

高い品質と生産性を両立させるための 製造装置の組み合わせ適正化技術

Technology for Extracting Optimal Combination of
Manufacturing Machines to Achieve High Quality and Productivity

工程間で装置個体の組み合わせの相性を積極的に活用し、 良品率を制御して良品生産量を増大

産業界、特に製造業では、工場内のあらゆる機器をインターネットにつなぐことでデータに基づくモノづくりに移行し、製品の競争力を高める取り組みが進められています。ここでは、高い品質と生産性を両立させて、良品の生産量を増やすことが求められています。半導体やストレージ製品など、一つの工程で同種類の装置を複数使用する製造ラインでは、工程間で装置個体の組み合わせを適正化し、良品率を改善する技術が望まれています。

そこで、東芝は、スパース（データがまばら）な状況下でも、利用実績のない装置の組み合わせに対して良品率を推定できる手法を確立しました。これにより、全ての組み合わせから適正な条件を抽出し、良品生産量を増大できる見込みが得られました。

製造装置の組み合わせ適正化の背景と目標

製造業では、高い品質と生産性を両立させる仕組みの構築が求められています。例えば、半導体やストレージなどの製品の製造ラインでは、一つの工程に同種類の加工装置が複数あります。これらの装置は、個体ごとに微妙な性能差があるため、同じ条件を設定しても、加工後の仕上がりが、ある装置では目標値より少し高め傾向を示したり、別の装置では少し低め傾向を示したりします。この僅かな差は、装置単体で見ると、正常な仕上がりの範囲に収まっています。しかし、複数の工程を経て加工していく中で、前工程の装置と次工程の装置の相互作用（装置同士の相性）によって、目標値との差が正常な仕上がりの範囲から外れ、最終工程で不良品となることがあります。

このように、工程間にある複数の装置の相性によって、最終製品の良品率に差が発生します。このとき、相性が良い装置の組み合わせだけを選択すると、良品率は高くなりますが、生産に使用しない装置ができるので、出力（良品と不良品を合わせた生産量）は低くなります。逆に、出力を優先して、相性が良くない装置の組み合わせも積極的に使用すると、良品率は低くなります。このため、各工程で使用する装置の組み合わせを適正に調整し、**図1**のように、現状より

良品率も出力も高くなるオレンジ色の領域へ到達するための取り組みが必要です。そこで、東芝は、良品の生産量を増やすために、高い品質と生産性を両立させる装置の組み合わせ適正化技術を開発しています。

良品率を推定するためのモデル

装置の組み合わせを適正にするには、あらかじめ全ての装置の組み合わせに対して良品率の実績データを保有していることが理想です。しかし、実際の量産ラインでは、組み合わせ数が非常に多いため、最終製品の良品率などで、全装置の組み合わせに対して実績データがそろっていないとは限りません。そこで、利用実績のある装置の組み合わせによるデータを用いて構築したモデルに基づいて、利用実績のない装置の組み合わせの良品率を推定する技術を開発しました。モデル化においては、実績データが少ない状況が想定される中で、個々の装置の性能に加え、装置の組み合わせの善しあしを表現する必要があるため、入力変数間の交互作用項を持つ非線形機械学習アルゴリズムで、スパースなデータに対しても適応できるFM（Factorization Machines）^{(1), (2)}を採用しました。

ある製品を想定して作成した人工サンプルデータを用意し、代表的な非線形機械学習アルゴリズムとして、サポート

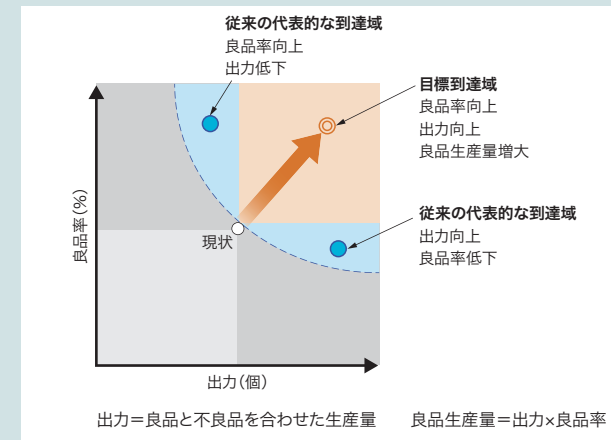


図1. 製造装置の組み合わせ適正化の目標

良品率が高く、出力も大きい領域を目指しています。

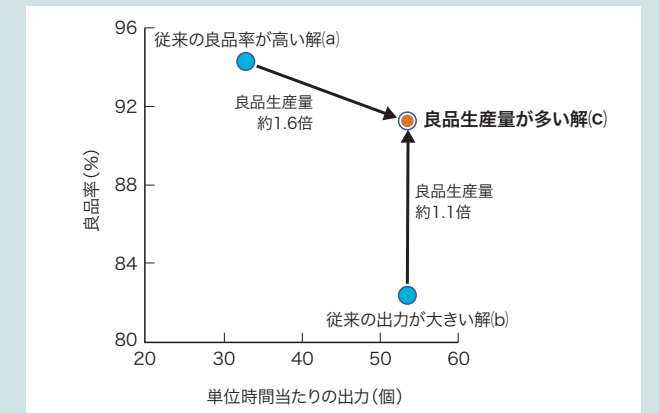


図2. 製造装置の組み合わせ適正化のシミュレーション結果

良品率が高い解(a)や出力が大きい解(b)よりも、良品生産量が多い解(c)を確認できました。

表1. 代表的な良品率推定モデルでの評価結果

| モデルに用いた 非線形機械学習アルゴリズム | 予測精度 | 誤差 |
|--------------------------|-------|-------|
| サポートベクター回帰 | 0.813 | 0.040 |
| ガウス過程回帰 | 0.876 | 0.032 |
| FM | 0.935 | 0.022 |

ベクター回帰、ガウス過程回帰⁽³⁾、及びFMを想定します。これらを使って良品率を推定するモデルを構築し、実績データに対する各モデルでの予測精度と誤差を比較したものが、**表1**です。全体の20%を学習データ、残りの80%を検証データとしています。FMが、精度も誤差も良好であることが分かります。

有効性評価

装置の組み合わせ適正化については、上記の方法により良品率を推定した上で、数理最適化モデルを構築して厳密解を求めています。**図2**は、良品率と単位時間当たりの出力を考慮した事例の結果ですが、従来の良品率が高い解(a)や、単位時間当たりの出力が大きい解(b)以外に、良品生産量がそれらよりも多い解(c)を求めることができました。シミュレーションでは、良品生産量が(a)より約1.6倍、(b)より約1.1倍に増大する見込みを得ています。

今後の展望

この適正化技術は、加工機能を持つ製造装置や作業者などの要素同士の相性を積極的に利用し、各要素の組み合わせに流す製品の個数を適正に調整して良品生産量の増大につなげる技術なので、手作業での加工や組み立てにも

広く適用が可能です。この技術は、2018年10月に公益社団法人 化学工学会のシステム・情報・シミュレーション部会（SIS部会）技術賞を、国立大学法人 京都大学と共同で受賞しました。

今後、パワーデバイスや、ストレージ製品、社会インフラ、エネルギーといった幅広い事業分野へも展開を進めていきます。

文献

- (1) Rendle, S. "Factorization Machines". Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 2010), Sydney, Australia, 2010-12, IEEE, 2010, p.995-1000. <https://cseweb.ucsd.edu/classes/fa17/cse291-b/reading/Rendle2010FM.pdf>, (accessed 2018-07-25).
- (2) 鈴木慶昭, ほか. "歩留まり向上を目的とした多工程生産設備における装置組合せの適正化". 第62回システム制御情報学会研究発表講演会 (SC1'18). 京都, 2018-05, システム制御情報学会, 2018, 132-2. (CD-ROM).
- (3) Rasmussen, C. E.; Williams, C. K. I. Gaussian Processes for Machine Learning, the MIT Press, 2006, 248p. <http://www.gaussianprocess.org/gpml/chapters/RW.pdf>, (accessed 2018-07-25).

曾我 朗

研究開発本部
生産技術センター 設計生産システム変革推進部
システム制御情報学会会員