系統的シャフルを用いた並列型分枝限定法 ——マルチプロセッサタスクスケジューリングへの応用——

正員 近 藤 仁 志 (東工大)

正員 小 林 史 典 (九工大)

非会員 原 辰 次 (東工大)

正員 武 平 信 夫 (徳山高専)

Parallel Branch and Bound Method Using Systematic Shuffling ——Application to Multiprocessor Task Scheduling——

Hitoshi Kondoh, Member (Tokyo Institute of Technology), Fuminori Kobayashi, Member (Kyushu Institute of Technology), Shinji Hara, Non-member (Tokyo Institute of Technology), Nobuo Takehira, Member (Tokuyama College of Technology)

The most general technique that can be used to solve a wide variety of combinatorial extremum-search problems, such as the task scheduling for parallel processing, is the branch-and-bound algorithm. However, since these problems are nondeterministic polynomial (NP)-complete, the solution derived within an appropriate searching time is not always optimal.

In this paper, from the standpoint of avoiding local minimum solutions, we propose a practical scheduler which searches a wide area of the search tree using plural searching strategies based on the latest starting time and performing a systematic shuffling of the priority list for node selections.

Our computer simulation results demonstrate that the systematic shuffling yields to dramatic acceleration in obtaining the candidate solutions. An application of the proposed scheduler to the simulation of the impact drop of a roll milling machine indicates that the total idle time of the processors can be decreased by a factor of ninety when compared to the conventional scheduling approaches. The observation of a mechanical manipulator control application reveals that the minimum number of processors for reaching the critical path length is five, with the conventional scheduling requiring seven.

キーワード：マルチプロセッシング，最適化問題，並列処理，分枝限定法，NP 困難

1. ま え が き

デバイスの改良による計算機の高速化には限界があるため，近年，並列処理でこれを補う研究が盛んに行われている。しかし，タスクの割当問題は厳密に解けないため (NP 完全)⁽¹⁾，これまでヒューリスティック法やシミュレーテッドアニーリング法 (以下，SA と略記)，また遺伝的アルゴリズム (以下，GA と略記) など，様々な近似解法が提案されてきた⁽²⁾⁽³⁾。

SA や GA は自然界に見られる最適化原理をシミュレートしたもので，熱の励起や突然変異などの操作により，局所解に陥りにくい特徴をもつ。しかし重複した解候補を何度も探索したり，解がありそうもない領域も探索するなど，探索効率は低い。

これに対し，DF/IHS⁽⁴⁾は，逐次探索を行う分枝限定法に，出口ノードまでの最短時間に基づきタスクを割当てる直接構成法を組合せたものである。これにより，解精度の高い上限値が探索の早期に得られ，更に

ヒューリスティック値をタスク番号に反映する簡素化を図ることで、より多くの探索が行なえる特徴をもつ。しかしこれまでは、最適解を逃すまいとするあまり、階乗オーダである部分問題をすべて探索し（局所解に固執してしまい）、限られた時間を有効に利用できない問題点もあった。

そこで本論文では、探索効率の高い分枝限定法に着目し、最適解の導出よりも最悪ケースを抑えることを主眼に、局所解にとらわれすぎない、広範囲の領域を探索する実用的なスケジューラの構築を試みる。

まず、並列処理のテクニックを用い、複数の探索を並列に行う。しかしその探索は長くは行わず、その局所解近傍を探索したところで打ち切る。その後探索則を変更し、再び探索を開始する。これを繰返すことで徐々に探索範囲を別の領域に移動してゆく。本手法の特徴は、探索領域のシフトを解精度の高い上限値の得られる複数の探索則から、徐々に広げてゆくところにある。

スケジューラは、マルチタスクにより実現している。実験は、まずランダムに発生した仮想タスクグラフに適用し、最悪ケースを抑える効果を確認する。次に圧延インパクトドロップシミュレーション、およびロボットアームの制御計算の二つの実問題に適用し、更に解を更新できることを示す。特に後者は1980年にLuhが最初に扱ってから、吉川、笠原と研究を重ねてきた問題であるが、これまで7台のCPUを用いなければクリチカルパスに到達できなかったのに対し、2台少ない5台のCPUでこれを達成、しかもこれがこの問題における最小CPU数であることがわかった。

以下、第2章で分枝限定法について述べ、第3章ではシミュレーションを基に、幾つかの探索則について考察する。次に第4章で、探索領域の固執の問題を再認識し、第5章では、系統的シャフリングにより探索領域を切替える手法を提案する。最後に第6章で、実問題に適用した結果から本手法の有効性を考察する。

2. ジョブショップスケジューリング問題

〈2・1〉 分枝限定法による解法とその性質 ここて扱う問題は、先行制約をもち、各タスク長の異なる非分割 (nonpreemptive) なタスク集合を、能力の等しい複数の機械で処理する、処理時間最小化問題である。なお、以下タスク数を n 、処理する機械の数を m とする。

この問題の最適解を有限時間内に求めることのできる唯一の手法は分枝限定法である。これは、最適解を

与える可能性がないと明らかになった部分問題を省く (枝刈) などの工夫によって、もともと階乗オーダの計算量を指数オーダに下げたり、指数関数の次数を下げる効果がある⁽¹²⁾。しかし、分枝限定法は基本的にしらみつぶしである。結局、タスク数が少し増えれば膨大な探索時間を要し、探索の打ち切りを前提としなければならない。

以下に分枝限定法の基本的性質を挙げておく。

〔性質1〕 解精度の高い上限値が、探索の早期に見つかるほど、単位時間内に探索する範囲が広がる。

〔性質2〕 処理を開始してしばらくは解候補をある程度連続して出力するが、次第にその間隔は広がっていき、そのうち出力しなくなる (出力硬直を起こす)。

〔性質3〕 深き優先の分枝限定法はバックトラックが下から進むため、深さの浅い探索ノードほどバックトラックが起きにくい。

また〔性質3〕より、打ち切りを前提とした分枝限定法には、“探索の早期に選択した浅いノードに間違った組合せがあった場合、最後まで再考慮できない”という問題がある。

〈2・2〉 優先順位リストをもつ分枝限定法 分枝限定法の各探索ステージでは、割当てるべきタスクがレディタスクの中から順に選ばれるが、〔性質1〕より、この順序が特に重要である。そのため、レディタスクにヒューリスティック値を与え、値の高いものから順に選ぶ手法がとられる。これを探索前にあらかじめ計算できる範囲にとどめれば、探索は高速になるので、この優先順 (番号) をリストにとり、これをもとにレディタスクを選ぶ手法が考えられる。

3. 探索則とその評価

〈3・1〉 探索則 以下に優先順位リストの決定法 (探索則) について述べる。ここでは探索前に決定できるものととどめ、これをタスク番号の考え方⁽⁴⁾に反映し、すべて同じスケジューラで探索する。

(1) 最遅開始時刻優先法 第一に各タスクの最遅開始時刻 (latest starting time) の早い順とする。これは有向木のタスクグラフの最遅アルゴリズム⁽⁶⁾に用いられたものである。しかし任意形状のタスクグラフにおいては、同レベルのタスクが複数ある場合の優先順位を一意に決定できないため、この選択を誤ると非常に悪い解しか得られない欠点がある。そこで、同じ場合は別の条件を付加する。以下にその条件を示す。このなかで最初の条件 (タスク次数の大きい順) についてはタスクスケジュールに対して有効であると

表 1 単一探索則による解の分布

Table 1. Distribution of the solutions (idle time) for the various single search strategies.

条件 探索則	C 1				C 2			
	H 1	H 2	H 3	H 4	H 1	H 2	H 3	H 4
0~ 1	24	10	23	2	0	0	0	0
2~ 3	11	13	12	5	1	0	1	0
4~ 7	22	37	27	7	1	4	3	0
8~ 15	13	13	14	20	8	11	11	0
16~ 31	8	8	8	9	33	37	33	0
32~ 63	9	8	7	9	30	23	31	0
64~127	11	9	7	6	17	17	14	0
128~	2	2	2	48	10	8	7	100

H 1: LO, H 2: LF, H 3: LM, H 4: MO

いう報告がなされている⁽⁴⁾。しかし著者らは、以下のどの探索則が最適であるかを決定することは、局所最適解への固執にほかならないと考える。

(i) タスク次数の大きい順 (以下, LO と呼ぶ) ノードの次数 (order) とはタスクグラフにおける直後の後続タスク数を意味する。これは $m=2$ のときの最適アルゴリズム⁽⁷⁾に用いられているもので、 $m>2$ のときにも比較的良好な解を導出することが調べられている⁽⁴⁾。

(ii) 余裕時間の少ない順 (以下, LF と呼ぶ) 余裕時間 (floating time) は、 m が十分大きいとき、クリチカルパス長を崩さずに変更できるタスクの実行開始時刻の幅をいう。この時間の短いものを優先して選べば、クリチカルパスを崩す確率の高いタスクを優先して配置する意味がある。

(iii) 乱数順 (以下, LM と呼ぶ) 最遅開始時刻が同じ場合乱数で選ぶ。根拠は何もないが、上の二つ以外のノードが選ばれる。

(2) モンテカルロ法 各タスクは初めから乱数によって選ぶ (以下, MO と呼ぶ)。この手法に完全に頼ることは問題があるが、付加的に用いれば解の収束を速めることがある。

〈3・2〉 各探索則の評価 タスクグラフは乱数により先行関係を決定した。条件は以下の二つで、それぞれ 100 個ずつ計 200 個である。この問題では、 m が少ないとき (3 以下) には下限関数が良い値を出し、 m が多いとき (7 以上) にはクリチカルパスへの到達率が増す。従って、タスクグラフの発生条件にこれを含めないようにする。条件の一つ (C 1) は、タスク数 50, タスク長 1~300 のうちから乱数で選び、先行タスク数最大 2 を 4 台の機械に割当てる問題を探索時間 (CPU タイム) 10 分間で処理するもの。もう一つ (C 2) は、タスク数 100, タスク長 1~300, 先行タ

表 2 同一タスクグラフに対する解の差の分布

Table 2. Distribution of the differences between solutions for the same task graph.

条件 比較	C 1			C 2		
	A	B	C	A	B	C
128~	0	0	1	0	0	0
64~ 127	0	2	3	1	1	0
32~ 63	3	4	5	5	3	0
16~ 31	2	2	1	12	17	0
8~ 15	4	3	2	7	4	0
4~ 7	7	7	2	15	14	0
2~ 3	0	0	0	0	0	0
0~ 1	0	0	0	0	0	0
0	63	74	4	39	48	0
-1~ 0	0	0	0	0	0	0
-3~ -2	21	8	10	0	0	0
-7~ -4	0	0	4	8	5	0
-15~ -8	0	0	9	4	1	0
-31~ -16	0	0	5	4	4	0
-63~ -32	0	0	2	3	3	0
-127~ -64	0	0	8	2	0	1
-128	0	0	44	0	0	99

A: LO-LF, B: LO-LM, C: LO-MO

スク数最大 2 を 6 台の機械に割当てる問題を CPU タイム 3 分間で処理するものである。

表 1 は機械の非実行時間をそのまま 2 の累乗スケールで度数分布表にしたものである。優先順位を考慮せずに探索した MO と比較して、LO, LF, LM はいずれも良好な結果が得られている。LO, LF, LM は一見同じような探索則に見えるが、それぞれ膨大な数の局所部分問題を周囲にもち、〔性質 2〕より解の出力硬直がしばしば起るため、規模の大きな問題では異なる探索則と考えるべきである。特に、探索早期に良い上限値が見つかりやすい最遅開始時刻優先則では、最初からほとんど解を更新しないまま探索時間を費やす。

表 2 は同一タスクグラフに対する解の差を示したもので、例えば LO-LF は LO で得られたものから LF のそれを引いたものである。従って + 方向は LF が、そのタスクグラフに対しては、優位であったことを示す。表 1, 表 2 より LM の成績が良く、LO や LF の近傍にだけ解があるとは限らないことがわかる。また、問題の規模によっては MO が良いケースも少なくなく、場合によっては、最遅開始時刻優先則だけが良いのではないこともわかる。

以上より、マクロに最遅開始時刻系の探索則が良いが、ミクロにはタスクグラフに依存し、どんなタスクグラフにも適した探索則は存在しないと結論づけることができる。これは、最遅開始時刻優先は例えば巡回セールスマン問題という最近都市優先則に似ており、

大まかには良い解を出すものの、整数最適化問題であるため、結局は細かい調整をしなければ最適解は求められないのと同じ理由と考えられる。

4. 局所最適解への固執の回避

次に局所解に固執しない観点から、あらかじめ与えられた探索時間を分割し、それぞれ異なる探索則で探索してみる。ここでは、複数の探索則を同時に適用する方法と、シャフリングにより各探索則を順次切り換えてゆく方法について述べる。

〈4・1〉 複数探索則 [性質1]から、複数の探索則のどれを先に行なうかで解に差が出るため、各探索則を同時に実行し、プロセス間通信によって、上限値を共有しながら探索する方法を採用する。このような方法では、一つが精度の良い上限値を与えると、ほかもそれを用いて探索範囲を限定することができ、シーケンシャルに切り換えを行う場合に比べ探索効率が良い。これは p 台で処理して p 倍以上の領域を探索できることから、異常加速あるいは加速効果などと呼ばれる⁽⁵⁾⁽²⁵⁾。

さてここでは、LOとLF(H5)、LOとLM(H6)、LOとMO(H7)、およびMOとMO(H8)についてシミュレーションしてみる。タスクグラフは前回と同じものを用いた。結果を表3に示す。

これより、C1のH7とH8、およびC2のH5とH6では、それぞれの探索則で得られなかったものがお互いに補い合い、最悪ケースを抑える形で改善されている。その他においては改善されているとはいえないものの、著しい悪化は見られない。

改善されたケースを見ると、C1ではMOを混ぜたものがよいが、逆にC2では最遅開始探索則を組合せたほうがよい。

この結果は表2からも推測できるが、前者は比較的

簡単な問題であり、探索領域が狭くなるため、LO、LF、LMはお互いに近すぎ、領域が重複しているのに対し、MOは適度に離れた領域を探索したものと考えられる。逆に後者ではMOは極めて悪く、LO、LF、LMが適度に離れた領域を探索している。すなわち、並列探索を行う際には、探索則を選択する必要がある、特にその近傍の度合が重要である。

〈4・2〉 リストのシャフリング [性質2]より、探索を開始してしばらくすると出力硬直が起こる。そこで、最後に解候補を出力してからある期間(探索数: s)次の解候補が得られなくなったところで、リストを切り換えてみる。

リストの生成はGAやSAにみられるように、物理モデルをシミュレートすることも考えられるが、ここでは、あらかじめ記憶しておいた初期リストを毎回シャフル(単にランダムに要素を交換)して用いる。実験はLOとLF(H9)、LOとMO(H10)、それにMOとMO(H11)の組合せについて行った。結果を表4に示す。これより、シャフリングは著しい改善効果があり、C1でほとんどが1桁以内に到達した。

ここでは $s=50,000$ としたが、 s は小さいほど多く

表3 複数探索則による解の分布
Table 3. Distribution of the solutions for the various plural search strategies.

条件 探索則	C 1				C 2			
	H 5	H 6	H 7	H 8	H 5	H 6	H 7	H 8
0~ 1	24	24	28	4	0	0	0	0
2~ 3	8	8	12	6	1	1	1	0
4~ 7	22	23	23	17	3	2	0	0
8~ 15	16	15	16	20	9	8	5	0
16~ 31	8	8	13	15	43	41	36	0
32~ 63	9	9	6	5	23	25	34	0
64~ 127	11	11	1	3	14	14	18	0
128~	2	2	1	30	7	9	6	100

H 5: LOLF, H 6: LOLM, H 7: LOMO, H 8: MOMO

表4 シャフリングによる解の分布
Table 4. Distribution of solutions in case of shuffling.

条件 探索則	C 1			C 2								
	H 9	H 10	H 11	H 9			H 10			H 11		
s	50,000	50,000	50,000	50,000	30,000	10,000	50,000	30,000	10,000	50,000	30,000	10,000
0~ 1	49	45	39	0	1	0	0	0	0	0	0	0
2~ 3	39	40	36	1	2	7	1	2	7	0	0	0
4~ 7	11	14	24	11	19	34	4	17	19	0	0	0
8~ 15	0	0	0	26	37	39	16	28	37	0	0	4
16~ 31	0	0	0	48	36	20	53	45	35	0	1	30
32~ 63	0	0	0	13	5	0	18	8	2	1	13	48
64~ 127	0	0	0	1	0	0	8	0	0	8	31	11
128~	1	1	1	0	0	0	0	0	0	91	55	7

H 9: LOLFS, H 10: LOMOS, H 11: MOMOS

の切換えを行う。そこで C2 については、3 種類 (50,000, 30,000, 10,000) 変えてみた。

結果より、シャフリングはどの場合にも有効で、同じ探索則の近傍をいつまでも探索するより、広く浅く探索するほうがよいことがわかる。また、タスクグラフの規模によらず最遅開始時刻優先則を混ぜたほうが、良い結果を得ることができる。これはシャフリングに MO の効果があるため、最遅開始時刻優先則近傍をうまく探索できるためである。

5. リストの系統的シャフル

〈5・1〉 系統的シャフルの必要性 これまでの結果を整理し、知見をまとめておく。

(1) 探索則を幾つか用意して、そのすべてを並列に処理すれば、加速効果も手伝って解は良くなる。ただし、並列探索の規模はタスクグラフに依存するので、場合によっては、小さな問題に大きな並列システムを用いてしまう問題もある。

(2) 初期探索則には最遅開始時刻優先則を用いれば、早期に良質の上限値が得られ、[性質 1] より探索の効率上がる。

(3) 最遅開始時刻優先近傍の複数探索は良い解を導出するが、その近傍の度合は近すぎても遠すぎても効率を悪くする。従って、問題の規模によって有効な探索則の組合せを変えてやる必要がある。しかし、これを先見的に決定する方法は一般には困難である。

(4) LM の成績が良いことから、リストは単に LO, LF, LM を乱数を用いて少し変更して作っても効果がある。これは、[性質 3] に起因する探索木の上方のステージが再考慮できない問題を、シャフリングで解決できることを示している。

(5) MO が早期に良好な上限値を導出することもあるので、MO の混入もときに解の収束を速める効果がある。もちろん MO は悪い探索則となる可能性が高いため、長く探索する必要はなく、また偶然できた一つでなく他の可能性も繰返し選択したほうがよい。

(6) 切換えは、表 4 の結果および[性質 2] より、探索早期にはしばしば行ったほうがよい。しかし、探索が進むにつれて上限値の解精度が良くなるため、次第に頻度を下げるべきである。

これらの条件をすべて満足するような系統的なシャフルを行なうことができれば、単にシャフリングを行うよりも更に効率的な探索が行える。

そこで、最遅開始時刻優先探索則と一部 MO を初期探索に使い、以後徐々に乱数でそれを切り換えることで探索領域を拡大してゆく。更に、切換えのタイミ

ングも以下のように段階的に変化させる方法が考えられる。これにより、広い範囲の規模のタスクグラフに対して効果的なスケジューラが構築できる。

〈5・2〉 系統的シャフルを用いたスケジューラ

s の最小数はタスク数 n だけあれば少なくとも 1 回探索できるため、初期値は $s := s_0$ (ここで、 s_0 は n 以上の小さい値) とし、以後探索のたびに $s := ns (\eta > 1)$ で更新する。

(1) 最後の候補補を得てから s 個のステージを探索しても次の候補が得られなかったときはその探索則による探索を打ち切る。

(2) リストの種類に応じて、次のようにリストを作り直し、再び探索を開始する。

(i) 最遅開始時刻優先探索則のとき 初期リストをシャフリングして作る。 $s := ns$

(ii) MO のとき 乱数により全く新しいリストを作る。 $s := s_0$

(3) 処理は次のいずれかの条件を満足したとき終了する。

(i) 一つのスケジューラが探索木を読み切った。このとき親プロセスは、探索ノード数 $\leq s$ となっていることで判断できる。

(ii) 処理を開始してある期間 (例えば CPU time で 10 分など) 調べた。

DF/IHS を並列化した PDF/IHS も提案されている⁽²¹⁾が、探索木のどこで分割するかについての考察はなされていない。また、本手法は局所解に固執しない観点から、階乗オーダで広がる多くの CP/MISF 解近傍の部分問題を捨て去る点で大きく異なっている。それとも関連して、本手法は探索の重複検査を行っていない。すなわちここでは、ノードセレクションをいかに早くしても NP 完全な問題での探索木の読みきりは不可能であり、結局良い上限値による下限関数での部分問題の限定が重要であるという立場をとっている。事実、表 4 で示したとおり、ほとんどすべて

表 5 提案手法による解の分布

Table 5. Distribution of solutions for the proposed method.

条件	C 1	C 2
0 ~ 1	53	6
2 ~ 3	41	10
4 ~ 7	5	40
8 ~ 15	0	40
16 ~ 31	0	4
32 ~ 63	0	0
64 ~ 127	0	0
128 ~	1	0

のケースで短期間に良い解が得られている。

〈5・3〉 シミュレーションによる評価 ここでは前述の四つの探索則 LO, LF, LM, MO を初期探索則とした。用いたコンピュータは, Sun の SPARC station で, $\eta=1.15$, シャフリングにおけるリストの要素の交換回数は $0.1n$ 回である。結果を表 5 に示す。これより, 最悪ケースを抑える形で解の分布が更に上にシフトすることがわかる。なお, C1 の 128 以上にある一つのタスクグラフは最適解である。

また, 同一探索時間 (全プロセスの総和) で更に解を更新することを加速効果とすれば, 表 1 の結果と比較して, 少なくとも C1 で約 60%, C2 では約 90% がこれに該当する。

6. 実システムにおける評価

笠原が行っている, マルチプロセッサのタスクスケジューリングの二つの例題, 圧延機のインパクトドロップシミュレーション⁽¹⁶⁾とロボットアーム制御計算⁽¹⁷⁾を再実験してみた。探索時間は全プロセスの合計で 10 分とした。

表 6 に圧延機のインパクトドロップシミュレーションの処理結果を示す。文献 (16) では $m=4, 6, 7$ のときにやや精度が悪く, 最適解からの相対誤差は 10% 程度残ったと報告されている。例えば, $m=4$ の場合の非実働時間は LO 法では 4017 clock であったが, これはスケジュール長の 48% の時間に相当する。これが本手法の適用により, 45 clock (スケジュール長の 0.6%) になった。このように, スケジュール長で 10% の誤差でも, CPU の利用率から見ると大きなスケジュール誤差であることがわかる。

表 7 に Luh⁽⁹⁾, 吉川⁽¹⁰⁾, 笠原⁽¹⁷⁾らの行ったロボットアーム制御計算に適用した結果を示す。この問題も既にほぼ最適解に到達しており, スケジュール長に対する改善の余地はあまりない。それでも本手法を用い

ることにより, やや相対誤差の残っていた $m=5$ および 6 のときに最適解を, また $m=4$ の問題でも解を更新できた。

一方, CPU の非実働時間の立場から考えると, これまでクリチカルパスの到達に 7 台の CPU を要していたのに対し, 本手法ではこれを 5 台で到達, CPU 2 台分のコストの削減に成功している。

図 1 は 5 台のときの探索過程, 図 2 はそのときの最適解である。図 1 から, LO は最初に比較的良好な上限値 (局所最適解) を得たことにより出力硬直の状態に陥っているが, 本手法では, 系統的シャフルによって, 探索早期に良質の上限値が次々と得られ, その後徐々に広範囲の探索に移行し, 効率的な探索が行われていることがわかる。

ところで, 唯一 $m=4$ のとき, 最適解である保証が得られていない。しかし, このとき非実働時間は 1.49 である。すなわち, 1 台あたり $0.3725 (1.49 \div 4)$ であり, これを最適解から引いた値 6.2075 がクリチカルパス長 5.69 より大きいことから, この問題におけるクリチカルパス到達の最小 CPU 数は 5 であるこ

表 7 ロボットアーム制御
Table 7. Solutions for the mechanical manipulator.

CPU	Luh	吉川	笠原	提案手法
1	25.04	25.04	24.83	24.83 (0)
2	—	—	12.42	12.42 (0.1)
3	—	10.41	8.43	8.43 (0.46)
4	—	—	6.59	6.58 (1.49)
5	—	—	5.86	5.69 (3.62)
6	9.70	9.67	5.73	5.69 (9.31)
7	—	—	5.69	5.69 (15.00)

表 6 圧延機インパクトドロップ
Table 6. Solutions for the roll milling machine.

CPU	LO	提案手法
1	29159 (0)	29159 (0)
2	14975 (791)	14583 (7)
3	9754 (103)	9742 (67)
4	8294 (4017)	7301 (45)
5	6053 (1106)	5853 (106)
6	5429 (3415)	4905 (271)
7	5004 (5869)	4595 (3006)
8	4434 (6313)	4434 (6313)

図 1 ロボットアーム制御の探索過程 (cpu 5 台)
Fig. 1. Search process for the mechanical manipulator control application (five processors).

図 2 図 1 の最適解
Fig. 2. Optimal solution for Fig. 1.

表 8 探索則とシャフリング

Table 8. Solutions for the various strategies.

問題 シャフリング	圧延機		ロボット	
	無	有	無	有
LO	4017	273	4.62	3.92
LOLF	4017	85	4.62	3.62
LOLM	4017	273	4.62	3.62
LOMO	457	45	4.62	4.02
MOMO	877	45	11.32	3.62
提案手法		45		3.62

とがわかる。

表 8 は各探索則における違いを CPU の非実働時間で示したものである。圧延機の場合では MO が良く、最遅開始時刻優先則近傍に解がなったことを示している。また、シャフリングにより探索は著しく加速され、LO に対して 90 分の 1 になっている。これはシャフリングが MO としての要素をもつためである。一方、ロボットアームの場合では MO の解から、最遅開始時刻優先則近傍に良い解をもつことがわかる。この場合もシャフリングにより著しい探索の加速がみられるが、これは(性質 3)により問題となっていた上方ノードの交換が行われたためである。

7. む す び

複数探索則をもつスケジューラに系統的なシャフリングを施すことで、探索を加速するスケジューラを構築した。GA や SA が広い範囲から動的に局所最適解へ探索範囲を絞ってゆく方式であるのに対し、本手法では、先天的に良いことがわかっている最遅開始時刻優先則近傍から探索範囲を徐々に広げてゆく方法をとる。これにより探索効率の良い高精度の上限値が早期に得られ、分枝限定法の効率を上げながら、局所解に

固執しない物理モデル近似法の特徴を融合できた。

実際にこれを乱数で生成したタスクグラフに適用した結果、広い範囲で最悪ケースを抑えられることが確認できた。また、圧延機インパクトドロップシミュレーションおよびロボットアーム制御計算の実問題に適用した結果、これまで CPU 数によって生じていた解精度のばらつきをなくすることができ、後者ではクリチカルパス長に到達する最小 CPU 数が 5 であることが実証できた。
(平成 4 年 6 月 22 日受付)

文 献

- (1) 大山:「組合せ問題の計算上の複雑さについて」, オペレーションズリサーチ, No.7, 427 (昭 54)
- (2) S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt & Jr., M. P. Vecchi: "Optimization by Simulated Annealing", *Science*, **220**, No. 4598, 671 (1983)
- (3) 西川・玉置:「ジョブショップ・スケジューリング問題に対する遺伝アルゴリズムの一構成法」, 計測自動制御学論, **27**, No. 5, 593 (平 3)
- (4) 笠原・成田:「マルチプロセッサスケジューリング問題に対する実用的な最適及び近似アルゴリズム」, 信学論, **J67-D**, 792 (昭 59-7)
- (5) 今井・吉田・福村:「分枝限定アルゴリズムの並列化とその評価」, 同上, **J62-D**, 403 (昭 54-6)
- (6) T. C. Hu: "Parallel Sequencing and Assembly Line Problem", *Oper. Res.*, No. 9, 841 (1961)
- (7) E. G. Coffman & R. L. Graham: "Optimal Scheduling for Two-Processor Systems", *Acta Informatica*, **1**, No. 3, 200 (1972)
- (8) Guo-jie Li, Benjamin & W. Wah: "Coping with Anomalies in Parallel Branch-and-Bound Algorithms", *IEEE Trans. Comput.*, **C-35**, No. 6, 568 (1986)
- (9) Luh & Lin: "Scheduling of Parallel Computer for a Computer-Controlled Mechanical Manipulator", *IEEE Trans. SMC*, **SMC12**, No. 2, 214 (1982)
- (10) 吉川:「ロボットアームの動的制御のための並列演算方式について」, 第 27 回システムと制御研究会, G17, 113 (昭 58)
- (11) Ossama Ibrahim El-Dessouki & Wing H. Huen: "Distributed Enumeration on Between Computers", *IEEE Trans. Comput.*, **C-29**, No. 9, 818 (1980)
- (12) 大附:「大規模組合せ問題におけるヒューリスティック算法」, 信学誌, **4**, 416 (昭 50)
- (13) C. V. Ramamoorthy, K. M. Chandy & Mario J. Gonzalez:

- "Optimal Scheduling Strategies in a Multiprocessor System", *IEEE Trans. Comput.*, C-21, No. 2, 137 (1972)
- (14) Benjamin W. Wah, Guo-jie Li & Chee Fen Yu: "Multi-processing of Combinatorial Search Problems", *ibid.*, No. 1, 93 (1985)
 - (15) Benjamin W. Wah, Y. W. Eva Ma: "MANIP-A Multi-computer Architecture for Solving Combinatorial Extremum-Search Problems", *ibid.*, C-33, No. 5, 377 (1984)
 - (16) 笠原・安井・幸村・甲斐・成田:「マルチプロセッサ・スケジューリング・アルゴリズムを用いた連続システム・シミュレーションの並列処理」, 信学技報, EC84-38 (昭59)
 - (17) 笠原・安井・幸村・甲斐・成田:「マルチプロセッサ・スケジューリング・アルゴリズムを用いたロボット・アーム制御計算の並列処理」, 同上, EC84-39 (昭59)
 - (18) Robert G. Babb II: "Parallel Processing with Large-Grain Data Flow Techniques", *IEEE Comput.*, No. 7, 55 (1984)
 - (19) Boontee Kruatrachue & Ted Lewis: "Grain Size Determination for Parallel Processing", *IEEE Software*, No. 1, 23 (1988)
 - (20) Ten-Hwang Lai & Sartaj Sahni: "Anomalies in Parallel Branch-and-Bound Algorithms", *Communications ACM*, No. 6, 594 (1984)
 - (21) 笠原・伊藤・田中・伊藤:「実行時間最小マルチプロセッサスケジューリング問題に対する並列最適化アルゴリズム」, 信学論, J74-D1, 755 (平3-11)
 - (22) 川口・真栄田・増山:「非同期式並列分枝限定アルゴリズム」, 同上, J74-D1, 23 (平3-1)

付 録

実験は、TCP/IP によるプロセッサ間通信を利用して実現した。スケジューラは一つの親プロセス（以下、PPR）と、複数の子プロセス（CPR）から構成される。PPR と CPR の間はソケットにより結ばれ、ネットワーク上の複数の EWS で分割処理することもできるし、1 台でマルチタスク処理することも、またその両方を混在することも可能である。

PPR は CPR から上限値の候補を受け取り、最良の上限値を CPR に提供する。また CPR は探索が終了した場合、PPR から次の探索リストを受け取り、新たな探索を行なう。このように PPR は上限値とリストを管理するスーパーバイザという構成である。なお、このような非同期式分枝限定アルゴリズムにおけるプロセッサ間のブロードキャストについては文献(22)に詳しい。著者らは同様のスケジューラを、共有メモリーを用いても、またシリアルリンクで結ばれたトランスピュータ上でも実現している。

近 藤 仁 志 (正員)

昭和 60 年長岡技術科学大学大学院修士課程修了。同年徳山工業高等専門学校助手、同講師を経て、平成 2 年東京工業大学助手。マルチプロセッサシステム、スケジューリングなどの研究に従事。電子情報通信学会、計測自動制御学会会員。

小 林 史 典 (正員)

昭和 55 年東京工業大学大学院博士課程修了。同年長岡技術科学大学助手、同助教授を経て、平成元年九州工業大学助教授。工学博士。現在、Stanford 大学客員研究員。回転機制御、信号処理などに興味をもつ。電子情報通信学会、IEEE 会員。

原 辰 次 (非会員)

昭和 51 年東京工業大学大学院修士課程修了。同年日本電信電話会社入社。55 年長岡技術科学大学助手。59 年東京工業大学助教授、平成 4 年同教授。工学博士。63 年～平成元年カナダ Waterloo 大学客員研究員。ロボスト制御、ディジタル制御に関する研究に従事。計測自動制御学会、情報処理学会、電子情報通信学会、IEEE 会員。

武 平 信 夫 (正員)

昭和 40 年山口大学電気工学科卒業。同年同大学助手、50 年同工業短期大学講師を経て、52 年徳山工業高等専門学校助教授。現在、同教授。工学博士。56 年～57 年アメリカ・テネシー大学客員研究員。渦電流の諸応用の研究に従事。電子情報通信学会、計測自動制御学会、日本非破壊検査協会会員。