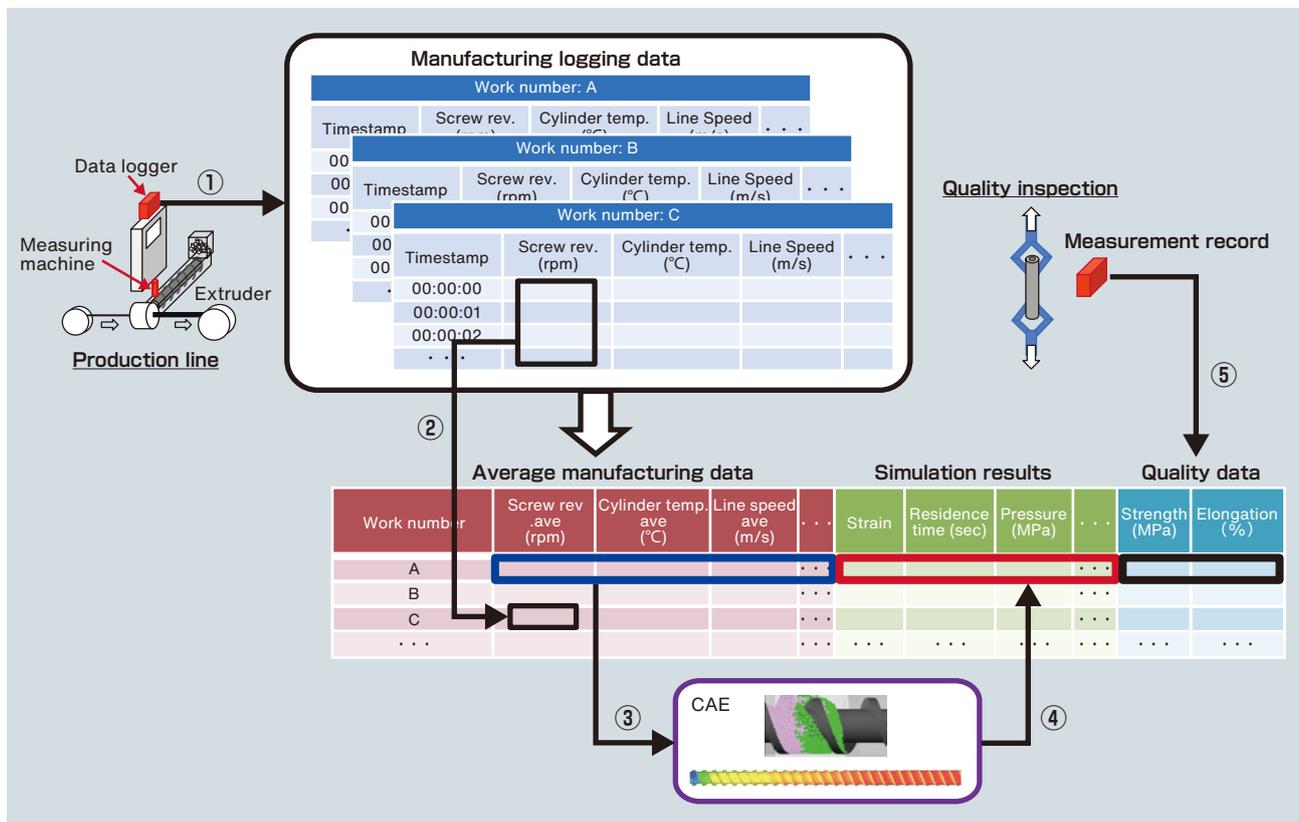


図8 IoT技術とCAE技術の組み合わせ

Fig.8 Fusion of IoT technology and CAE technology

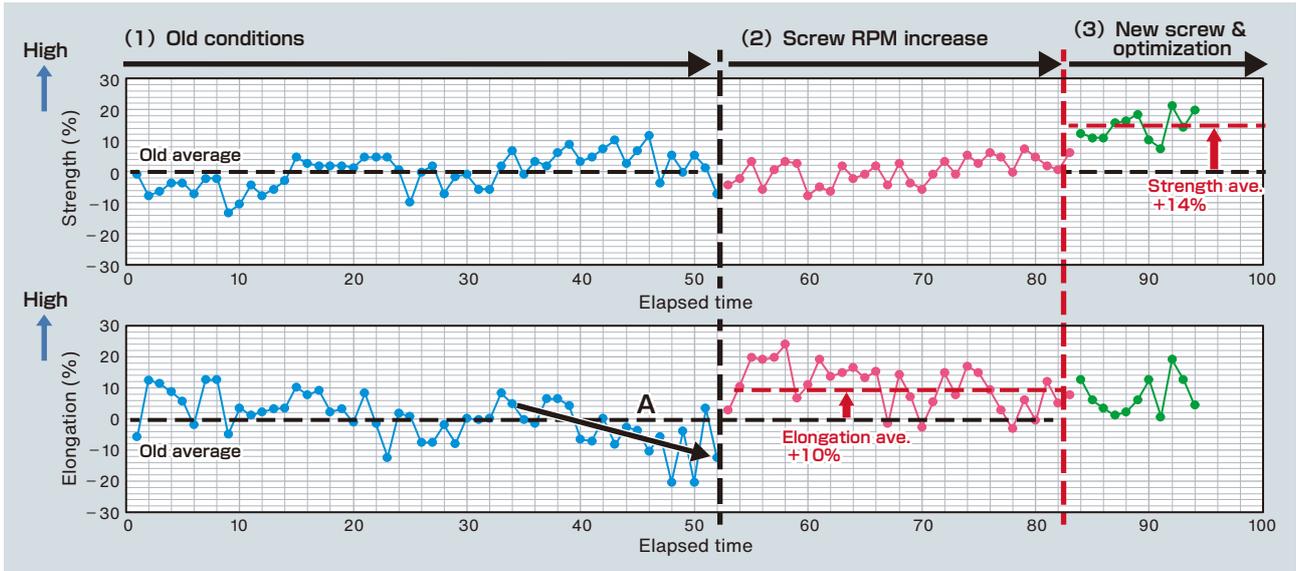


図9 引張強さ、伸びのトレンド
Fig.9 Strength and elongation trends

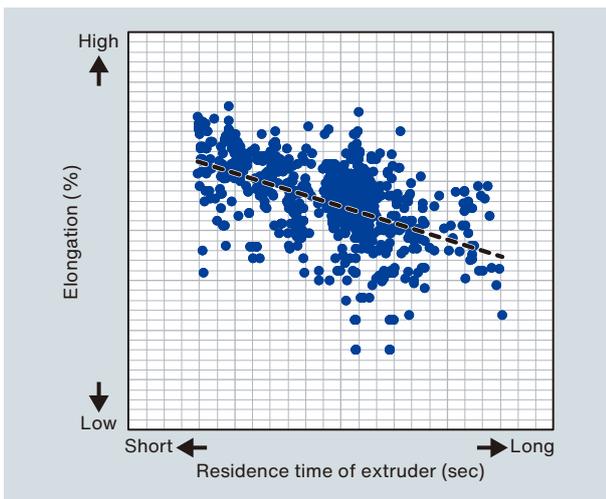


図10 押出機内滞留時間と伸びの相関
Fig.10 Residential time in extruder vs elongation

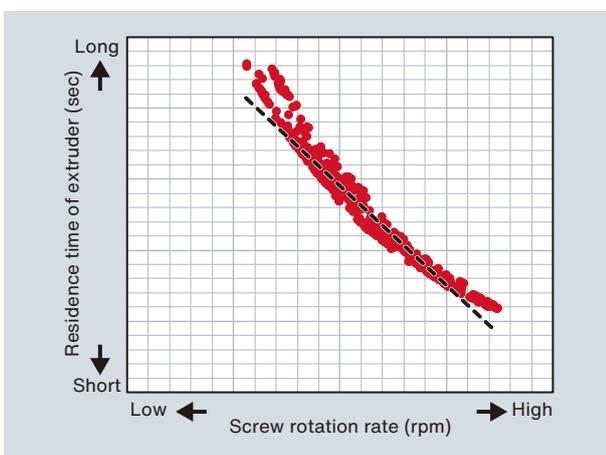


図11 スクリュー回転数と押出機内滞留時間
Fig.11 Screw rotation rate vs. residence time in extruder

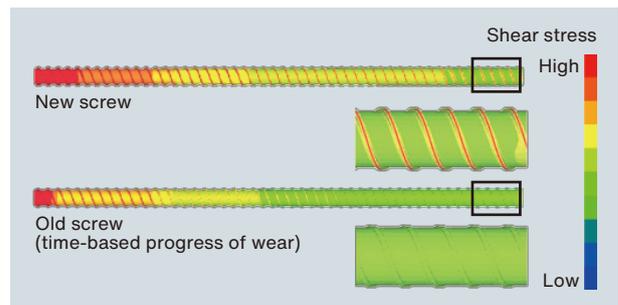


図12 スクリュー摩耗によるせん断応力低下
Fig.12 Decrease in shear stress by screw wear.

4. AI活用によるケーブル全長品質予測技術

4.1 ケーブル全長品質予測の考え方

3章では製造トレンドデータの各条件とIoT技術、CAE技術を融合させることで品質向上を図った。一方、測定した品質は端末に限ったものであり、ケーブル全長において同様の品質を保証しているものではない。一般にケーブルのような長尺品では外径や静電容量といった製造中の全時刻で実測できる特徴量でしか全長を保証できない。

そこでAI機械学習を用いて、これまでは端末でしか保証できなかった引張強さや伸びのケーブル全長における品質を予測し保証するための技術を検討した(図13)。

4.2 ケーブル全長品質予測技術

3章で実施したCAE解析結果を追加特徴量としてみなす手法を応用し、センサーログデータから一定間隔ごとに抽出した値を解析条件としてシミュレーションを行い、連続的な説明変数として扱うことを考案した。さらにセンサーログデータとシミュレーションデータ、AI機械学習を用いて全長予測技術を実現する。全長品質予測に向けた具体的なステップを図14に示す。

ステップ1: 実測可能なセンサーログデータ(スクリュー回転数, 樹脂圧力, シリンダ温度, 等)から一定時間を抽出し連続解析を実施する。

ステップ2: シミュレーションにより算出したデータ(押出機内の材料せん断応力, 滞留時間, 平均材料温度, 等)とセンサーログデータを用いて品質に寄与する特徴量をAIで抽出する。

ステップ3: 品質と相関のあるモデルを作成し, 実測値と予測値を比較する。

ステップ4: モデルが妥当である場合, 全製造時間で品質を予測する。全製造時間で品質の規格を満足していれば, 全長品質予測が可能である。

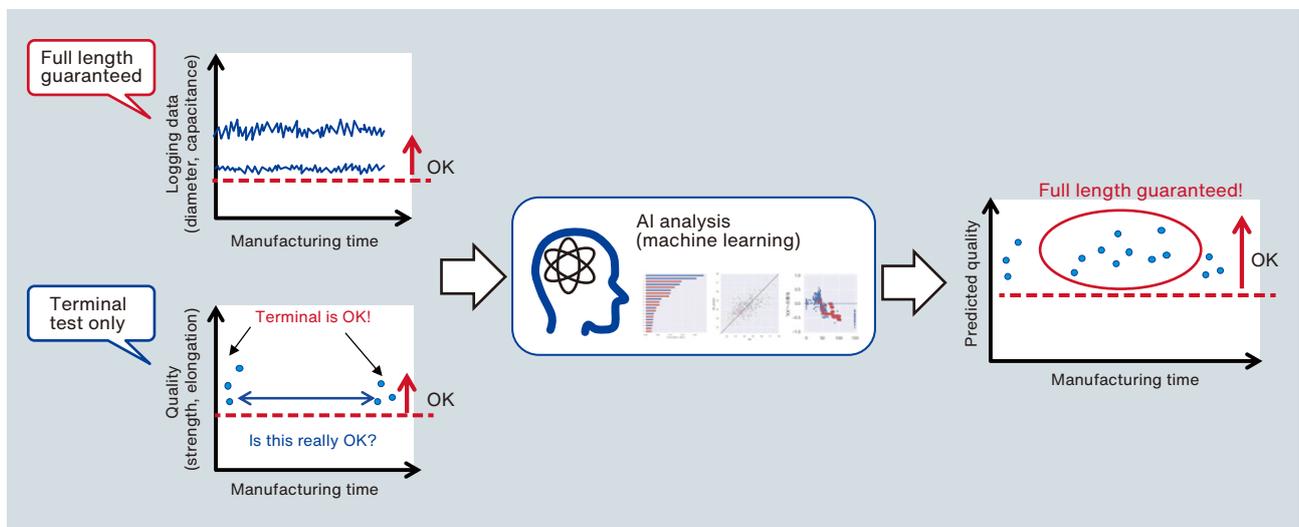


図13 全長品質予測の考え方

Fig.13 Concept of full-length quality prediction

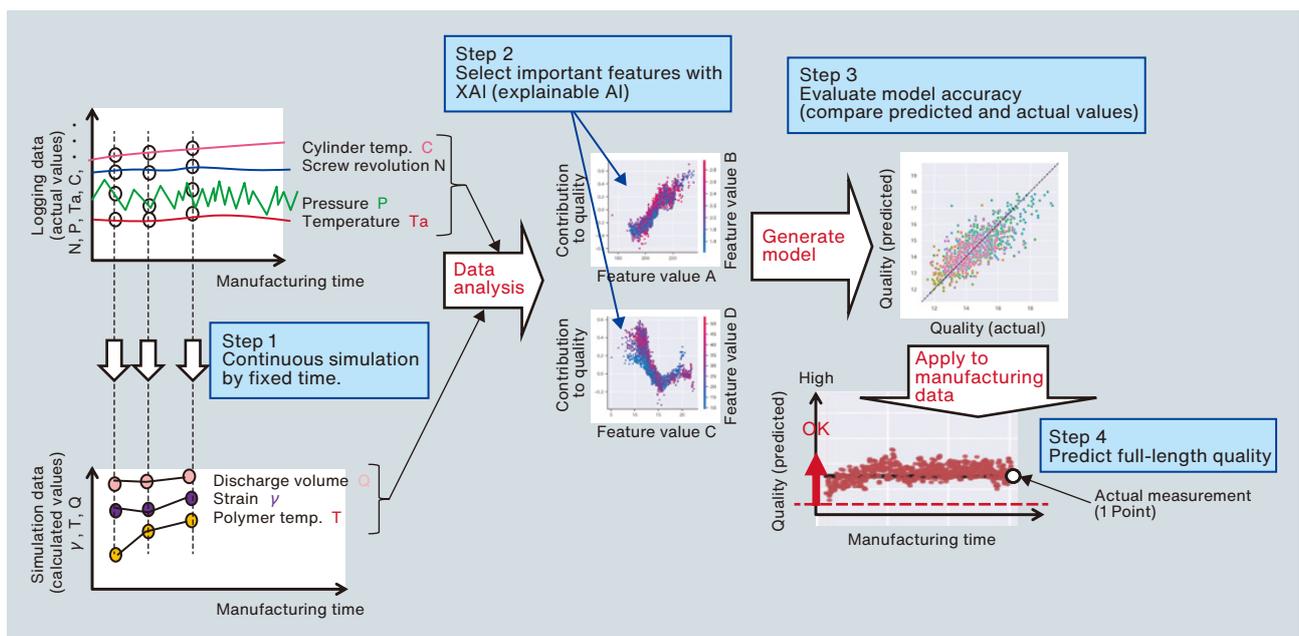


図14 全長品質予測の流れ

Fig.14 Process flow for full-length quality prediction

図15は実際にステップ1を行った結果である。実際の製品採取時前の段取り時間から計算を行っているが、解析結果は製品採取時の変化をしっかりと表現できており妥当といえる。

図16は日立製作所の解析支援により開発したAI分析ツール(SHAP AI)を用いて、引張強さ、伸びそれぞれ

に影響を与える要因を抽出したステップ2の例である。横軸が各特微量の値、縦軸が寄与度を示している。

3.2項で説明した通り、伸びはスクリー回転数が大きい(=滞留時間が短い)ほど高くなる傾向があることが分かる。また樹脂圧力やモーター駆動力といった単独で寄与が高い特微量もあれば、回転数をトルクで割った

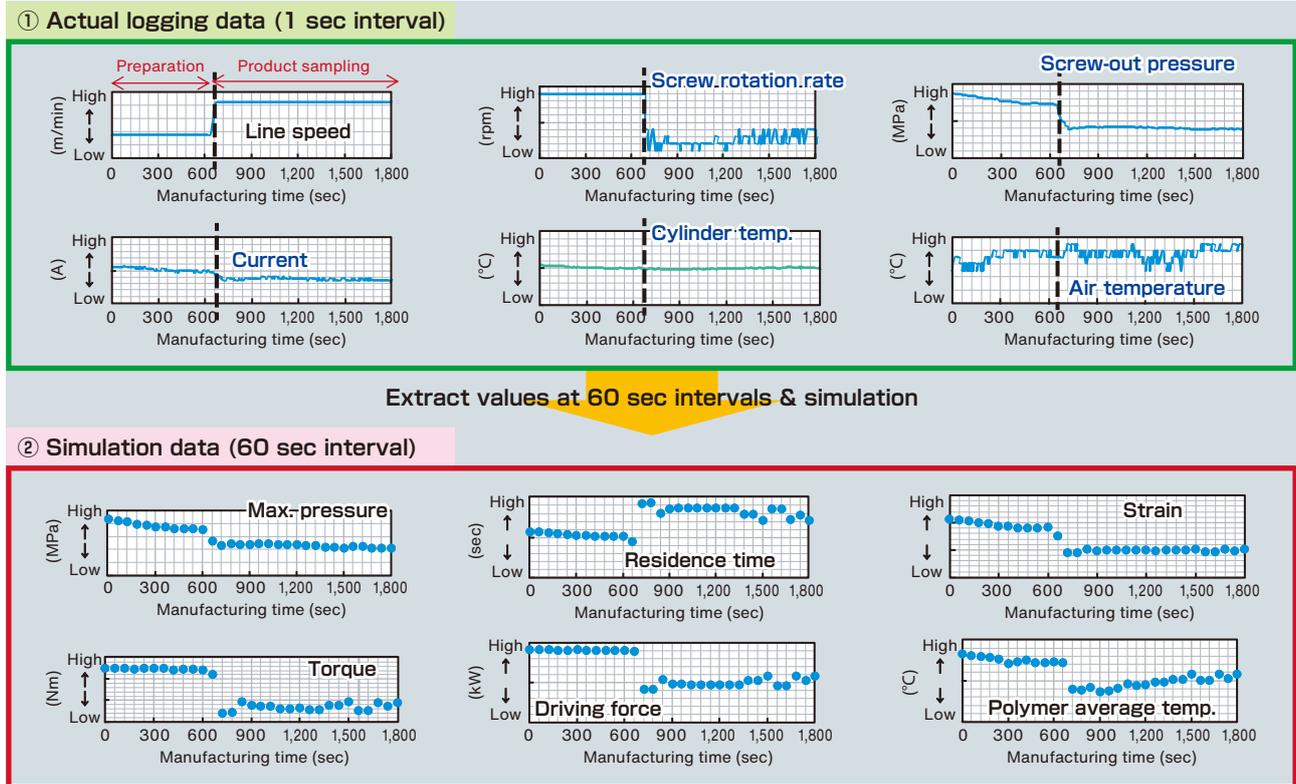


図15 連続解析によるシミュレーション値導出
Fig.15 Derivation of CAE data by continuous analysis

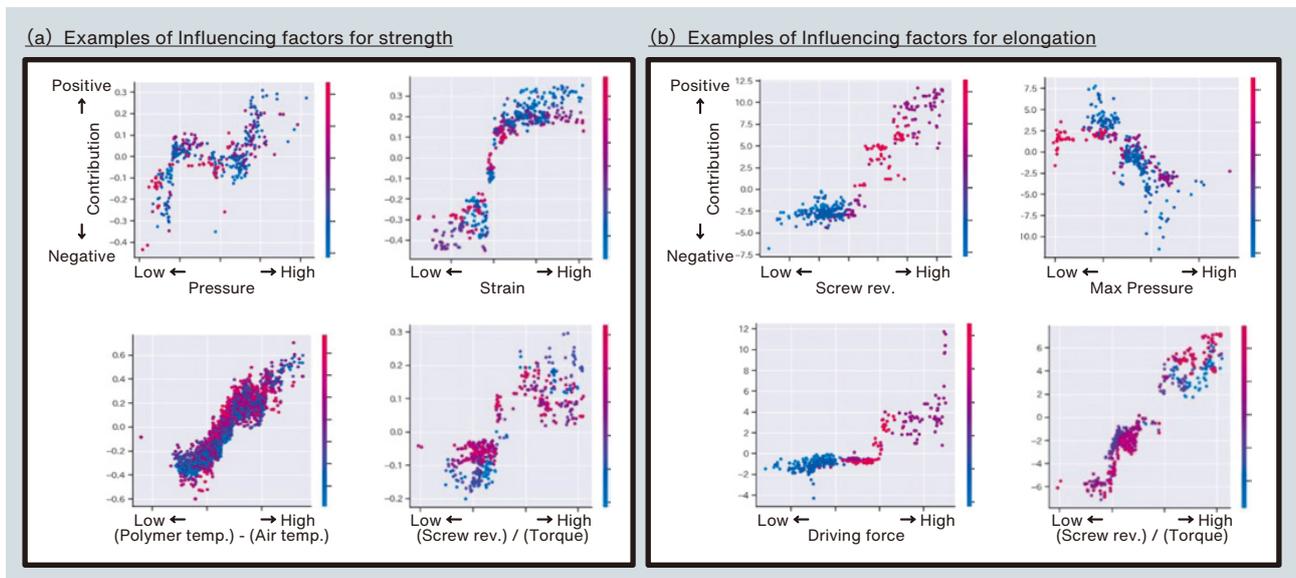


図16 引張強さ伸びに寄与する特微量導出 (a) 引張強さ (b) 伸び
Fig.16 Important factors contributing to (a) strength, (b) elongation

値、樹脂温度と気温の差といった複数の特徴量の四則演算で寄与が高くなる特徴量があることも分かる。

図17は同AI分析ツールを用いて学習モデルを作成し、引張強さと伸びの予測値と実測値を比較した結果である。引張強さ、伸びの予測値と実測値のずれ(決定係数 R^2)は0.79, 0.88程度となった。概ね学習したデータで引張り強度と伸びの値を予測することが可能といえる。

図17で作成したモデルをとある製造ケーブルの全長に適用した結果が図18である。同図に示す通り、従来は端末でしか測定できなかった品質が全長にわたって予想できるようになった。

最後に今回作成した全長品質予測ツールをBIツール(Spotfire)に組み込み、現場モニターで表示させた結果を図19に示す。同図左にはこれまでに作製した全ケーブルの引張強さ(横軸)と伸び(縦軸)を散布図で表

示しており、作製したケーブルの製品ロットNoをクリックして選択するとそのケーブルの全長の引張強さと伸びの予測値が表示され、現場作業者が異常の有無を確認

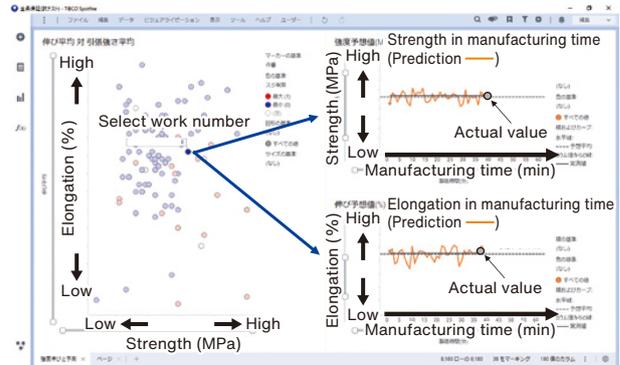


図19 ツールによる引張強さと伸びの予測値表示

Fig.19 BI Tool presenting prediction results for strength and elongation

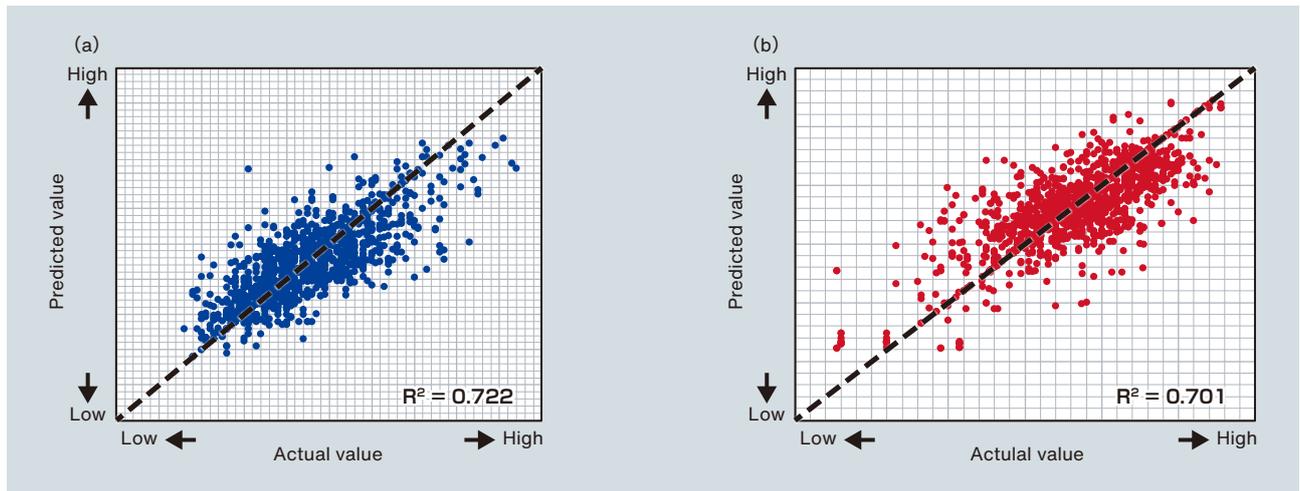


図17 実測値と予測値の比較 (a) 引張強さ (b) 伸び

Fig.17 Comparison of predicted and actual values (a) strength, (b) elongation

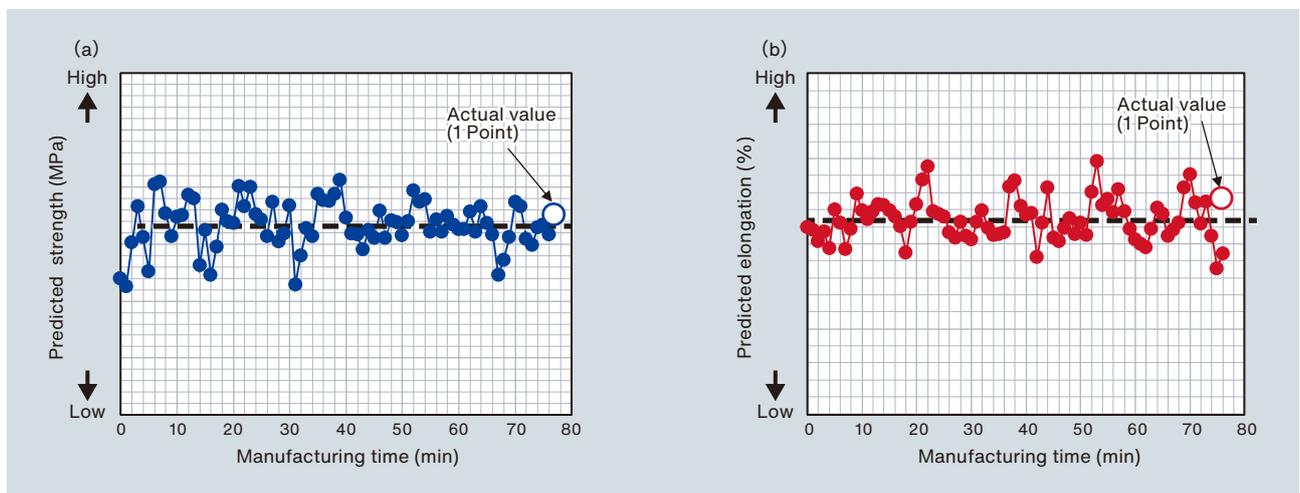


図18 製造全時刻における引張強さと伸びの変化予想 (a) 引張強さ, (b) 伸び

Fig.18 Prediction results for all periods (full-length) in manufacturing time: (a) strength, (b) elongation

認できるようにした。今後は本ツールを他の押出設備にも展開していき、従来は端末検査でしか確認できなかった品質を全長で確認できるようにしていきたい。

5. 結言

新しくMESプラットフォームを構築し、ケーブル被覆材の品質(引張強さ、伸び)を例に、プラットフォームで生成したデータとCAEによる解析結果を利用して、品質向上を図る検討をおこなった。その結果、品質が改善し、工程能力向上に寄与することができた。また、MESプラットフォームで生成したデータにAI解析を実施して、ケーブル全長における品質(引張強さ、伸び)を予測する検討をおこなった。その結果、全長の品質の予測と異常検知が可能となった。

現在、MESプラットフォームは当社ケーブル製造部門での共通化を進めており、モデルの絶縁ケーブルだけでなく他部門での利用も開始している。将来的には工場全体をカバーするような拡張を進める予定である。IoT、AI、CAEの融合によるケーブル全長の品質予測技術は、リアル空間(IoT)の情報を利用して、サイバー空間(CAE、AI)に仮想的なケーブルを再現する「デジタルツイン」技術とも言える。ケーブルのような長尺製品では、引張試験のような破壊検査は製品の端末でしか実施できないため、製品全長での品質予測だけでなく、生産ラインの異常検知にも有効である。当社では、ケーブル以外にも長尺製品が多くラインナップされているため、このデジタルツイン技術を応用し、他製品への展開も計っていきたい。

6. 謝辞

本検討においては、MESプロジェクト開始当初から、株式会社日立製作所殿にMESプラットフォーム開発、解析支援に多大な協力をいただいた。その中でも解析用データを作成しデータベース化する「MESツール」、AI分析ツールである「SHAP AI」は、本検討の課題解決に大きく貢献した。株式会社日立製作所殿の協力に感謝の意を表す。

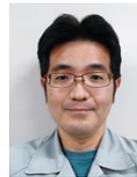
引用文献

- 1) 日立金属技報 vol.36(2020), pp.42-47.
- 2) MES生産実行システム基礎講座 株式会社ヒュージョンテック(2018)pp.25-40.
(参考サイト2023/9時点)

<https://www.quest9.sakura.ne.jp/quest/lib/execute.php?media=%E7%94%9F%E7%94%A3%E7%AE%A1%E7%90%86%E3%83%86%E3%82%AD%E3%82%B9%E3%83%88.pdf>



東谷 雅春
Masaharu Toya
株式会社プロテリアル
電線事業部



児玉 壮平
Sohei Kodama
株式会社プロテリアル
電線事業部