

フロー・ショップ問題を対象としたスケジューリング・ルールの帰納的獲得

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

1 はじめに

近年の生産現場においては、専門家から得られる経験的知識への依存から脱却し、対象問題自体の解析からスケジューリング・ルールを自動的に獲得するようなインテリジェント・スケジューリング・システムの構築が研究され始めている[1]。従来の研究では、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リング・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、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、仕事属性と仕事の位置情報に関する事例特徴から多数の事例群に内在するルールを自動獲得することを検討した。また、(3)については、スケジュールのパターンに応じてルールをランダムに選択し適用する方法をとっている。ここでは、獲得したルールについて、評価値の改善率やスケジュール・ルールとしての適用のし易さを検討し、スケジューリング・ルールとしての適応性を考察する。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についても検討を行なう。

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(以下、 m

$\times n$ 問題)。仕事は処理時間 $p_{i,k}$ 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は特定の事例集合(訓練例)からそれらを分類するようなルールを推論する。各々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では訓練例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り、ルール・セットを生成する。個々のルールは、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る。

3 C4.5によるルールの獲得

(1) 事例の構成

任意のスケジュール S において任意に選択した仕事を入れ換えたときの S を事例に対応させる。事例特徴は、仕事の処理時間差($p_{a,k} - p_{b,k}$, $(a,b) = \{(i-1,i), (j-1,j), (i,j+1), (j,j+1)\}; > 0, \leq 0$)、仕事対の位置関係($Job_exists_before_after_Ji(Jj)$, $Adjacent_Job_before_Ji(Jj)$, $Adjacent_Job_after_Ji(Jj)$; Yes or No)に着目した計11個のものとする。また、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改善および改悪により、good, badを決定する。

(2) 訓練例の作成

訓練例の作成手順は、まず任意順序のスケジュール $S(0)$ を発生させる。次に、 $S(0)$ 上の任意の2仕事を N_s 回入れ換えてスケジュール $S(1) \sim S(N_s)$ 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。さらに、 $S(0) \sim S(N_s)$ の評価値を $I(0) \sim I(N_s)$ としたとき、 $S(0) \sim S(N_s-1)$ のスケジュール（事例）を $I_l \sim I_{l-1}$ ($l=1, \dots, N_s$) の昇順に従って並べる。このとき N_s 個の事例 $S'(1) \sim S'(N_s)$ のなかで、 $S'(1) \sim S'(N_t)$ 、 $S'(N_s-N_t+1) \sim S'(N_s)$ の事例を訓練例とする。

(3) ルールの獲得

所与の $m \times n$ 問題で s 個の任意順序のスケジュールを発生させ、各々から作成した訓練例を C4.5 に入力しルール・セットを獲得する。さらに、一般性を高めるために、それらのルール・セットを統合させる。ルールを利用する際は、good ルールのみを利用することとする。

4 数値例

ルールの獲得は、 3×10 問題（処理時間[1,99]の一樣乱数）、 $s=5$ 、 $N_s=2000$ 、 $N_t=500$ の条件で行なった。ルール獲得の結果、34 個のルールを持つルール・セット R_s が生成された。このうち、全てのルール・セットに含まれていたルール（重複数 5）が 1 個、重複数 2 のルールが 4 個、重複数 1 のルールが 29 個であった。各ルールの有用性を観察するために、同一問題で 50 種類の任意順序のスケジュールを発生させ、各ルールの条件を満足する全ての仕事対の入れ換え操作を行った。図 1 は、入れ換え総数に対する評価値の改善された個数を表し、図 2 は、入れ換え可能仕事対の総数に対する各ルールの入れ換え候補数の割合（マッチング率）と各ルールの改善率の関係を表す。

これらの結果から、大半のルールは評価値を改善する効果を有することがわかる。しかし、改善率の高いルールは仕事対の候補が少ないため、適用場面が少ない傾向があることがわかる。このような特性は、さらに 10, 15, 20 個のルール・セットを各々合わせた場合でも観察された。

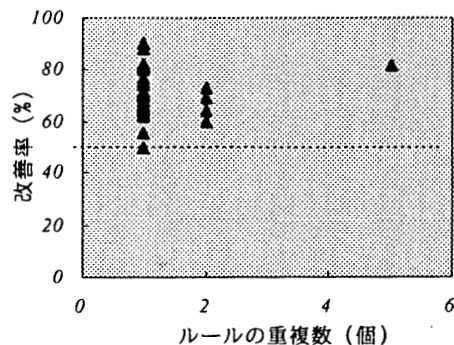


図 1: ルールの評価値改善率

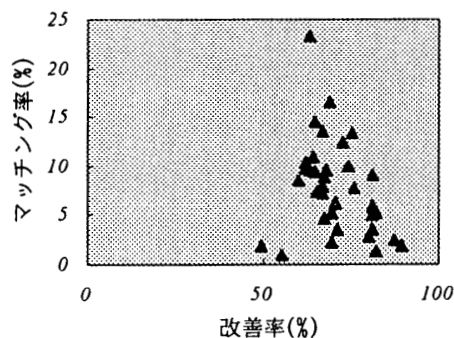


図 2: ルールの改善率とマッチング率

また、 3×50 、 4×100 、 5×100 問題（処理時間 [1,99]）を、各々 10 個作成し、前節のルール・セット R_s を各問題に適用した。 R_s による解と、タブー・サーチによる（準）最適解を比較した結果、本手法により相対偏差が 3% 以内の解を得られることを確認した。

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ルールの獲得法を提案し、獲得したルールの適応性について考察した。現在、他の評価関数への適用を検討中である。

参考文献

- [1] 中須賀, 15 回 System Symposium, pp.367-372, 1989
- [2] 藤井進, 森田浩, 諏訪晴彦, SICE Vol.32, No.3, 1996
- [3] J.R. Quinlan, C4.5: PROGRAMS FOR MACHINE LEARNING, MORGAN KAUFMAN, 1993