

良品率予測と装置組合せ最適化による生産性向上

Productivity Improvement through Yield Prediction and Machine Combination Optimization

鈴木 慶昭*¹
Yoshiaki Suzuki加納 学*¹
Manabu Kano曾我 朗*²
Akira Soga柳町 武志*²
Takeshi Yanagimachi村尾 了*²
Ryo Murao高木 雅哉*²
Masaya Takaki*¹京都大学
Kyoto University*²東芝
Toshiba Corp.

In a multi-process production system, the yield rate of the final products depends not only on the goodness of each machine but also on that of machine combinations at different stages. To maximize the productivity, it is crucial to use good machine combinations by priority. In the present work, we proposed a modeling method that can estimate the yield rates of unused machine combinations and a production scheduling method that can optimize machine combinations by taking account of the yield rates. The proposed modeling method uses field-aware factorization machines (FFM). A case study demonstrated that FFM can estimate the yield rates with great accuracy even when yield rates are available in only 20% of all machine combinations and also that the proposed scheduling method improved the productivity by more than 10%.

1. はじめに

製品が複数工程を経て製造される場合、装置組合せの良し悪し、つまり装置の相性が重要な役割を果たすことがある。不良品の発生をできるだけ抑えたい場合、性能（製品の良品率）の低い装置を用いるべきでないことは当然だが、複数の装置を同時に利用することで生じる交互作用も考慮すべきである。例えば、工程1の装置3と工程2の装置1を用いて製品を製造すると不良品が発生しやすいといった場合である。製造現場では、装置の組合せが歩留まりに与える影響を経験的に考慮してきたものの、システマティックには取り扱ってこなかった。しかし、さらなる生産性向上を実現するために、多工程生産設備における装置組合せの最適化が必要である。

大規模な生産設備の場合、装置組合せの数が膨大であるため、全装置組合せについて最終製品の良品率に関する実績データを取得することはほぼ不可能である。したがって、実績のない装置組合せについての良品率を推定しなければならない。さらに、生産性を向上させるためには、良品率の向上とメイクスパンの短縮を同時にできる生産スケジューリングが必要になる。ところが、装置組合せに依存する良品率を考慮したスケジューリングの研究例はない。そこで本研究では、装置組合せ最適化によって生産性を最大化することを目的として、装置組合せに依存する良品率の推定方法と良品率を考慮した生産スケジューリング方法を提案する。

2. 装置組合せに依存する良品率の推定

良品率の実績データが存在する装置組合せとその良品率との関係を表現するモデルを構築することで、実績データのない装置組合せの良品率を推定したい。個々の装置の良し悪しに加えて装置組合せの良し悪し、つまり入力変数間の交互作用を表現する必要があるため、また、少ない実績データから使用実績のない装置組合せの良品率を推定するため、Field-aware Factorization Machines (FFM)[?]を用いる。

2.1 Field-aware Factorization Machines

Factorization Machines (FM)[?]は、入力変数間の関係を潜在ベクトルによって表現することで、モデル中のパラメータ数を減らし、効率的に学習する非線形回帰手法である。入力変数を x_i ($i = 1, 2, \dots, I$), \hat{y} を出力変数の予測値とすると、二次までの交互作用を考慮する FM の予測式は

$$\hat{y} = \omega_0 + \sum_{i=1}^I \omega_i x_i + \sum_{i=1}^I \sum_{j=i+1}^I w_{i,j} x_i x_j \quad (1)$$

となる。ここで、 ω_0 は切片項、 ω は係数ベクトルである。

FMでは、入力変数が属するカテゴリーごとに交互作用を調整することができず、存在しない交互作用もモデル化することになり、予測性能が低下することがある。この問題を解決するために、FFMでは、入力変数をいくつかのフィールド (field) に分割、つまりグループ化することで、潜在ベクトルをフィールドごとに用意する。

本研究で対象とする多工程生産設備における良品率推定の場合、工程ごとに装置数を要素数とするワンホットベクトルを用意する。工程をフィールドとみなすことにより、同じ工程内の装置間の交互作用係数 $w_{i,j}$ を 0 としてモデル化できる。さらに、係数 $w_{i,j}$ が交互作用の大きさを表すことから、その絶対値が大きいほど対応する装置組合せが良品率に与える影響が大きく、符号が正であれば良品率が高くなると判断できる。

2.2 ケーススタディ

工程数を4、各工程の装置数を5とする。装置組合せの良品率は、その組合せにおける個々の装置の性能と、特定の2台の装置組合せの良し悪しにより定まるとする。全装置組合せに対して使用実績 (良品率データ) のない装置組合せの割合を $\mu\%$ として、実績のある装置組合せについての観測データを用いて良品率推定モデルを構築した結果を Figs. ?? に示す。なお、モデル構築には、FMとFFMに加えて、サポートベクトル回帰 (SVR)、ガウス過程回帰 (GPR)、ランダムフォレスト (RF) を用いた。 $\mu = 80\%$ では FFM の推定性能の低下幅が顕著に小さく、FFM の推定性能が最も高いことがわかる。

次に、交互作用係数 $w_{i,j}$ の絶対値を指標に用いて、重要な装置組合せを特定した結果 (10回の試行の平均) を Fig. ?? に

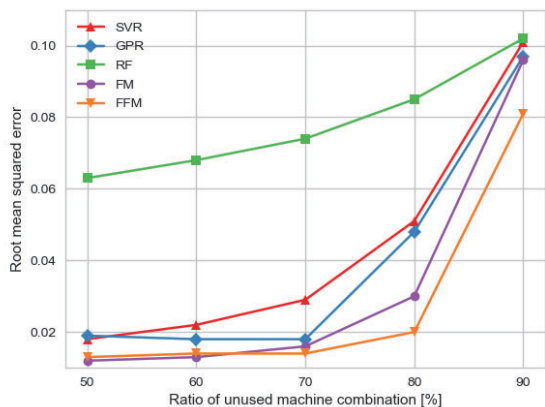


図 1: Estimation result of yield rate: RMSE

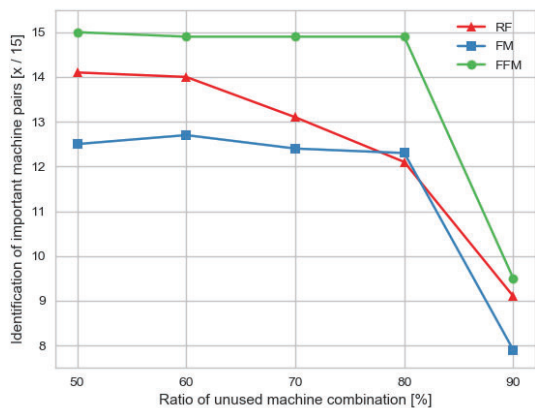


図 2: Identification results of 15 good/bad machine combinations using RF, FM, and FFM

示す。縦軸は各手法が正しく特定した装置組合せの数であり、合計 15 個のうち何個を特定できたかを表す。この結果から、 $\mu = 80\%$ を超えるとどの方法でも特定性能が悪くなるが、80% 以下では FFM がほぼ完全に特別な装置組合せの特定に成功したことがわかる。

3. 良品率を考慮した生産スケジューリング

一部の装置組合せについて使用実績がなく、良品率が未知であるとして、メイクスパンと良品率を同時に考慮して、装置へのジョブの割り当てを最適化するハイブリッド・フローショップ・スケジューリング問題を解く。なお、多目的遺伝的アルゴリズムの一種である NSGA-II を用いる。

3.1 ディスパッチングルール

生産スケジューリング問題を遺伝的アルゴリズムで解く場合、第 1 工程のジョブ割当てのみを最適化変数とし、第 2 工程以降はディスパッチングルールを使うことで計算負荷を低減することが多い。標準的なディスパッチングルールは First-In First-Out (FIFO) と呼ばれ、対象となる工程に早く到着したジョブから順に処理可能な装置に割り当てる。FIFO はメイクスパン最小化が目的である場合には優れた手法であるが、良品率を考慮していないため、本研究で対象とする問題には適さない。そこで、新たに 3 種類のディスパッチングルールを提案

表 1: Results of production scheduling

Method	NHV	C_{\max}	Q_{all}	Throughput
FIFO	0.256	59.2	0.868	284.1
HEYR	0.592	62.8	0.917	274.1
TMI	0.801	66.0	0.962	278.8
Hybrid	0.760	62.8	0.946	282.7
GA	-	60.0	0.798	253.6

する。Highest Expected Yield Rate (HEYR) では、ジョブを期待良品率が最も高くなる装置に割り当てる。Throughput Multiple Insertion (TMI) では、全ジョブを処理可能時刻が早い順に並べ、工程ごとにスループットが最大となるようにジョブの処理装置と処理順序を決定する。Hybrid は HEYR と TMI を組み合わせたディスパッチングルールである。

3.2 ケーススタディ

工程数、装置数、良品率に関する設定は??節と同一であり、30 個のジョブを処理する。使用実績のある装置組合せは全体の 50% とし、使用実績のない装置組合せの良品率を FFM によって推定した。良品率の実績値と推定値を利用し、NSGA-II を用いて多目的スケジューリング問題のパレート最適解を求めた。パレート最適解の良さを定量的に評価するために算出した Normalized Hypervolume (NHV) を Table ?? に示す。この結果から、ディスパッチングルールとして TMI を採用した場合のパレート最適解集合が最も優れていることがわかる。

Table ?? には、メイクスパン C_{\max} の最小値、良品率 Q_{all} の最大値、およびスループットの最大値を求めた結果も示している。スループットは単位時間あたりの良品数であり、生産性の指標として重要である。GA は遺伝的アルゴリズムであり、メイクスパンのみを目的関数として最適化した結果を示した。メイクスパン最小化では FIFO が最も良く、GA と同等の結果が得られた。良品率最大化では TMI が最も良く、良品率を考慮したディスパッチングルールの有用性が確認できた。従来型ディスパッチングルールの FIFO でも GA と比べて 35% の良品率向上がみられた。また、スループット最大化では FIFO と Hybrid の結果が良く、GA と比べてそれぞれ 12% および 11% の向上がみられた。

4. おわりに

本研究では、多工程生産設備の生産性向上を目指して、装置組合せに依存する良品率の推定方法と良品率を考慮した生産スケジューリング方法を提案した。良品率推定には FFM が極めて有効であり、良品率を高精度で推定できることに加えて、良品率に影響する特別な装置組合せを正確に特定できた。さらに、メイクスパン最小化と良品率最大化を同時に考慮した多目的生産スケジューリング問題を、NSGA-II と新しいディスパッチングルールを組み合わせて解くことで、従来法に比べて単位時間あたりの良品数を 10% 以上向上できた。

参考文献

- [Juan 16] Y. Juan, Y. Zhuang, W. S. Chin, and C. J. Lin, Field-aware Factorization Machines for CTR Prediction, *Proc. ACM Conf. on Recommender Systems*, 43/50 (2016)
- [Rendle 10] S. Rendle, Factorization machines, *Proc. IEEE Int'l Conf. on Data Mining*, 995/1000 (2010)