

AI・最適化技術を用いた製造データ活用による生産性向上

Utilization of AI and Optimization Technologies for Productivity Enhancement with Manufacturing Data



本 多 文 博①*	Fumihiro Honda
鈴 木 倫太郎②	Rintaro Suzuki
寺 岡 諒 祐③	Ryosuke Teraoka
保 川 拳 人④	Kento Yasukawa
後 藤 祐 輔⑤	Yusuke Goto
厚 坂 裕太郎⑥	Yutaro Atsusaka
船 津 大 海⑦	Hiroumi Funatsu
齋 藤 優 志⑧	Yushi Saito

ビジネス展開の不確実性が高まっており、製造業として生き残っていくためには、社会環境の変化に迅速かつ柔軟に対応可能な製造現場が必要である。AI・最適化技術により、作業着手順序の最適化や作業品質の高度化など、現場状況に応じた判断が可能となる。これらの技術を適用して業務プロセスを変革し、熟練者依存からの脱却やリードタイム短縮などの生産性向上を達成した。

Uncertainty in business is increasing. In order to survive as a manufacturer, we are required to have manufacturing floors that can respond promptly and flexibly to changes in the social environment. AI (artificial intelligence) and optimization technologies have allowed us to make decisions based on on-site conditions, such as optimizing work sequences and boosting work quality. By applying these technologies, we have successfully eliminated dependence on skilled workers and have raised productivity, including reducing lead times, through reforming work processes.

まえがき

近年、激変する社会環境により今後のビジネス展開の不確実性が高まっており、変化に迅速かつ柔軟に対応しながら生産性向上を実現できる競争力のある製造現場が必要とされている。

1 背景

インフラ整備などに伴い、最近では比較的容易にビッグデータを蓄積可能な環境が整いつつある。また、AIやデータ分析技術は急速に発展を遂げて高度な判断が可能となってきており、現場の生産性向上に向けた活用事例が多数報告されている¹⁾。当社製造現場においてもデータ収集・蓄積の取組みが進んでおり、見える化や業務自動化などの仕組みができつつある。

2 データ利活用による生産性向上

データ利活用技術は、近年ではデータ分析環境の充実・低価格化により導入の敷居は低くなっている。しかし、生産現場のあらゆる課題解決に適用可能な画一的なデータ分

析手法は存在せず、解決策の提案には統計学や機械学習などデータ分析に関する基本知識を持つデータ分析者が必要である。

一方で、データを利活用して実際に生産性向上に役立てるには、単にシステムを導入するだけでなく、現状の課題を深く理解してあるべき業務プロセスを定義し、それに向けて変革を実行することが必要である。このため、データ分析者には、単にデータサイエンス技術の理解だけでなく、現場担当者とともに業務の理解を深めて真の課題を把握し、その解決策を提案する力が求められる。

当社では、データ分析者が製造現場の担当者と密接に協力することで課題を把握し、データを使ってその解決策を見出すことで、工場レイアウトの立案や生産計画の最適化²⁾などさまざまな取組みを進め、生産性向上につなげてきた。

3 取組事例

データ利活用による生産性向上の最近の取組事例として、標準作業からの逸脱をリアルタイムで防止する検知システム、組立ラインへの投入順序を自動で最適化する計画システム、大規模工場のリードタイムを短縮する生産管理手法を示す。

14 ①②③④⑤ DX戦略本部 デジタル戦略総括部 データサイエンス技術部

⑥ 航空宇宙システムカンパニー 航空宇宙ディビジョン 生産総括部 生産企画部

⑦ 精密機械・ロボットカンパニー 精密機械ディビジョン 生産総括部 生産技術部

*技術士（情報工学部門）

(1) 標準作業からの逸脱をリアルタイムで防止

(i) 課題

当社精密機械ディビジョンでは、建設機械などに使用される油圧機器を製造している。製造現場では、作業の標準化を徹底して安全と品質を確保した上での生産性向上に取り組んでいるが、激しい需要変動に追従するためには作業員数を増減せざるを得ず、頻繁に作業員が入れ替わってしまっていた。このため、作業に不慣れな新人作業員が、標準作業から逸脱（異常作業）し、それが災害や品質問題の誘発、生産性の低下につながっていた。

この対策として作業現場にポカヨケを導入したり、カメラを導入して作業状況を録画したりしている。ただし、ポカヨケは信号を出力できないツールを使う作業には適用が難しい、録画の確認では原因となる異常作業の発生をリアルタイムで検出できず事後対応になってしまう、といった問題がある。

図1に示すジョイスティック型の電気リモートコントロールユニット（電気ジョイスティック）の組立職場は混流フローライン形式となっており、複数名の作業員が作業ステージ上で子部品の取付け・ネジ締め・グリス塗布などの一連の標準作業を繰り返し実施している。本工程では、工具と連動した作業指示システム³⁾を導入済みであり、作業要領を提示して規定された標準作業を着実に実行しているが、機械的に作業完了を検知することが困難な「グリス塗布」や「接着剤塗布」作業では押しボタンで作業完了を入力しており、作業忘れや塗布過剰などのヒューマンエラーを完全に防ぐことはできていない。

(ii) 解決方針

現場に導入されたカメラが出力した動画を利用し標準作業からの逸脱をリアルタイムで自動的に検知してアラームを出すこととし、AI技術を適用して自動検知技術の開発に取り組んだ。

動画データから画像を抽出し、「接着剤表面塗布作業」「接着剤裏面塗布作業」「その他作業」の3つのラベル付けにより教師データを準備して、事前学習済みモデルを使って画像分類AIモデルを作成した。さらに、作業動画を0.1秒



図1 電気ジョイスティックの組立
Fig.1 Assembly of Electric Remote Control Unit

間隔で切り出し、構築したモデルによりそれぞれの瞬間の作業種別の分類を行った。その分類結果を時系列でグラフ化したものを図2に示す。この結果から、事前に標準作業を実施した場合の作業種別の推移（標準シーケンス）を定義しておき、判定結果が標準シーケンスどおりかどうかを監視することで、異常作業をリアルタイムで検知可能なことがわかった。

そこで、事前検討を実施して教師データとモデルのチューニングを行い、判定精度の向上に取り組んだ。その結果、複数の作業員による1,000以上のワークの作業動画に対して、異常作業を正常と判断してしまう見逃し率0%、正常作業を異常と判断してしまう誤報率5%以内が達成できた。

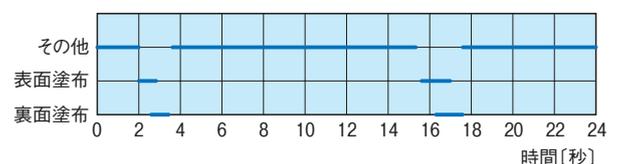
(iii) 成果

2021年4月にシステム化を実施し、以来1年以上運用を継続している。本システムにより、現場では作業ミスの発生をカメラによりリアルタイムで検知できるようになり、品質および生産性の向上に寄与している。また、本システムは作業ミスの検知による品質向上以外に、作業時間が標準時間を逸脱しているケースを検知してその原因追及・対策を実施することで現場改善につなげることも可能であり、改善に向けたトライも実施中である。本システムは標準化されたあらゆる繰り返し作業に比較的簡単に展開可能なため、現在社内でも横展開を進めている。

(2) 組立ラインへの投入順序を自動で最適化

(i) 課題

当社ロボットディビジョンでは、市場からのさまざまな需要に対応するべく、数百もの製品ラインナップを取りそろえており、工場の組立ラインでは多品種少量の混流生産を行っている。こうした混流生産のラインにおいては、ワークを適切な順序で投入しなければ、設備・治具の競合などによる手待ちが発生し、結果として納期遅延や残業の発生を招く恐れがある。このため、熟練の計画担当者が日々



(a) 正常作業



(b) 異常作業

図2 AIによる作業分類結果
Fig.2 Work classification by AI

適切なワークの投入順序を計画することで対応している。しかし、適切な投入順序を計画するためにはライン内の機種ごとの作業負荷・設備の構成・治具の数などのさまざまな要素を考慮する必要があり、現時点では限られた担当者しか計画できず内容が属人的になっていること、計画立案に日々長時間を要していることが課題となっていた。

(ii) 解決方針

安定した生産を継続するため、経験の浅い担当者でも短時間で投入順序を計画できるようにすることを目的に、最適化技術を用いた投入順序計画の自動化に取り組んだ。対象は、図3に示すような汎用大型ロボットの組立職場で、組立ラインと運転検査ラインが直列に接続された混流フローライン形式で生産している。

本職場で扱う機種のオプション構成や仕様は客先要求に応じて激しく変動するため、機種・作業ごとに標準作業時間を維持・更新することが困難である。また、単純に最短時間で完了すればよいわけではないため、標準作業時間マスタに基づき最適解を数学的に計算するアプローチは困難であり、詳細なマスタデータのメンテナンスが不要な方法を検討した。

熟練の計画担当者から投入順序計画方法をヒアリングしたところ、計画担当者は頭の中でいくつかの遵守すべきルールを定義し、投入順序を評価していることがわかった。そこで、それらの投入順序に関するルール（以下、投入ルール）をリストアップし、各項目の重要度を数値化することで、計算機で処理できるように整理した。さらに、それぞれの投入ルールについて、違反した場合は所定の違反点を課し、違反点の総和を最小化するような投入順序を遺伝的アルゴリズムにより決定することとした。これにより、熟練の計画担当者の思考をロジックに落とし込み、熟練者同様の考え方にに基づき自動で計画立案ができるようになった。

当初は熟練担当者の計画と大幅に異なる計算結果が出力されていたが、熟練担当者とともに投入ルールの設定・見直しを進めたところ、熟練担当者が1時間で作成した投入順序とそん色ない結果が5分以内に得られるようになった。

これによりロジックは確立できたが、熟練担当者は機種

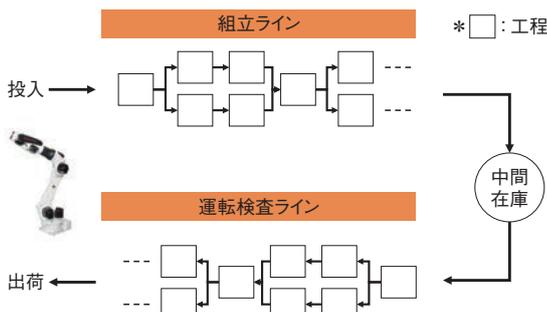


図3 ロボットの生産ライン構成
Fig. 3 Production line configuration using robots

の仕様変更など環境の変化に応じて自ら投入ルールを修正しており、システム化にあたっては環境変化に対応できる柔軟性が必須であった。そこで、投入ルールを再整理したところ、投入ルールは特定のパターンに分類が可能であり、それぞれパラメータ表現が可能になったことがわかった。そこで、投入ルールを抽象化して、画面設定により自由に追加・修正可能な製品投入順序最適化システムを開発した。システム概要を図4に示す。

(iii) 成果

本システムは、2021年4月に実用化し、以来1年以上運用を継続している。本システムの導入により熟練者が不在の状況でも短時間で計画立案できるようになり、生産数量の安定化に寄与している。また、投入ルールを自由に追加・修正できるようにしたことでプログラミング専門知識を持たない担当者でも柔軟に変化に追従できるようになっただけでなく、他ラインへの横展開も容易となっており、現在対象職場を拡大中である。

(3) 大規模工場のリードタイムを短縮する生産管理手法

(i) 課題

航空宇宙ディビジョンでは、量産部品から年間数個の特殊部品まで多種多様な部品を生産している。寸法・数量の異なるさまざまな部品が、機械加工・手作業工程・表面処理・塗装など複数の工程を経て製造されるため専用ライン化が困難であり、図5に示すようにジョブショップ生産方式により部品がさまざまな職場を渡り歩くことで部品製造を行っている。職場は数百、部品が渡り歩くルートは年間数万通り、生産要求は常時10万以上と非常に大規模かつ複雑なため、リソース状況を考慮した詳細な生産計画の立案が困難であり、無限能力を前提に標準リードタイムに基づき定めた全体計画を参照しながら、各職場にて日々の作業計画を立案していた。しかし、繰り返し性のある量産系部品と繰り返し性のない一品系部品が混在していること、不良の発生や特急品処理などの対応が頻発すること、などから職場間で欠品や過剰在庫が発生するという課題を抱えていた。

(ii) 解決方針

大規模工場において、比較的簡単にリードタイム短縮・

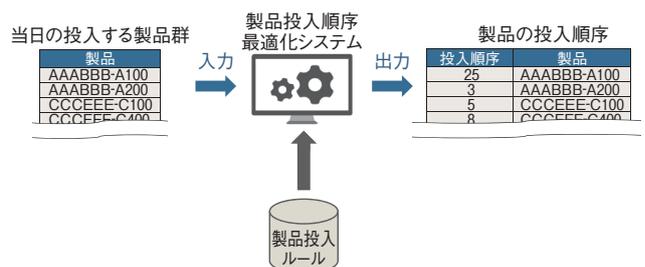


図4 投入順序最適化システム
Fig. 4 Production sequence optimization system

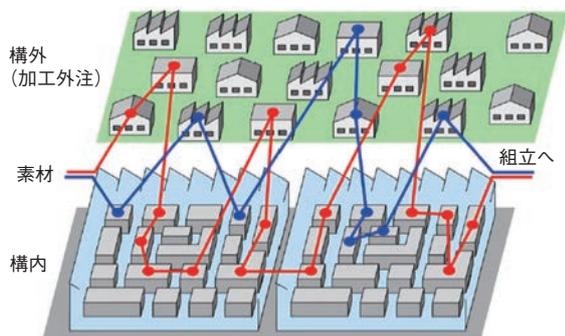


図5 航空機部品の生産方式
Fig. 5 Production system for aircraft parts

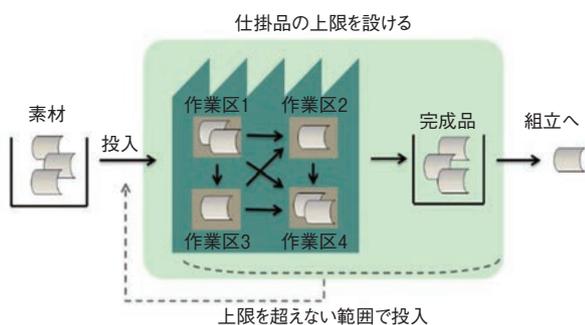


図6 CONWIP生産手法
Fig. 6 CONWIP production method

納期遵守確保を実現する方法として、工場に投入する素材の量を制御するとともに、優先度を指示して納入リードタイムを調整する投入管理手法がある⁴⁾。代表的な手法として、図6に示すような工場内に存在するワークWIP (Work In Process) の数に上限を設けて、工場への素材投入量を制限するCONWIP (CONstant WIP) 手法が知られているが、本手法は量産系部品にしか適用できないという制限があった。そこで、本手法に対し、部品を限られた数のグループに分類してグループ単位で素材投入量を制限する、量産系部品はWIP数量で、一品系部品はリードタイムを基準として優先度を算出する、といった改良を実施した。これにより、量産系部品と一品系部品を同列に扱って投入タイミングを判断可能な投入ロジックを構築できた。

(iii) 効果検証

構築したロジックに基づいてシミュレーションを行い、その効果を検証したところ、WIPを20%減少させた場合、出来高をほぼ同等に保ちつつ、リードタイムを15%削減可能であることが確認できた。これを受けて、2022年度中に一部工場に試験適用し、検証を進めていく予定である。

航空宇宙ディビジョンでは、「Smart-K」によりエンジニアリングチェーンとサプライチェーンの業務プロセス全体のデジタルによる統合を進め、現場のさまざまなデータが取得可能なスマートファクトリーを実現している。今後、これらのデータを活用し投入管理を適用することで、リー

ドタイムを削減して経営に貢献していく。

あ と が き

DXの波は今後ますます拡大し、製造現場の隅々までデジタル化されていくと想定される。一方で、現場の課題をデータ活用により解決し、業務改革や新たな価値の創造につなげるためには、現場とデータ分析技術のマッチングが可能なデータ利活用人材が必要である。このため、引き続き、現場担当者とタッグを組んで課題に取り組みながら、データ利活用人材の育成を進めていく。また、データ利活用を最大限に活用するためには、成功事例を単なるケースワークに止めることなく、仕組み化してより多くのケースで実践できるよう拡大していくことが必要であり、これまでの知見を活かして仕組みを整えて発展させていく所存である。

参 考 文 献

- 1) 経済産業省：ものづくり白書 (2021)
- 2) Y.Ishii, N.Nakamura, Y.Nagao, F.Honda: "Production Efficiency Improvement method for One-of-a-kind product by using a discrete-event production simulation", Proceedings of 2018 International Symposium on Flexible Automation (2018)
- 3) 太田 (英明), 細見, 菅谷, 高木, 本多, 河上, 太田 (徹): "生産工程における作業支援技術", 川崎重工技報, No.164, pp.14-17 (2007)
- 4) Hermann Lodding, Handbook of Manufacturing Control, Springer (2011)



本多 文博



鈴木 倫太郎



寺岡 諒祐



保川 拳人



後藤 祐輔



厚坂 裕太郎



船津 大海



齋藤 優志