

フロー・ショップ問題におけるルールの帰納的獲得

01501824 神戸大学 藤井 進 FUJII Susumu
01604524 神戸大学 森田 浩 MORITA Hiroshi
02201844 神戸大院 * 諏訪 晴彦 SUWA Haruhiko

1 はじめに

近年の生産現場においては、FAの進展、生産工程の複雑化、需要動向の変化などにもない、生産スケジュールの自動化が大きな課題となっている。このような状況に対する実的手法の一つとして、人工知能分野での技術発達にともなうエキスパートシステムを用いたスケジュール・システムの開発が活発化している。知識ベース構築に際しては、知識工学者が専門家から抽出した知識を計算機が処理しやすいルールの形に変換する。しかし、製品・設備等の周囲の環境が変化した場合に、専門家が適切な知識を有しているとは限らず、状況に応じて新しい適切なルールを追加・更新していくことができるとは限らない。

これに応じて、専門家から得られる経験的知識への依存から脱却し、システムの対象問題自体の解析によりスケジュール問題に対するルールを計算機により自動的に抽出するようなインテリジェント・スケジュールシステムの構築が研究され始めている [1]。これらの研究では、予め考えられたスケジュール・ルールの適切さをシミュレーションにより評価しておき、状況に適したルールの選択が可能となるようにするという考え方をとっている。

著者らはこれまでに、これらとは異なり、多数のスケジュールの特性を解析することにより、それに内包されている適切なスケジュール・ルールを抽出する方法について考えてきた [2]。このような方法をとる場合、(1) ルール獲得に対するアルゴリズム、(2) 事例の発生法、(3) 獲得したルールの適用法が検討対象となる。(1) については、有効性が論じられている帰納的学習法の1つである C4.5 学習アルゴリズム [3] を適用して、それに適した問題の記述を考え、(2) については、スケジュールを事例に対応させて、仕事属性に関する事例特徴から多数の事例群に内在する何らかのルールを知識として自動獲得することを検討した。ここでは、事例特徴に仕事の局所的な位置情報を付加し、さらに (3) について、スケジュールのパターンに応じてルールを選択し適用する方法を考える。

なお、対象問題は各機械上での仕事の処理順序が同

一である場合のフロー・ショップ問題を取り上げ、本研究で提案するルール獲得手法およびルールの適用法の有効性を検討する。

2 対象問題の記述と帰納的学習

フロー・ショップ問題を以下のように定義する。 n 個の仕事 $J_i (i = 1, \dots, n)$ を m 台の機械 $M_k (k = 1, \dots, m)$ で k の増加順に加工するものとする。仕事 J_i は処理時間 $p_{i,k}$ で分割なしに加工され、各機械上での仕事の処理順序は同一であるものとする。ここでは、総所要時間最小化 C_{max} を評価関数とする。

本研究では、帰納的学習によるルールの自動獲得に、C4.5 学習アルゴリズム (以下、C4.5) を用いる。C4.5 は帰納的学習の1つであり、計算機により特定の例題からそれらを分類するようなルールを推論する。帰納的学習のために用いる所与の事例集合をトレーニング・セットと呼び、その事例は問題の特徴づける性質の集合と、事例が属するカテゴリにより構成される。C4.5 ではトレーニング・セットから事例を分類する分類木を構成し、その各々のパスから *if-then* ルールを取り出すことによって、最終的にルール・セットが得られる。これらのルールは、その条件部が事例特徴の部分集合で、結論部が事例のカテゴリで表現されるような形式をとり、一般にはカテゴリが未知の事例を分類するために利用する。

3 事例の構成

(1) 事例の表現形式

事例を設定する際に、ルールの表現形式の性質上、予めどのような形のルールを獲得するかを検討する必要がある。著者らはこれまでに、2仕事の仕事属性に基づいたスケジュールを想定して、スケジュール上での仕事対の入れ換えによる事例作成を提案した。ここでは、その方法について検討する。

すなわち2仕事入れ換え法では、任意のスケジュール S において任意に選択した仕事 $J_i, J_j (i < j)$ を入れ換えたときの S を事例に対応させる。事例特徴は、入れ換える仕事対の仕事属性と局所的な位置関係に着目すると以下のようなものが考えられる。

<機械番号>

Ⓔ1 : 機械 (k)

<仕事属性に関する特徴>

- Ⓔ2 : $p_{i,k} - p_{j,k}$ ($> 0, \leq 0$)
- Ⓔ3 : $p_{i-1,k} - p_{i,k}$ ($> 0, \leq 0$)
- Ⓔ4 : $p_{j-1,k} - p_{j,k}$ ($> 0, \leq 0$)
- Ⓔ5 : $p_{i,k} - p_{i+1,k}$ ($> 0, \leq 0$)
- Ⓔ6 : $p_{j,k} - p_{j+1,k}$ ($> 0, \leq 0$)

<仕事の局所的関係に関する特徴>

- Ⓔ7 : J_i の前に加工される仕事が存在する (Yes, No)
- Ⓔ8 : J_j の前に加工される仕事が存在する (Yes, No)
- Ⓔ9 : J_j の後に加工される仕事が存在する (Yes, No)
- Ⓔ10 : J_j の後に加工される仕事が存在する (Yes, No)
- Ⓔ11 : J_{i-1} は J_i に隣接している (Yes, No)
- Ⓔ12 : J_{j-1} は J_j に隣接している (Yes, No)
- Ⓔ13 : J_{i+1} は J_i に隣接している (Yes, No)
- Ⓔ14 : J_{j+1} は J_j に隣接している (Yes, No)

事例のカテゴリは、仕事対の入れ換え操作による評価値の変化の善し悪し(正・負)をとることを考えて、事例のカテゴリを以下のように設定する。

- good : $I_l < I_{l-1}$
- no good : $I_l \geq I_{l-1}$

(2) トレーニング・セットの作成

任意順序のスケジュール S_0 を発生させる。 S_0 上の任意の2仕事を逐次的に s 回入れ換えてスケジュール S_1, \dots, S_s を作成する。このとき、各段階の事例特徴の設定で着目する機械を M_1, \dots, M_m の順に逐次繰り返して変更していく。すなわち、1つの機械について s/m 個の事例が生成されることとなる。 S_0, \dots, S_s の評価値を I_0, \dots, I_s としたとき、 $S_0 \sim S_{s-1}$ のスケジュール(事例)を $I_l - I_{l-1}$ ($l = 1, \dots, s$) の昇順に従って並べる。このとき順序付けられた s 個の事例 S'_1, \dots, S'_s のなかで、 $S'_1 \sim S'_l, S'_{s-l+1} \sim S'_s$ の事例をトレーニング・セットとする。

4 ルールの適用と学習実験

実際にルールを適用する場合、ルール・セットからどのルールを選択するかが問題となる。本研究では、各ルールに対して選択確率を与えて、ルールの選択を行なうことを考える。さらに、選択したルールを適用した結果評価値が改善されると、そのルールの選択確率高くすることにより、問題に応じた効果的なルールの選択に柔軟性を持たせることを考える。

まず、得られたルール・セット \mathcal{R} から、結論部が good のルールを全て取り出して、新たにルール・セット \mathcal{R}' を生成する。 \mathcal{R}' から M_1, \dots, M_m に適用するルール・セット $\mathcal{R}_1, \dots, \mathcal{R}_m$ を抽出する。ただし、特徴Ⓔ1が条件部に存在しないルールは、これら全てのルール・セッ

トに属するものとする。 \mathcal{R}_k に属するルール $r_{j,k}$ の選択確率 $P_{j,k}$ を

$$P_{j,k} = N(r_{j,k}) / N(\mathcal{R}_k) \quad (1)$$

$(j = 1, \dots, q_k; k = 1, \dots, m)$

と定義する。ただし、 $N(r_{j,k})$ は各ルールの適用回数、 $N(\mathcal{R}_k)$ は \mathcal{R}_k の適用回数とし、初期値を $N(\mathcal{R}_k) = q_k$ 、 $N(r_{j,k}) = 1$ とする。このとき、 M_1, \dots, M_m の順に、入れ換え候補の仕事対がなくなるまで、以下のアルゴリズムを繰り返し適用する。なお、 C'_{max} は2仕事入れ換え後の総所要時間を表す。

- [step 0] $\mathcal{R}^* \leftarrow \mathcal{R}_k$;
- [step 1] 選択確率によりルール $r_{u,k} \in \mathcal{R}^*$ を選択する。
- [step 2] $r_{u,k}$ により $C_{max} > C'_{max}$ なる仕事対を取り出す。なければ step 4へ。
- [step 3] 取り出した仕事対を実際に入れ換える。
 $N(r_{u,k}) \leftarrow N(r_{u,k}) + 1$; $N(\mathcal{R}_k) \leftarrow N(\mathcal{R}_k) + 1$;
 $P_{j,k}$ を更新して、step 5へ。
- [step 4] $\mathcal{R}^* \leftarrow \mathcal{R}^* - \{r\}$; $\mathcal{R}^* \neq \phi$ ならば step 1へ。
- [step 5] m 回連続して $\mathcal{R}^* = \phi$ ならば終了する。
 $k \leftarrow k + 1$ ($k = 1$ if $k = m$) として step 0へ。

機械台数3~5, 仕事数50, 100(処理時間[1, 99])の6規模の問題に対して、各々10種類の問題(計60個)を作成し、その中から任意に選んだ $3 \times 50, 4 \times 50, 5 \times 50$ の問題においてルール獲得を行ない、各々得られたルール・セットを同一機械の問題(各20個)に適用した。なお、ルール獲得において、発生事例数 $s = 10000$ 、適用事例数 $2t = 1000$ とした。

ルールの適用結果得られた解と、タブー・サーチ(初期解: 任意順序, 近傍: 仕事対の入れ換え, Tabu-list: 入れ換えた仕事対10組の履歴)により得られた解を比較した結果、タブー・サーチによる解との相対偏差が $\pm 3\%$ 以内であった。このことから、本手法により良好なスケジュールを得ることが可能であるといえる。

5 おわりに

本研究では、フロー・ショップ問題を対象として、帰納的学習法によるヒューリスティック・ルールの獲得および適用法を提案し、その有効性を検討した。現在、ジョブ・ショップ問題への適用を検討中である。

参考文献

- [1] 中須賀慎一, 吉田武稔, 第15回システムシンポジウム pp.367-372, 1989
- [2] 藤井進, 諏訪晴彦. ISCIIE 第4回インテリジェントFAシンポジウム講演論文集, pp.189-190, 1993
- [3] J.R.Quinlan, C4.5: PROGRAMS FOR MACHINE LEARNING, MORGAN KAUFMAN, 1993