

# 量産ラインの良品率向上に有効な 装置組み合わせ適正化手法

Equipment Combination Optimization Method Contributing to Improvement of Yield Rate in Mass-Production Lines

柳町 武志 YANAGIMACHI Takeshi 高木 雅哉 TAKAKI Masaya

製造業では、保有設備を最大限に活用することで、投資を抑えつつ生産量増加や品質向上を図っている。半導体やストレージ製品などの製造ラインには、複数台の装置を並列に設置した工程が数多く存在し、装置の性能差が製品品質を左右することから、生産量増加と良品率向上のトレードオフを考慮しながら、加工誤差が小さい装置だけを選んで使っていた。

東芝は、特定の装置組み合わせの実績データを基に、良品率向上に寄与する重要工程を選定し、複数工程間で実績データがない装置も組み合わせで使用することで、生産数を下げることなく良品率を向上させる装置組み合わせ適正化手法を開発した。量産工程を想定した数値シミュレーションにより、良品生産数が5～20%増大する結果が得られ、開発手法の有効性を確認した。

Manufacturing industries are implementing various measures to increase production volume and improve product quality while suppressing equipment investments by making best use of their existing facilities. In the case of production lines for semiconductor and storage devices, in which many processes are executed using multiple pieces of equipment installed in parallel, differences in equipment performance tend to affect product quality. Therefore, equipment for which there are actual data showing smaller machining errors is being selectively used, taking into consideration the tradeoff between productivity and yield rate.

In order to rectify this situation, Toshiba Corporation has developed an equipment combination optimization method to improve the yield rate without reducing productivity in mass-production lines. This method makes it possible to rationalize the combination of equipment through the following processes: (1) determination of important processes that contribute to improvement of the yield rate based on actual data when specific pieces of equipment are combined, and (2) optimization of the combination of equipment in multiple processes executed by equipment with and without actual performance data. We have confirmed the effectiveness of this method through the results of numerical simulation tests showing that it achieves increases in the number of good-quality products by 5 to 20% compared with the conventional method.

## 1. まえがき

製造ラインの装置には加工誤差が存在し、製品の出来栄に影響を与える。東芝は、生産技術のデジタル化を進めており、これまでデータ活用による製品品質の向上に取り組んできた<sup>(1)</sup>。

品質条件が厳しい品種・工程では、加工誤差が小さい装置に限定して処理を行い、品質を制御するケースもある。このように、使用装置を限定する従来の方法で製品の品質を高めると、工場全体の装置の稼働率が下がるため、良品率と生産数（不良品を含む）の間にはトレードオフの関係がある（図1）。

複数工程にまたがる加工誤差の交互作用が品質に悪い影響を与えないように、装置の組み合わせを適正化するには、対象となる工程に利用する全ての装置を組み合わせたときの品質データを、事前に取得することが理想的である（図2）。しかし、半導体やストレージ製品のように量産規模が大

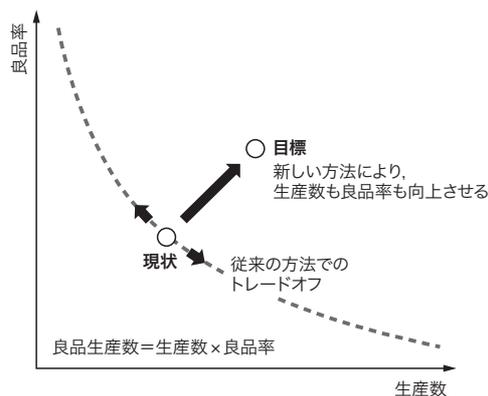


図1. 装置組み合わせ適正化手法の目標

良品率が高く、生産数も大きい領域を目指している。

Improvements in productivity and yield rate targeted by equipment combination optimization method

きい製造拠点では、工程数や装置台数が多く、全ての装置を組み合わせた評価を実施することは現実的ではない。

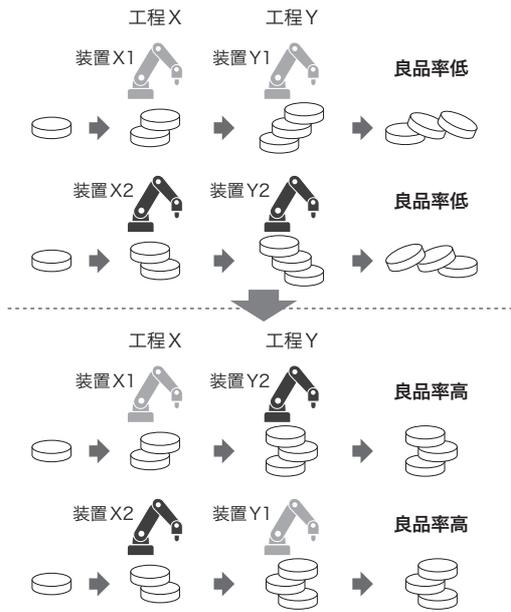


図2. 工程間で性能差のある装置を組み替える効果

複数の工程における装置の性能差が組み合わさることで、製品の品質が変わることがある。

Interactions of equipment with different performance in two or more processes

そこで当社は、実績データの無い装置組み合わせに対して、特定の組み合わせによる実績データを基に良品率を推定する手法を構築した。また、良品率に寄与する重要工程を抽出する技術と併用することで、良品率が高くなる装置の組み合わせを事前に把握し、各工程の着工制御に生かすことで、良品生産数を増やせることを確認した。

ここでは、開発した手法の概要と、製造ラインへの適用効果について述べる。

## 2. 重要工程の選定と装置の組み合わせ適正化手法の概要

### 2.1 重要工程選定と装置の組み合わせ適正化の手順

製品の良品率に寄与する重要工程を選定し、未知の装置組み合わせの良品率を推定して良品生産数を増大させる手順は、以下のとおりである。

- I 重要工程の選定
- II 重要工程間の装置組み合わせごとの良品率推定
- III 推定良品率に基づく着工制御

手順Iでは、製品の良品率に対して影響を与える重要な工程を選定する。良品率に与える影響の差が装置間で大きい工程、及び二つの工程をまたがった装置の組み合わせによって良品率が変化する(交互作用を持つ)工程を、重要工程として選定する。

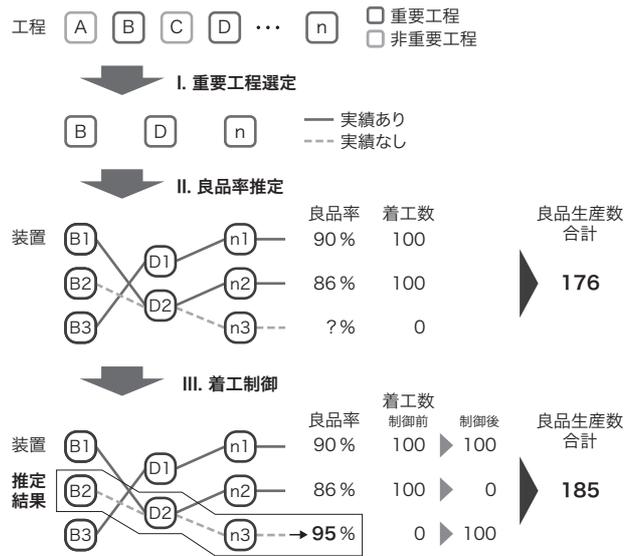


図3. 装置組み合わせ適正化手法の処理フロー

I. 重要工程の選定, II. 装置組み合わせごとの良品率推定, III. 推定良品率に基づく着工制御の手順で組み合わせ適正化を行い、より多くの良品を生産する。

Flow of processes in equipment combination optimization method

手順IIでは、スパースなデータに対して有効なFFM (Field-aware Factorization Machines)<sup>(2)-(7)</sup>を用いて、良品率推定モデルを構築する。ここでは、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、利用実績のない装置の組み合わせの良品率も推定できるモデルを構築することがポイントである。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用できるFFMの採用により、個々の装置の性能に加え、装置の組み合わせの良否も表現することで、適切な良品率推定モデルを構築した。

手順IIIの推定良品率に基づく着工制御は、各工程のスループットを維持する範囲内で良品率の高い装置組み合わせを積極的に活用し、一方で良品率の低い装置組み合わせのパターンは利用しないルールに従うこととする(図3)。

これらの手順の中で最も重要なのは、手順Iである。手順Iで重要工程を的確に選定できなければ、手順IIにおいて良好な良品率推定を行うことができない。重要工程が抜けた場合は、良品率の変化を説明するモデルを構築できない。逆に、重要でない工程が含まれている場合には、モデル構築時に使用したデータにフィットしたモデルが作られるが、目的とする、未知のデータに対する推定精度は低下する。また、手順IIIで実施する着工制御においても、工程が絞られることで制約が少なくなるので、製品の流し方の自由度が高い状態を維持できる。

この重要工程の選定は、従来、製品や、製造工程、装置などに対する知識を持った有識者のノウハウに依存していた。そのため、考慮する工程の範囲に限界があることや、人によって選定結果に異なる状況が生じることがあった。今回開発した手法により、システムティックかつ網羅的に選定可能になり、重要工程の選定ミスや漏れを防ぐことができる。

### 2.2 重要工程選定の具体的方法

具体的には、Group LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)<sup>(8)</sup>を利用し、重要工程を選定する。

LASSOは、予測に寄与しない変数の係数を0にし、必要な変数だけを残して予測モデルを構築できる、変数選択が可能な手法である。更に、Group LASSOでは、あらかじめ設定したグループを単位として、変数選択ができる。そのため、製造工程をグループに設定することで、製造工程単位の変数選択、すなわち重要工程の絞り込みが可能となる。また、良品率推定モデルの係数から、工程重要度を得ることができる。

Group LASSOから得られるこれら二つの結果を用い、2段階で重要工程を絞り込む。まず、Group LASSOによる変数選択で係数が0以外であった工程を、1次候補として選定する。次に、1次候補の中から工程重要度の降順に良品率推定モデル構築に用いる工程を増やしていき、最も推定精度が高いときに用いた工程を、最終的な重要工程とする。このステップを踏むことで、Group LASSOの変数選択だけでは良品率推定に寄与する工程を十分に絞り込めていないケースを除外し、システムティックに重要工程を選定できる。

### 3. 製造ラインへの適用効果の検証

量産品の製造工程を想定した人工データを用いて数値シミュレーションを行い、適用効果を検証した。

#### 3.1 人工データ作成と良品率決定の方法

人工データでは、製品ロットの良品率が、各工程の装置個々の能力と二つの装置間の交互作用に依存すると仮定する。この仮定の下、各工程の装置性能を、装置単体としての能力値と特定他装置との交互作用値に分けて表現する。今回のデータには、重要工程として、単一工程内で装置の能力値差が大きいものを二つ、また、工程をまたがった特定の装置組み合わせで交互作用値が大きいものを二つ、またその両方の特性を持つものを六つ用意した。全工程数は、100とした。

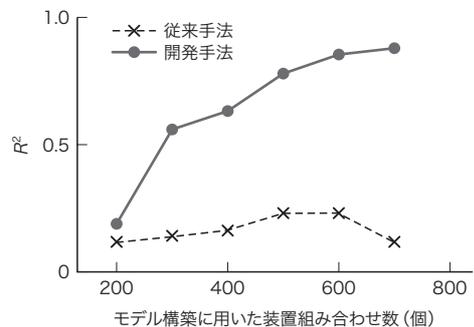
製品ロットの良品率は、各工程の処理装置全ての装置単体能力値の総乗に、交互作用値及び観測ノイズを加算し

た、0～1の範囲の値として決定する。

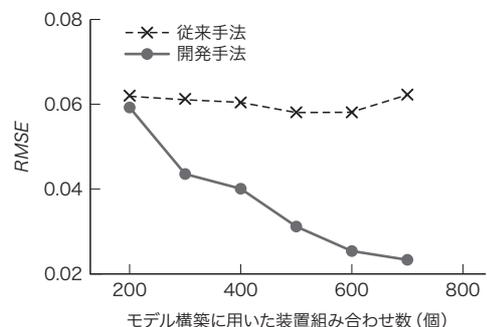
#### 3.2 数値シミュレーションの方法と結果

開発手法として、利用実績のある装置組み合わせの数が200, 300, 400, 500, 600, 及び700の場合について、Group LASSOとFFMを用いた重要工程選定と良品率推定モデル構築を行い、利用実績のある装置組み合わせとは異なる、1,000通りの未知の装置組み合わせに対して良品率を推定し、着工制御するシミュレーションを行った。また、従来手法として重要工程選定を実施せず、FFMによる全工程・装置を含めた良品率推定モデルを構築した場合についても、シミュレーションを実施した。

精度検証の評価関数には、決定係数 $R^2$  (図4(a))と二乗平均平方根誤差 $RMSE$  (図4(b))を用いた。開発手法によるモデルの推定精度は、利用実績のある装置組み合わせの数が増えるにつれて上昇し、700のときに最も推定精度が高い値 $R^2$ が0.88、 $RMSE$ が0.023を示した。一方で、従来手法では $R^2$ が0.11、 $RMSE$ が0.062となり、未知の装置組み合わせの良品率をほとんど推定できない結果となった。また、装置組み合わせの数700のときに600に比べて



(a) 良品率推定モデルの $R^2$



(b) 良品率推定モデルの $RMSE$

図4. シミュレーションによる良品率推定精度の評価結果

量産品の製造工程を想定した人工データを用いて、良品率推定精度を確認した。重要工程選定を実施することで、良品率推定精度は向上する。

Results of simulations of yield rate estimation accuracy obtained by conventional and equipment combination optimization methods

推定精度が低下しているのは、交差検証によるモデル構築時に、オーバーフィットした良品率推定モデルが構築されたことによると考えられる。

この結果から、Group LASSOを利用した重要工程の選定を行うことで、FFMでの未知の装置組み合わせに対する推定精度が向上し、未知の装置組み合わせの良品率推定におけるRMSEは、重要工程選定を実施しない場合に比べて、1/3に低減できることが確認できた。

この結果を用いて、推定良品率の高い装置組み合わせを優先的に使用しながら、各工程のスループットを維持する着工制御を行う数値シミュレーションを実施した。シミュレーションは、生産がひっ迫しており装置の余力が少ないケースと余力が十分にあるケースの2パターンを実施し、前者は各装置の稼働率上昇幅の上限は2%とし、後者は10%とした。適切に着工制御を行うことで、重要工程において発生する特定装置の稼働率上昇をそれぞれ2%、10%以内に抑え、通常時と同じ着工数を確保できるという結果が得られた。更に、各製品ロットの良品率は上昇し、最終的な良品生産数は着工制御を行わない場合に比べて、前者では5.1%、後者では20.2%上昇することを確認した。

このように、開発手法による重要工程選定と装置の組み合わせ適正化を行うことで、良品生産数を増大させる見込みが得られた。

#### 4. あとがき

良品率に寄与する装置組み合わせ適正化手法について述べた。開発手法では、重要工程を選定し、実績データの無い装置組み合わせの良品率を推定し、製造現場の着工制御を変更することで、良品生産数を増大させる見込みが得られた。

今回、人工データでの検証においては、稼働率上昇幅として2%と10%を想定した。半導体製造などでは、同一装置で同一品種の別工程を処理する、リエントラント生産が広く行われている。開発手法を適用することで、積極的に使いたい装置組み合わせの稼働率が高い状況であっても、良品率に寄与しない別の工程や品種の処理を、ほかの装置に配分することで、全体の生産数を下げることなく、良品生産数を増やすことができる。

新たな設備導入を伴わずに、着工制御の変更だけで対応できるという点で、実務上有効な手法であるといえる。

#### 文 献

- (1) 近藤晴彦. データを活用した品質向上のための仕組み構築. 東芝レビュー. 2009, **64**, 5, p.14-17.
- (2) Juan, Y. et al. "Field-aware Factorization Machines for CTR Prediction". Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems. Boston, MA, 2016-09, Association for Computing Machinery. 2016, p.43-50.
- (3) 鈴木慶昭, ほか. "FFMを用いた多工程生産設備における装置組合せの良品率予測と適正化". 第6回計測自動制御学会制御部門マルチシンポジウム (MSCS2019). 熊本, 2019-03, 計測自動制御学会. 2019, 2G2-2. (CD-ROM).
- (4) Rendle, S. "Factorization Machines". Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Data Mining. Sydney, Australia, 2010-12, IEEE. 2010, p.995-1000.
- (5) 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 (SCI '18). 京都, 2018-05, システム制御情報学会. 2018, 132-2. (CD-ROM).
- (6) 曾我 朗. 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. 東芝レビュー. 2018, **73**, 6, p.74-75. <[https://www.global.toshiba/content/dam/toshiba/migration/corp/techReviewAssets/tech/review/2018/06/73\\_06pdf/r01.pdf](https://www.global.toshiba/content/dam/toshiba/migration/corp/techReviewAssets/tech/review/2018/06/73_06pdf/r01.pdf)>, (参照 2021-09-10).
- (7) Kano, M.; Suzuki, Y. "Enhancing Productivity of Multi-Process Production System by Machine Combination Optimization". Proceedings of 2019 AIChE Annual Meeting. Orland, FL, 2019-11, American Institute of Chemical Engineers. 2019, p.555-556.
- (8) Bakin, S. Adaptive regression and model selection in data mining problems. Australian National University, 1999, Ph.D. Thesis. <[https://openresearch-repository.anu.edu.au/bitstream/1885/9449/6/Bakin\\_S\\_1999.pdf](https://openresearch-repository.anu.edu.au/bitstream/1885/9449/6/Bakin_S_1999.pdf)>, (accessed 2021-09-10).



柳町 武志 YANAGIMACHI Takeshi  
生産技術センター  
業務プロセス変革推進領域 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  
Design & Manufacturing Innovation Dept.



高木 雅哉 TAKAKI Masaya  
生産技術センター  
業務プロセス変革推進領域 グローバルモノづくり変革推進部  
日本オペレーションズ・リサーチ学会会員  
Global Manufacturing Innovation Dept.