技術解説

成形良品条件自動フィードバックシステムの開発

Development of Automatic Feedback System of Production Conditions for Non-defective Molding

Takuya Hatakeyama

Hiroki Koike

Akiko Ito

Yuki Oura

*1 自動車事業部 生産技術部 *2 ITデジタル推進本部 DX推進部

要旨

当社長草工場で生産する自動車に取り付けられる部品のひとつにバンパーがあり、同工場の成形工程で生産されている。その生産設備である射出成形機や金型には圧力や温度等、多種多様な複数のセンサが設置されており、これらのセンサ実測値をもとに、数百個の制御パラメータの中から調整すべきパラメータを見つけ出し、その時々の工程環境に最適な値にすることでバンパー品質を維持管理している。しかしながら製品の高機能・高品質化や生産設備の複雑・高度化によって、人の経験や勘に依存した管理が難しくなってきている。今回、センサ実測値をもとに最適な制御パラメータ設定値(良品条件)を予測するAIと、予測した良品条件を設備に自動でフィードバックする品質管理システムの開発に取り組んだ。

キーワード:射出成形、AI、IoT、自律制御、品質管理

Abstract

Bumper is one of the parts attached to automobiles produced at our Nagakusa factory, and are produced in the molding factory. The injection molding machine and mold, which are bumper production facility, are equipped with a wide variety of sensors such as pressure and temperature. Based on the measured values of these sensors, the control parameters of production facility to be adjusted are found from hundreds of the parameters, and the bumper quality is maintained and managed by making the optimal values for the production environment at that time. However, due to the high functionality and quality of products and the complexity and sophistication of production equipment, it is becoming difficult to manage products that depend on human expertise and intuition.

This time, we worked on the development of an AI that optimal control parameter settings, production conditions for non-defective, based on the measured values of many sensors, and a quality control system that automatically feeds back the predicted production conditions for non-defective to the equipment.

Keywords: Injection molding, AI, IoT, Autonomous control, Quality control

1 はじめに

近年、製造現場のものづくりは製品の高機能・高品質化や生産設備の複雑・高度化によって工程で管理すべきデータ量が増加し、従来のような人の経験や勘に依存した管理が難しくなってきている。このような背景から、大量のデータを高速かつ正確に処理できるAIの活用が生産現場においても強く期待されており、当社でもAI技術を活用した品質向上に貢献する新生産技術開発に取り組んできた。今回、自動車用バンパーを生産する成形工程において、収集したデータをもとにバンパー成形の良品条件を予測するAIと、予測した良品条件を設備に自動でフィードバックする品質管理システム(図1)の開発を行ったので紹介する。

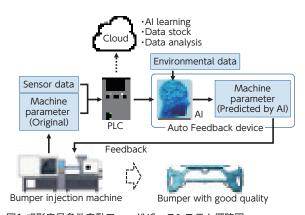


図1 成形良品条件自動フィードバックシステム概略図 Fig.1 Schematic of automatic feedback system

2 バンパー成形の良品条件と課題

バンパーの生産工法である射出成形の概要を図2に示す。射出成形では約200℃の高温の溶融樹脂を高圧・高速で金型内に射出充填し、冷却固化してバンパー形状を成形する。品質の良いバンパーをつくるためには、複数の射出成形パラメータを駆使して射出成形機を最適に制御することが必要である。このとき制御するパラメータとその最適値が成形良品条件である。

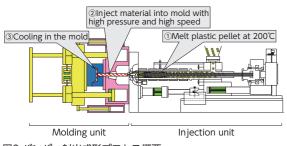


図2 バンパー射出成形プロセス概要 Fig.2 Bumper injection molding process

成形工程では過去から継続して良品条件の確立 に取り組んできた。初期は知見者のカンコツによ り決定していたが、SQC手法やビッグデータ分析 を活用した良品条件算出が可能となり、バンパー 品質は従来から飛躍的に向上した。しかしながら、 確立した良品条件(固定の制御パラメータ設定値) で生産していても現場で日々生じる様々な環境変 化により、年間を通して見ると品質はばらついて おり、安定して良品をつくり続けるには至ってい ない。これを実現するためには、その時々の環境変 化に応じて制御パラメータを最適に調整する必要 があるが、高温・高圧・高速下で行われる複雑な射 出成形現象を正確に捉え、不良品が発生する前に 良品条件を導き出すことは人の能力だけでは困難 な域に達している。

3 開発のねらい

本取組みでは、工程環境や設備のデータから変 化を察知し、その変化に応じてAIが成形機の最適 な制御パラメータ設定値を算出して成形機に自動 フィードバックすることで、良品バンパーをつく り続けられるシステムの構築を目指す。

以下が本開発で取り組んだ主な内容である。

- 1) IoTネットワークの構築
- (1)品質影響する全データの収集・蓄積 (2) センサ実測値サンプリングの高速化
- 2) パラメータ最適値予測AIの構築
 - (1) ホワイトボックスなアルゴリズムの決定
- (2) AI予測精度の向上
- 3) システム構築
- (1) AIの実装

4 IoTネットワークの構築

4.1 品質影響する全データの収集・蓄積

成形工程で収集するデータは、成形機と金型に

取り付けられたセンサ実測値、成形機の制御パラ メータ設定値、および温度・湿度等の環境計測値で ある。センサ実測値とパラメータ設定値は、成形機 PLCと汎用的なデータ収集PLCをLANで接続して プログラムを作成し、生産シリアルナンバーと紐 付けて収集した。環境計測値は、当社DX推進部が 開発した環境データ計測装置をイーサネット回線 に接続し、5分間隔で工程環境データを収集した。 環境計測値と生産シリアルナンバーの紐付けは、 計測時刻と最も近い生産シリアルナンバーを割付 ける仕組みを構築することで可能にしている。こ のようにして、すべてのデータを生産シリアルナ ンバーと紐付けて収集可能な工程IoTネットワー クを構築した。また、収集したデータの蓄積環境を クラウド上に構築し、過去に遡ったデータ分析や、 後述するAI学習を行えるようにした。

4.2 センサ実測値サンプリングの高速化

約2秒で金型内に樹脂を充填する高速プロセス を観測するためには、経験的に50msec毎にセン サ実測値を計測することが求められる。これを可 能にするには、1秒間に20回(サンプリングレート 20Hz) の一定間隔でセンサ実測値を収集する装 置が必要になる。対象の成形機では、収集装置が、 人が見る監視用データと成形機制御用データの2 種類をサンプリングしている。これらはそれぞれ 成形機に付属のPCとPLCに送信されるが、PCの データは50msec一定間隔であるのに対し、PLC のデータは500~1000msecの不規則な間隔に なっていることが判明した。工程データを生産シ リアルナンバーと紐付けて収集するためにはPLC を介してデータを取得する必要があるが、概念検 証の段階でのデータは分析に不適切であることが わかった。50msec一定間隔のデータサンプリン グが可能かつ対象成形機に適合する収集装置を探 し求めた結果、最小限の設備改造で要求機能を満 たす機器を発見することができた。その後、号口稼 動を考慮した計画を立てて成形機を改造し、理想 的なIoTネットワークを完成させた。

5 パラメータ最適値予測AIの構築

5.1 ホワイトボックスなアルゴリズムの決定

前述したように成形機制御パラメータの最適値 は、従来は人が検討して決定していた。その際、図 3に示すように良品と不良品のセンサ実測波形を

比較し、不良品の波形が良品の波形(理想波形)に 戻るように制御パラメータ設定値を調整する。し かし、現実的には大量のデータの交互作用や背反 事象等を同時に考慮して最適な制御パラメータ設 定値を決定するのは人の能力では不可能である。 その一方で、このような人と同じ思考ロジックを 持ったAIが構築できれば、成形固有技術に基づい た制御パラメータ設定値の予測が可能になると考 え、AIインテグレーター企業と協業してAI開発に 取り組んだ。AI構築において、まず制御パラメー タ設定値を複数水準用意し、設定値とその設定値 で成形したセンサ実測値を収集した。その後、設定 値の変更量と実測値の変化量の因果関係を最適な アルゴリズムを用いて学習した。アルゴリズムの 選定は、複数のアルゴリズムを比較検証し、高い予 測精度と予測結果のホワイトボックス性を両立で きる勾配ブースティング決定木のひとつである XGBoostを採用した。

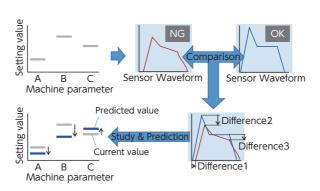


図3 制御パラメータ設定値の調整プロセス Fig.3 Adjusting process of control parameters

5.2 AI予測精度の向上

AIが予測した制御パラメータで成形機を稼動 するためには、少なくとも人間同等の確からしさ が必要である。まずAI精度を定量的に評価するた めの評価方法と指標を確立した。評価は、学習には 用いなかった10パターンの未知のテストデータ を使ってAIに制御パラメータ設定値を予測させ、 正解値と予測値の差を比較する方法で行った。指 標には10回のテストにおける予測誤差率を1から 引いた予測精度値(式1)および、予測誤差率の標 準偏差(式2)を用いた。



標準偏差
$$\sigma(X)$$
 $X = \{\frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \mid 1 \le i \le N\}$ (式2)

- N: 予測データ個数 y: 正解値 ŷ: 予測値

開発初期の精度指標は目標に大幅未達であった が、AI学習に用いる目的変数と特徴量の最適化、 データ前処理方法の工夫により、予測精度値およ び標準偏差ともに目標を達成することができた (図4a、図4b)。

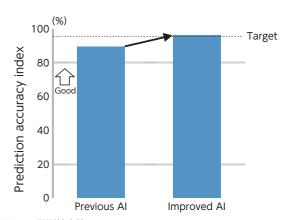


図4a AI予測精度値 Fig.4a Prediction accuracy index of Al

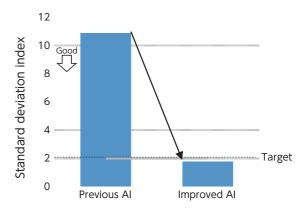


図4b AI予測精度の標準偏差 Fig.4b Standard deviation index of AI prediction accuracy

特に難しかったのは時間に関する制御パラメー タの予測である。先述の通り、射出成形は極めて高 速なプロセスであるため、学習に用いるデータに おいて、すべてのセンサの時間軸が正確に揃って いる必要がある。時間軸がわずかでもズレたデー タではAI精度が低下し、予測誤差が大きくなるこ とが判明した。精度確保のためには、学習に用いる すべてのセンサ実測値の計測開始タイミングを同 じにしなければならない。そこで、基準となるセン サを1つ選定し、その波形のある点をゼロ秒とし た新たな時間軸を定義した後、同時に計測した他 センサの波形にもこの時間軸を適用する方法を考 案し、計測開始タイミングを合わせた。具体的に は、金型内への樹脂充填を最初に開始する射出装 置内の圧力センサの波形において、20MPaを超 えた点をゼロ秒として全波形の時間軸を補正し た。当初はサンプリングレートと同じ50msec毎 のデータのまま時間軸補正を行っていたが、これ を10倍の5msec間隔で2点間の線形補間をする ことによって高精度の時間軸補正を可能とし、予 測精度を大幅に向上することができた(図5)。こ の補正方法は、次項で説明するシステムにデータ 前処理として実装し、実際の生産で収集したセン サ実測値データに対しても行われる。

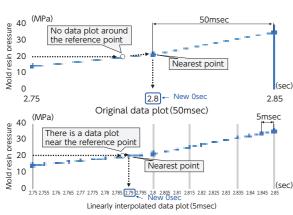


図5 5msec線形補間による時間軸補正 Fig.5 Time axis correction by 5msec linearly interpolated

6 システム構築

6.1 AIの実装

予測精度を向上したAIの実装には、当社DX推 進部で開発している全社IoT標準基盤GAUDI(以 降GAUDI)を活用した。GAUDIはデータを「とる」 「ためる」「活用する」「フィードバックする」という 4つの要素で構築されているが、すべての要素を 使う事例は今回が初めてであり、現場での使い勝 手や要求レスポンス等、開発を進めなければ決ま らないような仕様が多かった。そこでユーザーと なる製造部門と連携し、アジャイル開発方式で進 めた。その結果、生産に連動してリアルタイムにシ ステム稼働するためにクラウドとエッジに以下7 機能を最適構築した。システム構成の概要を図6 に示す。

1) 学習機能

蓄積した成形データを学習し、AIを作成

- 2) シミュレーション機能 AIの量産適用テストを仮想環境で実施
- 3) 監視機能 センサ実測値を監視し品質良否を判定
- 4) 予測機能 品質NG時にAIが制御パラメータ設定値を算出
- 5) 条件フィードバック機能 AI算出値が安全範囲内かチェック 成形機に設定値を自動フィードバック
- 6) 涌知機能 品質判定結果やシステム状態を管理者に通知
- 7) 配信機能 コンテナファイル*をシステム端末に配信 ※動作に必要なシステム設定やプログラムをパッキングした

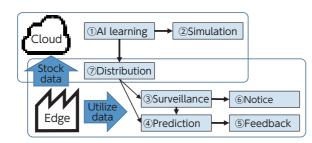


図6 新規構築した7つのシステム機能 Fig.6 Seven newly constructed system functions

機能構築において工夫した点は主に3つある。 1つ目は学習処理の高速化である。量産での運用 に求められる学習時間実現のために、クラウド環 境のメリットを活かし、GPU搭載の仮想マシンを 並列実行(最大100台)する処理方式を採用した。 2つ目は運用における利便性の確保である。各機 能の処理には独立しているものがあり、当初は処 理を個々に実行する必要があったが、これをワン アクションで簡単に実行できるようにした。例え ば、学習機能では「学習I->「AIの精度評価I-> 「コンテナファイル作成」->「システム端末に配 信1までが単一操作で完了する。3つ目は全社展開 を見据えた汎用性の確保である。各機能への入出 力情報のフォーマットを標準化することで、機能 の仕様変更や増減、組み換えに容易に対応できる システム構成とした。

7機能のシステム実装において最大の課題と なったのは、生産に連動可能な処理レスポンスの 担保である。生産に連動して制御パラメータ設定 値を自動フィードバックするには、成形ショット のサイクルタイム以内で予測設定値を成形機に 転送する必要があった。しかし、センサ実測値を

50msec毎に収集したデータ容量は大きく、デー タ前処理に多大な時間を消費しており、従来の技 術では監視開始から予測設定値の出力までの時間 の要求値20秒を実現することは不可能であった。 しかし、開発の早い段階からクラウドサービスの 提供企業と共同で高速データ通信を可能にする技 術開発に並行して取り組んでおり、これをシステ ムに織り込むことで5秒以内という超短時間での 予測値出力を可能にした(図7)。

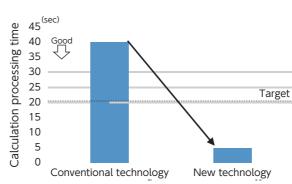


図7 監視開始から予測設定値出力の計算処理時間 Fig.7 Calculation processing time of predicted set value output from the start of monitoring

7 まとめ

過去から生産技術部が蓄積してきたものづく りノウハウやSQC活用によるデータ分析力に、社 内外のデータサイエンスと情報システムの技術 を融合させることで、画期的な成形良品条件自動 フィードバックシステムを構築することができ た。現在、本システムは生産環境下での精度信頼 性やシステム堅牢性を評価し、製造部門と協力し て量産での本格運用に向けて取り組みを継続して いる。

自動車産業を取り巻く環境の変化に対応してい くためには革新的な生産技術によるものづくり力 の強化が必須であるが、本事例で得た知見を糧に 他工程へのAI・IoT技術の活用を推進し、更なる品 質向上と生産効率化に取り組んでいきたい。

■著者紹介■









畠山 卓也

小池 洋喜

開発の経緯と開発者の思い

バンパー成形品質は、図面SEや金型検討技術の向上、SQC手法を活用した生産準備段階での品質作り込 みのおかげで飛躍的に向上し、現在工程の不良率は極めて低い。しかし1本でも不良品が発生する可能性 があれば、検査工程を設けて流出防止を行う必要がある。今回、品質保証レベルを流出防止から発生源対策 に引き上げるとともに、100%良品工程という究極の目指す姿を掲げて2016年にスモールスタートした。 生産工程でのAI活用は我々の誰もが未経験であったが、各分野の技術力を集結し、着実にステップアップ していくことで結果に結びつけることができた。これは1工程の1設備の取り組みにすぎないが、AIを活用 した新たな生産技術の事例をつくることができ、究極の目指す姿に1歩近づけたと感じる。

豊田自動織機技報 No.72 豊田自動織機技報 No.72