

## 生産計画立案における作業のまとまりと処理順序に基づく制約学習手法 Constraint Learning Method Based on Group and Sequence of Operations in Production Scheduling

清藤 駿成<sup>†</sup>塚原 朋哉<sup>†</sup>宗形 聡<sup>†</sup>

Takanari Seito

Tomoya Tsukahara

Satoshi Munakata

### 1. はじめに

多品種少量生産の製造業では、製造現場の制約を守りながら効率的に製品を製造するために、数理最適化法[1]などを用いて生産計画を立案することが多い。これを実現するためには、製造現場の制約を定式化する必要があるが、実際に適用される制約は多様であり、かつ暗黙知となっている制約もあるため、すべてを洗い出すことは困難である。

そこで近年では、製造現場の制約が作業のまとまりや処理順序として計画に表現されていると仮定し、機械学習を用いて計画履歴から制約を学習する手法が提案されている。例えば、[2]では、作業に定義された属性値に基づいて、計画履歴で前後になる傾向がある作業の属性値を学習し、計画立案時にそれらの属性値を持つ作業同士を前後に配置することで、計画履歴の制約を反映した計画を立案する。

しかし、従来手法では、暗黙的な制約を学習するために、適切な作業の属性値設計やデータ蓄積が必要となる。例えば、染料を使う工程の場合、色の種類や濃さなどの染料の主となる情報だけでなく、pH や処理温度などの周辺情報も反映させた属性値が必要となる。これらのことから、従来手法では、学習の精度が属性値の設計に依存したり、運用で管理するデータ量が増えたりするなどの課題がある。

そこで、本研究では、作業の属性値からではなく、計画履歴での作業の並び順から構成されるグラフの特徴に基づいて製造現場の制約を学習する手法を構築した。

### 2. 提案手法

#### 2.1 学習する制約

提案手法では、製造現場の制約は暗黙的なものを含め下記 3 つの形式で計画履歴に表現されていると仮定する。以下グループとは連続で処理する作業の集合である。

- (1) グループ制約：連続で処理される作業をまとめる制約
- (2) グループ順序制約：設備ごとのグループの処理順序を決める制約
- (3) 作業順序制約：各グループに属する作業の処理順序を決める制約

製造業における計画履歴の例を図 1 に示す。作業の番号は紐づく品目の番号である。「同色の作業はまとめる」グループ制約 (1~5 : G1 (赤), 6~10 : G2 (緑), 11~15 : G3 (青)), 「グループは暖色から寒色順に処理」グループ順序制約 (G1→G2→G3), 「グループ内の作業は色の薄い順に処理」作業順序制約 (G1 : 1→2→…→5, 2G : 6→7→…→10, G3 : 11→12→…→15) が表現されている。提案手法は、計画履歴にある作業の並び順からグラフを構成してこれらの制約を学習する。

設備1	1	2	4	5	6	7	8	10	11	13
設備2	2	3	4	5	11	12	13	14	15	
設備3	6	7	8	9	10	11	12	13	15	

図 1. 計画履歴の例

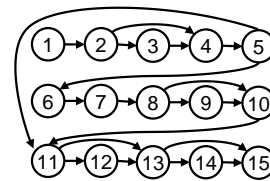


図 2. 品目グラフ

#### 2.2 グラフの構成方法

計画履歴での作業の並び順からグラフを構成する方法を説明する。提案手法では、作業に紐づく品目を頂点とし、計画履歴で前後となっている品目間に有向辺を張ることでグラフ (品目グラフ) を構成する。辺の重みには、接続する品目が計画履歴で前後となる回数を設定する。

図 1 の計画履歴から構成したグラフを図 2 に示す。頂点の番号は品目の番号である。例えば、計画履歴の設備 1 では品目 1→2 の順で並んでいるため、グラフでは頂点 1→2 に辺を張る。また、品目 4→5 は設備 1 と 2 で 2 回前後になっているため、頂点 4→5 の辺の重みは 2 となる。

#### 2.3 グループ制約の学習方法

グループ制約の学習では、計画履歴でまとめて処理されている作業の集合を特定する。提案手法では、品目グラフにおいて、グループの境界となる頂点では、辺が分岐・合流 (出辺・入辺が 2 つ以上) していることに着目した。図 1 では、グループの境界となる品目 5・6・10・11 で、5→6 と 5→11 からなる分岐と、5→11 と 10→11 からなる合流が起きている。これは、計画履歴ごとに生産する品目や生産量が異なることに起因して、設備ごとに処理する作業やそのまとまり方に様々なパターンが生じるためである。図 1 では、全体のグループ順序が G1→G2→G3 である一方で、設備 2 では G2 を処理せず、G1→G3 の順序となることで分岐・合流が生じる。以上のことから、提案手法では、分岐・合流の辺がグループの境界となる頂点間に張られた辺であると仮定し、これらの辺を削除することで、各グループを一つの連結成分として学習する。

グループ制約の学習は 3 ステップで構成される。ステップ 1 では、前処理として、計画履歴で前後となる回数の少ない頂点間の辺を削除する。具体的には、頂点のスペクトル埋め込み (次元数  $d$ ) を計算し、その距離が遠い頂点間の辺のうち、上位  $a\%$  (枝刈り係数) を削除する。スペクトル埋め込みとは、グラフ全体の隣接関係を考慮して、辺

<sup>†</sup>株式会社日立ソリューションズ東日本  
Hitachi Solutions East Japan, Ltd.

が張られる傾向にある頂点同士が近く配置された頂点の特徴量である[3]。これにより、境界となる可能性の低い頂点間での分岐・合流を削除し、グループが不要に細分化されるのを防ぐ。ステップ 2 では、境界と推定される頂点間で分岐・合流の辺を削除する。これにより、各グループを 1 つの連結成分にする。ステップ 3 では、グラフの連結成分を計算し、各連結成分を一つのグループとして出力する。

図 2 のグラフのスペクトル埋め込みを図 3 に示す。距離の遠い頂点間の辺(\*)と分岐・合流する辺(#)を削除し、3 つの連結成分 (G1 : 1~5, G2 : 6~10, G3 : 11~15) が得られる。

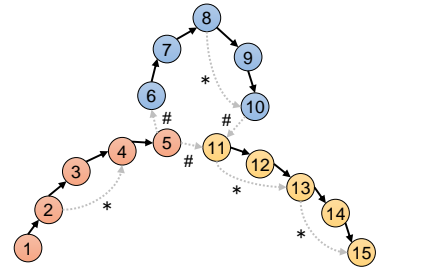


図 3. スペクトル埋め込み ( $d = 2$ )

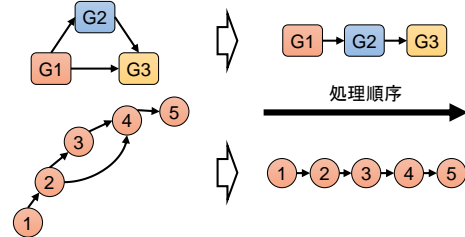


図 4. グループ順序 (上) と作業順序 (下) の学習

## 2.4 グループ順序制約と作業順序制約の学習方法

グループ順序制約と作業順序制約の学習では、グループや作業を一列に並べる順序のうち、計画履歴で頻繁に現れるものを特定する。提案手法では、上記のタスクを線形順序付け問題に定式化して解く。線形順序付け問題とは、有向グラフを入力とし、逆行する辺の数が最小となる頂点の順序を決める問題である[4]。逆行する辺の数は計画履歴と矛盾する順序の数であり、それが最小となる順序は計画履歴を最も反映した順序である。定式化した線形順序付け問題は、現実的な時間で解を得るために、ヒューリスティック解法である[4]を用いて解を求めた。

各学習で入力となるグラフを説明する。グループ順序の学習では、2.3 節で学習したグループを頂点とし、計画履歴で前後になるグループ間に有向辺を張ったグラフを入力する。作業順序の学習では、2.3 節で学習した各グループに対して、品目グラフから、そのグループに属する頂点と、それらの頂点間に張られる辺で構成される部分グラフを入力する。

図 3 のグループに対するグループ順序と作業順序の学習を図 4 に示す。グループ順序の学習 (上) では、G1~G3 を頂点とするグラフが入力され、G1→G2→G3 がグループ順序として出力される。作業順序の学習 (下) では、G1 に対する例が示されており、作業 1~5 を頂点としたグラフが入力され、1→2→…→5 が作業順序として出力される。

## 3. 評価

### 3.1 方法

正解となるグループと順序が定義されたマスタデータから計画履歴データを作成し、提案手法により計画履歴から元のグループや順序が学習できるかを評価した。

マスタデータでは品目数は 1000 個、設備数は 5 個とした。各品目には、生産可能な設備を一樣ランダムに 3 個、処理時間を 1~10 の整数から一樣ランダムに選択した。正解のグループと順序として、各品目に、グループ属性を 1~5 の整数から一樣ランダムに (したがってグループ数は 5 個)、作業順序属性を 0~1 の数値から一樣ランダムに選択した。

次に、上記のマスタデータから、以下の手順で計画履歴を 10 個作成した。まず、品目リストから品目を一樣ランダムに 1000 個選択した。次に、各品目を生産するための作業を、同一グループ属性の作業が可能な限り同じ設備にまとめ、設備ごとの処理時間が均等になるように、設備に割付けた。各設備では、グループ属性の昇順にグループを並び、グループ内では作業順序属性の昇順に作業を並べた。ここで、グループ内の作業順序については、着手可能日時

や納期を遵守するために、一部の作業順序がイレギュラーに変更されることを想定し、順序属性に -0.05~0.05 で一樣ランダムなノイズを加えた。

上記の計画履歴に対して提案手法 (スペクトル埋め込みの次元数  $d=3$ 、枝刈り係数  $a=1$ ) を適用し、各制約を学習した。学習した各制約に対して、グループ制約はクラスタリングの評価指標である純度と逆純度 (学習 (正解) グループの中に含まれる正解 (学習) グループのまとまり度合い)、順序制約は正解率 (グループまたは品目のペアに対して学習した順序が正しい割合) で評価した。

### 3.2 結果

作業グループの学習では、純度と逆純度は両方とも 99 % となり、高精度で学習できた。残りの 1 % はグループの境界に位置する作業であり、完全な識別は困難であると考えられる。グループ順序は正解率 100 %、作業順序は正解率 93 % の精度で学習できた。ノイズがある条件下で 90 % 以上の正解率は高精度であると考えられる。

## 4. おわりに

本稿では、計画履歴から制約を学習するための手法を提案し、サンプルデータにおいて高精度で制約を学習できることを確認した。実用化に向けて、実データでのさまざまな条件下でも適用できるようにすることが課題である。

また、提案手法で学習した制約を、数理最適化法での制約として適用することも可能である。提案手法と数理最適化法を組み合わせて、学習した制約を守りながら製造 KPI の高い計画を立案できるかの評価が求められる。

### 参考文献

- [1] Greenberg, H. H., "A Branch-Bound Solution to the General Scheduling Problem", *Operations Research*, Vol.16, No.2 (1968)
- [2] 株式会社日立製作所, 生産計画作成装置, 生産計画作成方法及び生産計画作成プログラム, 特許第 6764025 号, 2020-09-30
- [3] Von Luxburg, U., "A Tutorial on Spectral Clustering", *Statistics and Computing*, Vol.17, No.4 (2007)
- [4] Chanas, S., et al., "A New Heuristic Algorithm Solving the Linear Ordering Problem", *Computational Optimization and Applications*, Vol.6 (1996)