

知識型計画システムにおける統計的集約型知識獲得方式

川 嶋 一 宏[†] 薦 田 憲 久^{††}

製造業では、商品の多様化、生産の Just In Time 化、設備の大規模複雑化により、生産環境の変化に即応できる柔軟な生産スケジューリングシステムが必要となってきた。柔軟な生産スケジューリングシステムの実現を目的として、計画問題の定義と解法とを分離して取り扱う開発方式、計画問題向け簡易言語、計画者の戦略決定ルールを用いた解法を提案、知識型計画システムを開発した。その中で、戦略決定ルールは計画結果の善し悪しを左右する知識であるが、あいまいな部分を含み、ルール獲得には労力を必要とする。そこで、計画者の作業履歴からルールを獲得する統計的集約型知識獲得方式を開発した。本方式では、あいまいな部分でルールを詳細化せず、複数の戦略が重なりを持つルールを獲得することにより、計画者が直接修正しやすいコンパクトで最適化に有効な解探索空間を有したルールを獲得する。本方式を実現するため、Suspend Region と教示データの確信度とを導入し、多変量解析とバージョン空間法を用いた。本方式により、計画システムに戦略決定ルールを取り込むことが容易となり、計画システムの開発保守が容易となる。

Multivariate Analytical Knowledge Acquisition Method for Knowledge Based Planning Systems

KAZUHIRO KAWASHIMA[†] and NORIHISA KOMODA^{††}

An efficient solving of a planning problem such as production scheduling and operation assignment, requires knowledge of planning experts, because there is no conventional solving method for the problem. However, as the knowledge has uncertainty, it needs many effort to acquire the knowledge from the experts under development of a planning system. In this paper, a new knowledge acquisition method for planning problems is proposed. Since the planning operation data contains ambiguous and faulty data, the distribution of the operation data are evaluated by using the discriminant analysis method. By introducing two concepts of confidence probability and suspended region, the valid data are selected and are used as the event data for the Version Space Method. By using this method, concise knowledge is acquired and the knowledge acquisition effort is reduced.

1. はじめに

近年、計算機や知識工学の発展により、計画システムに対する知識工学的アプローチが盛んに研究され、数多くの計画型エキスパートシステムが実用化されている^{1)~4)}。これらのシステムでは、知識工学技術によりもたらされたシステムの柔軟性と計画者の知識により計画システムの機能を向上させている。

計画者の知識には、制約条件や目的関数などの計画問題の定義に関する知識と、定義された問題を解く解法に関する知識とがある。前者の知識は計画対象の特性から計画者に与えられる知識であり、計画者から

知識を獲得するものではない。後者の知識は与えられた問題を解く知識であり、効率良く問題を解くには、対象問題にあわせた計画者の戦略知識が必要である^{5)~7)}。特に、計画問題は探索空間が広く、どのような状態の時にどの戦略を打つかというルール（戦略決定ルール）が、効率良く計画問題を解く上で重要である。しかし、決定戦略そのものは計画問題の解ではなく、計画者は明確な判断基準を持っていない。戦略決定ルール獲得は多大の労力を必要とし、計画システム開発のボトルネックとなっている。

エキスパートシステムにおける知識獲得のボトルネックに対し、インタビュー法⁸⁾、クラスタ分析や判別分析⁹⁾、決定木の学習方法¹⁰⁾、バージョン空間法^{11), 12)}等の一般的な知識獲得手法や計画問題用の知識獲得方式^{13)~15)}が盛んに研究されている²¹⁾。計画者の戦略決定は経験的な知識によるもので、論理的根拠が少なく、その判断にはあいまいさや誤りを含む、インタビ

[†] (株)日立製作所システム開発研究所
Systems Development Laboratory, Hitachi, Ltd.

^{††} 大阪大学工学部情報システム工学科
Department of Information Systems Engineering,
Faculty of Engineering, Osaka University

ューを繰り返しても明確な判断規則は得られない。多変量解析手法（クラスタ分析や判別分析などの数値分類）では、数値的側面しか考慮されておらず、計画者の単純な判断基準と対応しない。バージョン空間法などの知識表現の一般化手法は、教示に含まれる誤りやあいまいさに弱い。また、決定木の学習方式は効率的な決定木を生成し、誤りやあいまいさが厳密に反映される。

教示にあいまいさや誤りを多く含む計画問題の戦略決定ルール獲得では従来手法をそのまま適用しても計画問題の解探索に有効な戦略決定ルールを獲得できない。本論文では、戦略熱定のルール獲得の課題を示し、計画問題向けの新しいルール獲得方式として統計的集約型知識獲得方式（MAKAM: Multivariate Analytical Knowledge Acquisition Method）を提案する。

2. 戦略決定ルール獲得の課題

生産スケジュール等の計画問題において、与えられた計画問題を解くための知識は日々変化する対象データ（生産量などのデータ）に対し立案を繰り返す中で蓄積される。熟練した計画者は、「納期の厳しい仕事の数が多ければ、納期余裕が少ない仕事に優先した割付手順で計画を進める」という状態認識と意思決定により、計画対象や計画状態に適した割付手順^{(16), (17)}を実行して、満足解を得る。この立案プロセスを実現したシステム構成を図1に示す。図1では、状態認識部

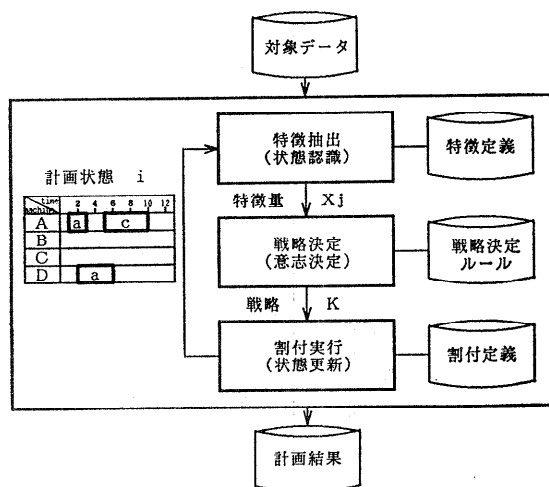


図1 知識型計画システムの立案プロセス

Fig. 1 Planning process of knowledge based planning system.

が納期の厳しい仕事などを見つけたし計画状態の特徴を認識する。認識結果より、戦略決定部が割付手順を選定する。選定結果により、割付実行部が割付手順を実行して立案を進める^{(7), (18), (19)}。

この中で戦略決定ルールは解探索の方向を与える。探索空間の広い計画問題において戦略決定は計画結果の善し悪しを左右する。しかし、決定戦略そのものは計画問題の解ではない。特に計画立案の序盤ではどのように展開するか不確定であり、すべての計画内容を決定しなければ序盤での戦略決定が正しかったか判断できない。対象業務に精通した計画者でも、間違えた選択を行う。また、どの戦略を取っても最終結果にほとんど差がない場合がある。また、教示時の一時的な目的関数や対象データ（仕事量などのデータ）の違いによって、同一状態でも異なった戦略を選択する。図2のような教示画面（計画者が戦略を決定しながら生産スケジュールを進める画面）を用いて取得した教示データ（例：表1）には、誤った教示データ（誤

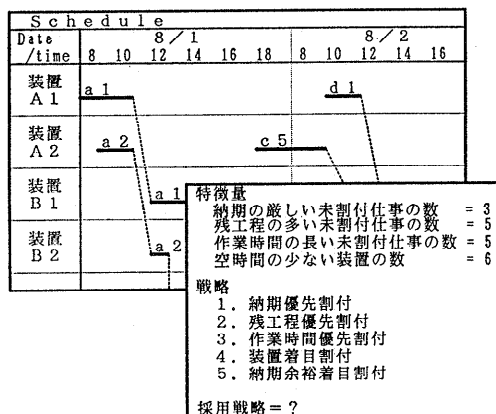


図2 戦略決定の教示画面

Fig. 2 Display for collecting teaching data from expert scheduler.

表1 教示データ（戦略決定の作業履歴）の例

Table 1 Example of teaching data collected from expert scheduler through display of Fig. 2.

特徴量 X_j				選択戦略 K
納期の 厳しい 未割付 仕事の数	残工程の 多い 未割付 仕事の数	作業時間 の長い 未割付 仕事の数	空き時間 の少ない 装置の数	
0	7	7	8	残工程優先
2	6	6	7	作業時間優先
3	5	5	5	装置優先割付
5	4	3	3	納期優先割付

表 2 戦略決定ルールの記述例
Table 2 Example of strategy selection rule.

戦略選択条件 C_{ij}				選択戦略 K_i
納期の 厳しい 未割付 仕事の数	残工程の 多い 未割付 仕事の数	作業時間 の長い 未割付 仕事の数	空き時間 の 少ない 装置の数	
1~ ~5	5~	5~	5~	納期優先割付 装置優先割付 作業時間優先 残工程優先

表 3 判別方程式の例
Table 3 Example of discriminate formulas.

判別方程式	戦 略
$0.500 - 1.000 * C < 0$	残工程優先
$-1.850 - 0.555 * A < 0$	作業時間優先
$0.203 + 0.616 * B - 0.367 * A < 0$	装置優先割付
.....	

A: 納期の厳しい未割付仕事の数.
B: 残工程の多い未割付仕事の数.
C: 作業時間の長い未割付仕事の数.

教示データ)や、類似した状態で異なった戦略が選択された教示データ(あいまい教示データ)が含まれる。

誤教示データに関する対応としては、簡易なルール(例:表2)を獲得することにより、計画者自身が獲得されたルールを修正し、誤りを排除することが可能となる。しかし、教示データにあいまい教示データを含むと、生成されるルールの数が増え、獲得されたルールを修正できなくなる。一方、多変量解析手法を用いれば、誤教示データやあいまい教示データを含んでも、データを集約し、戦略の判別関数を解析できる。判別したい戦略の数が N 個の場合、戦略決定のルールが N 個の判別方程式(例:表3)になる。しかし、判別方程式の表現では計画者が直接修正ができない。

戦略決定ルール獲得において、あいまい教育データのような計画結果に影響をほとんど及ぼさない教育データを厳密にルールに反映させる必要はない。「納期が厳しい仕事がある」「...がいくつかある」など、簡易な判断基準からなる簡易なルールを獲得し、獲得されたルールの過不足を計画者が直接修正できること、獲得されたルールが日々変化するデータにも対応できることが重要である。

本論文では、①任意の対象データを用いて収集した教示データからコンパクトな戦略決定ルールを獲得す

ること、②日々変化する生産量などの対象データに対し、準最適解を導き出す戦略決定ルールを獲得することを課題とする。

3. 統計的集約型知識獲得方式 MAKAM

上記の課題を解決するため、誤差分散を含む多変量のデータを集約する多変量解析手法(変数選択と判別分析)と簡易なルール表現を獲得するバージョン空間法とを融合した計画問題用の新しいルール獲得方式を提案する。

提案方式では、多変量解析により教示データからルール獲得手順(ルールの生成空間と生成順序)と教示データの確からしさを抽出し、その結果に従ってバージョン空間法により簡易なルールを獲得する。これにより、コンパクトで日々変化するデータに対応できる戦略決定ルールを獲得する。

(1) Suspend Region

教示データには、誤教示データのような誤差も含まれる。誤差を含んでも解析可能な多変量解析の一手法である判別分析は、任意の特徴量を組み合わせた空間(図3:特徴量 AB 平面)を、判別関数 Z により任意の戦略 K とそれ以外の戦略 not K 領域に分ける。この空間で、判別方程式($Z=0$)は2つの戦略の境界線であり、この境界線に近い教示データはあいまい教示データである可能性が高い。また、境界線を越えて、逆の領域に深く入っているデータは誤教示データである可能性が高い。これらすべての教示データを同等に取り扱い、誤判別率 0 となるようにルールを生成すると、ルールが細分され、生成されるルールの数が大きくなる。そこで、判別方程式($Z=0$)の近傍で

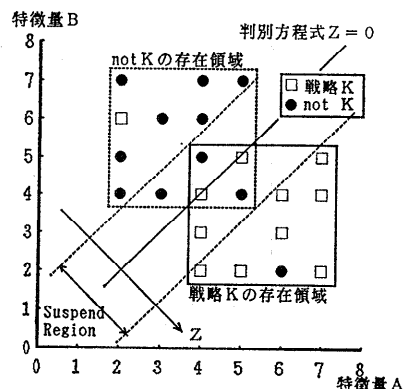


図 3 教示データの分布と Suspend Region
Fig. 3 Distribution of teaching data and suspend region.

複数の戦略が重なっても良い Suspend Region を設ける。その領域では複数の戦略が競合するルールを獲得し、獲得ルールに解探索の分岐点を持たせるとともに、簡易なルールを獲得する。

(2) 確信度による Suspend Region の設定

Suspend Region は解の探索において分岐点を与える。計画問題の規模に応じた分岐点の数としなければ、大規模な問題では解が発散する。逆に、分岐点をもたなければ、解探索時の柔軟性が失われる。そこで、各教示データ i が Suspend Region に含まれるか否かを判定する評価尺度として確信度 P_i 、削除基準 De (確信度 P 上の Suspend Region の下限値)、あいまい基準 Da (確信度 P 上の Suspend Region の上限値) を導入する。その確信度 P_i は、教示データの数 (K と $\text{not}K$ のデータ数) の違いを考慮し、各群の判別関数⁹⁾の平均値との割合として下記の式で表される値とする。

$$P_{1i} = \frac{Z_i}{Z_1}, \quad P_{2i} = \frac{Z_i}{Z_2}$$

Z_i : 教示データ i の判別関数の値

Z_1 : K のデータの判別関数の平均値

Z_2 : $\text{not} K$ のデータの判別関数の平均値

確信度 P_i が削除基準 De 以下の教示データはルール生成のデータとして使用しない。削除基準 De からあいまい基準 Da までの教示データはあいまい教示データとする。

(3) 生成空間と生成順序の選択

ルール生成に用いる特徴の数を増やせば、判別効率はずっと大きくなるものの、空間が広がりまったルール獲得しづらく、戦略の判別に不要な条件まで含む。そこで、変数増加による分散を考慮した自由度調整済みの判別効率 ϕ_k により、戦略 k に対してルールが獲得しやすい生成空間 V_k (特徴量の組合せ) を決定する。また、判別効率 ϕ_k の高い戦略からルールを生成することにより、判定済みの条件に対する排他条件を削除し、簡潔なルールを獲得する。

(4) ルールの生成

ルール獲得のアルゴリズムとしては複数概念の選言表現の逐次的学習が可能な複合多重集約アルゴリズム¹²⁾を用い、教示データがあいまい教示データの場合、ルールの分割 (特殊化) を行わないようにアルゴリズムを拡張する。これにより、Suspend Region で複数の戦略が重複

したルールを生成し、獲得されるルールに最適化時の分岐点を持たせる。

4. MAKAM アルゴリズムと動作例

(1) アルゴリズム

本方式の処理フローを図4に示す。

(処理1) 初期処理: あいまい基準 Da , 削除基準 De , 教示データ S , 任意の区間で分割した概念木 G を入力する。戦略決定ルール群 R を初期化 ($R_k = \{\phi\}$) する。

(処理2) 対象戦略の決定: 教示データ S より、任意戦略 k とそれ以外を分けた2群データ A_k を作成し、変数選択を行い自由度調整済みの判別効率 ϕ_k が最も大きい戦略 k の空間 V_k を選択する。その中で、判別に必要な変数 (特徴量) が最も少ない戦略を対象戦略 K , その空間 V_k をルール生成空間 V とする。

(処理3) 対象戦略 K のルール生成: 対象戦略 K のルール R_k を初期化 ($R_k = \{\phi\}$) する。2群データ A_k により判別関数 Z を求め、教示データ i の確信度 P_i を評価し、削除基準 De 以下の教示データを削除する。バージョン空間法により、上限と下限を持つルール R_k を作成する。

(処理4) 戦略決定ルールへの追加: 生成された対象戦略 K のルール R_k の中で、上限と下限が

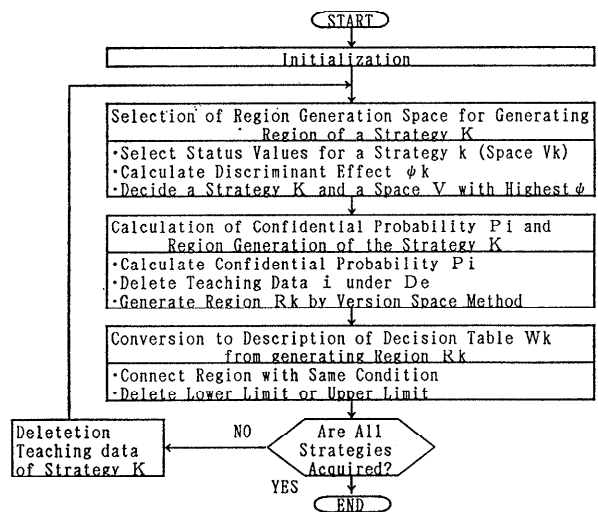


図4 提案方式のアルゴリズム

Fig. 4 Multivariate analytical knowledge acquisition method algorithm.

等しいルールを結合する。上限と下限のいずれか一方を削除し、対象戦略 K の Rk を戦略決定ルール群 R に追加する。

(処理5) 知識獲得済み戦略の教示データ Si の削除：ルールが生成された戦略の教示データを削除する。

処理2から5を繰り返し、すべての戦略に対する戦略決定ルールを生成する。

(2) 動作例

2特徴量(特徴量A, B), 4戦略(戦略1, 2, 3, 4)の場合で、アルゴリズムの動作を説明する。説明に用いる教示データの分布を図5に、各戦略の戦略決定ルールの生成ステップにおける変数選択による変数の組合せ V (1: 必要変数, 0: 不要変数) とその判別効率 ϕk を表4に示す。また、各ステップで生成された戦略決定ルールを表5, 表6に示す。

(ステップ0) あいまい基準 Da (0.5), 削除基準 De (-0.5), ルール生成で用いる概念木(図6: 特徴量の値域を8等分した2分木)を入力する。

(ステップ1) 4戦略ごとに変数選択を行う。戦略2の判別は1つの特徴量(特徴量A)でも判別効率が高い(表4)。その他の戦略の判別は、判別効率が低く、戦略がルール生成戦略として選ばれる(処理2)。特徴量Aのみを用いて、戦略2のルール Rk (表5, 1行目)が生成され

る(処理3)。生成されたルールの下限の条件が削除され、戦略決定ルール R (表6, 1行目)に追加され(処理4), 戦略の教示データ

表4 ルール生成空間と生成戦略の選択パラメータ
Table 4 Selecting parameters for generation space and strategy.

step	Strategy k	Space V (A, B)	Discriminant Effect ϕk
1	1	(1, 1)	1. 1
	2	(1, 0)	6. 0
	3	(0, 1)	1. 4
	4	(1, 1)	3. 6
2	1	(1, 1)	0. 4
	3	(1, 1)	2. 7
	4	(0, 1)	7. 4
3	1	(1, 1)	1. 2
	3	(1, 1)	1. 2

表5 バージョン空間法によって得られるルール
Table 5 Generating rule by version space method.

step	戦略選択条件 特徴A	特徴B	選択戦略 K
1	0 — 2		2
2		0 — 2	4
3	4 — 8	2 — 4	1
	4 — 8	4 — 6	1
	2 — 4	4 — 8	3
	4 — 6	4 — 8	3

表6 最終的に得られる戦略決定ルール
Table 6 Results of strategy selection rule.

step	戦略選択条件 特徴A	特徴B	選択戦略 K
1	— 2		2
2		— 2	4
3	4 —	— 6	1
	— 6	4 —	3

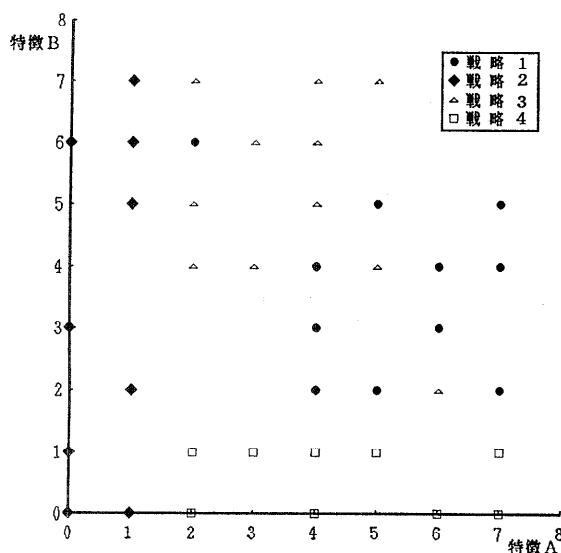


図5 教示データの例

Fig. 5 Example of teaching data.

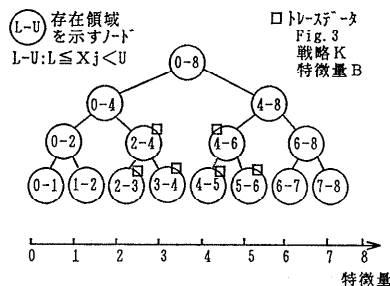


図6 特徴量の概念木の例

Fig. 6 A Concept tree and example of trace data on status value B in Fig. 3.

が削除される(処理5)。

(ステップ2) 戦略2の教示データ削除により、戦略4は1つの特徴量で判別でき(表4)、戦略4がルール生成戦略として選ばれる(処理2)。次に、特徴量 B のみを用いてルール Rk (表5, 2行目) が生成される(処理3)。ステップ1と同様戦略決定ルール R (表6, 2行目) に追加され(処理4)、戦略4の教示データが削除される(処理5)。

(ステップ3) 教示データ S に残された戦略が2つとなり、変数選択により特徴量 AB 空間上で、戦略1と戦略3のルールを生成する(処理2)。教示データの確信度 P_i を評価し、削除基準 De 以下の教示データを削除し、あいまい基準 Da 以下の教示データにより、戦略1と3が重複するルールを持つルール Rk (表5, 3~6行目) が生成される(処理3)。同じ条件を持ち下限と上限が等しいルールが結合され、戦略決定ルール(表6, 3~4行目) に追加される。

5. 提案方式の評価

提案方式により獲得されるルールの質と評価するため、2つのルール獲得実験を行った。実験1では、任意の対象データからルールを獲得し、獲得ルールにより得られる解探索空間の大きさと解の分布からルールの質を評価する。実験2では、複数の対象データからルールを獲得し、教示時とは異なる対象データを与え、初期解の評価値からルールの質を評価する。

獲得ルールの質は教示者によって異なるため、比較的探索空間の狭いフローショップスケジューリング(12/2/F 問題)を取り上げ、計算機により教示データを作成し、ルール獲得実験を行った。提案方式は Suspend Region 設定により解探索空間の大きさに影響を及ぼすため、一定の Suspend Region ($Da=0.5$, $De=-0.5$) と設定し、解の分布やルールの数を評価した。

5.1 フローショップスケジューリング問題

フローショップスケジューリングは、 n 個の中仕事は2つの作業工程を有し、①各機械は一時に1つの仕事しか処理できない、②第一工程作業が終了してからでなければ第2工程の作業は開始できない、③2機械で処理される仕事の順序は等しいという制約を持つ²⁰⁾。

2 機械での仕事の順序は等しいという制約から、 n

個の仕事の投入順序を決定する問題であり、解の探索空間は $n!$ である。目的関数が最大滞留時間の最小化とした場合、Johnson の解法により最適な作業順序が決定できる。最大滞留時間を最小化すれば、平均納期遅れは減少するが最適解とはならない。

戦略(割付手順)は、① Johnson の解法に準じて割付を進める Johnson 割付 (Johnson)、②納期優先割付 (due)、③納期余裕優先割付 (slack)、④最小作業時間優先割付 (spt)、⑤最大作業時間優先割付 (lpt) を用意した。また、特徴量としては、未割付仕事の中で、④納期、⑤納期余裕が少ない仕事の数、⑥総作業時間、⑦第1工程作業時間、⑧第2工程作業時間が大きい仕事の数、⑨工程間の作業時間差がある仕事の数を出した。

5.2 獲得ルールの解探索空間

(1) 実験条件

仕事の数 n は 12、3つの仕事の納期は 500、残りの仕事の納期は 1,000、仕事の平均総作業時間は 250 とし、納期遅れが発生する対象データよりルール獲得を行い、同一の対象データに対し獲得ルールの解探索空間を評価する。

ルール獲得は、計算機でランダムに戦略を選択し計画立案を進め、計画を 100 回立案する。平均納期遅れが小さい計画の立案過程 (10 回) から教示データを取得し、提案アルゴリズムによりルールを獲得した。

(2) 実験結果

獲得ルールを表7に示す。また、獲得ルール (DMAT 1)、ランダム戦略選択 (rs)、ランダム仕事選択 (rand) および用意した戦略のみを用いて立案した計画の評価結果(評価値の分布)を図7に示す。DMAT 1 は獲得ルールが持つ分岐点(分岐の数は2もしくは3)において候補戦略をランダムに選択しながら立案した100回の試行結果である。rs, rand もランダムに選択し100個試行した。試行結果の平均納期遅れに対する統計量を表8に示す。図7において、獲得ルールを用いた結果 DMAT 1 はランダム仕事選択

表7 1 対象データの戦略決定ルール (DMAT 1)
Table 7 A result of strategy selection rule for an object data.

特徴定義	納期	納期余裕	作業時間差	戦 略
選択規則	— 2			最小納期余裕割付
		— 3	— 2	最小納期割付
			2 —	JOHNSON 割付
			— 3	最小作業時間割付
				最大作業時間割付

最大滞留時間

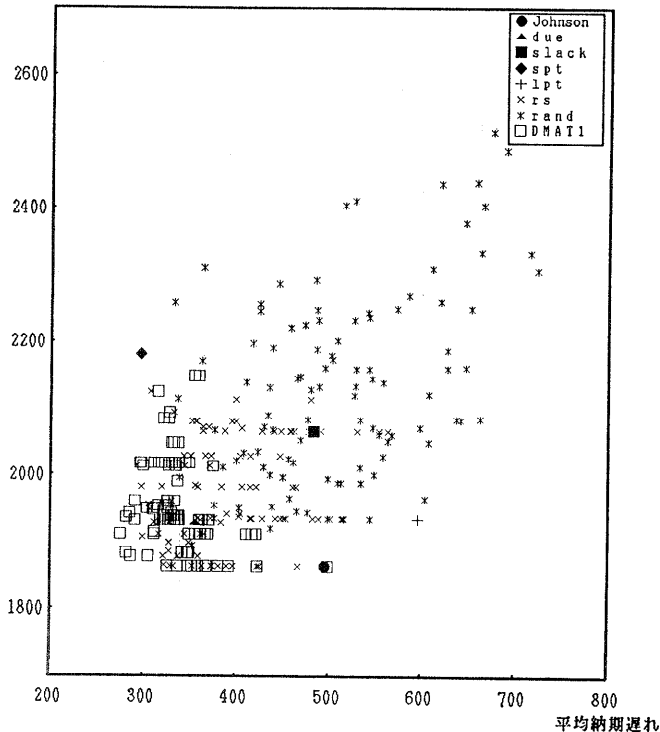


図 7 獲得ルールの性質 1 (出現した計画結果の分布)

Fig. 7 Behavior 1 of acquired rules (Relation of average delay-time and maximum flow-time).

表 8 1 対象データの解探索空間 (平均納期遅れ)

Table 8 Scheduling results for an object data.

	rand	rs	DMT 1
平 均	510	393	339
最 大	724	563	499
最 小	332	293	275
標準偏差	93	61	38

やランダム戦略選択より評価値の良い範囲にまとまって分布する。

5.3 獲得ルールの性能

(1) 実験条件

現実の計画問題では日々作業量は変化する。そこで、上記フローショップスケジューリングに作業時間の合計にばらつきのある対象データを与えて獲得ルールの性能を評価した。

ルール獲得は、まず、各仕事の総作業時間のみを 0 から 500 の一様乱数により変化させた複数 (10 件) の対象データを用意する。その対象データにより、戦略決定ルール (DMAT 2) を獲得する。新たに作成した

対象データ (100 件) に対し獲得ルールの性能を初期解 (分岐による最適化を行わない解) の平均納期遅れ時間で評価した。

(2) 実験結果

獲得ルール (DMAT 2) を表 9 に、平均納期遅れに対する評価結果を図 8 に示す。図 8 において、DMAT 1 は 1 対象データの獲得ルール、DMAT 3 ((表 10) は DMAT 2 のルールを人手により修正したルール (lpt を削除したルール) を用いた結果である。単一戦略を用いた割付 (図 8 : lat-spt) で比較すると、spt がもっとも良い初期解を、lpt はランダムに選択するより悪い解を出す。ランダム選択および戦略決定ルールを用いた割付 (図 8 : rand-DMAT 3) は、DMAT 3 がもっとも良い解を出し、rand では良い初期解を出さない。1 対象データより獲得した DMAT 1 は spt より悪い解を出す場合があるが、作業時間の合計にばらつきのある 10 対象データより獲得した DMAT 2 は単一戦略を用いた割付より有位な初期解を出す。人手により修正された DMAT 3 はほとんどの場合、他の割付方法より有位な初期解を出す。

総作業時間が大きく平均納期遅れが大きくなる場合や総作業時間が小さく平均納期遅れが小さくなる場合など、日々異なる対象データに対しても、本方式により獲得された戦略決定ルールは準最適な初期解を出す。

5.4 考 察

2 つの実験で収集した教示データを厳密に再現するルールをバージョン空間により獲得するとルールは約

表 9 10 対象データの戦略決定ルール (DMAT 2)

Table 9 A result of strategy selection rule for 10 object data.

特徴定義	納期	納期余裕	作業時間差	戦 略
選択規則			— 2	最大作業時間割付
			4 —	最小納期割付
		— 2		JOHNSON 割付
2 —				最小納期余裕割付
— 2				最小作業時間割付

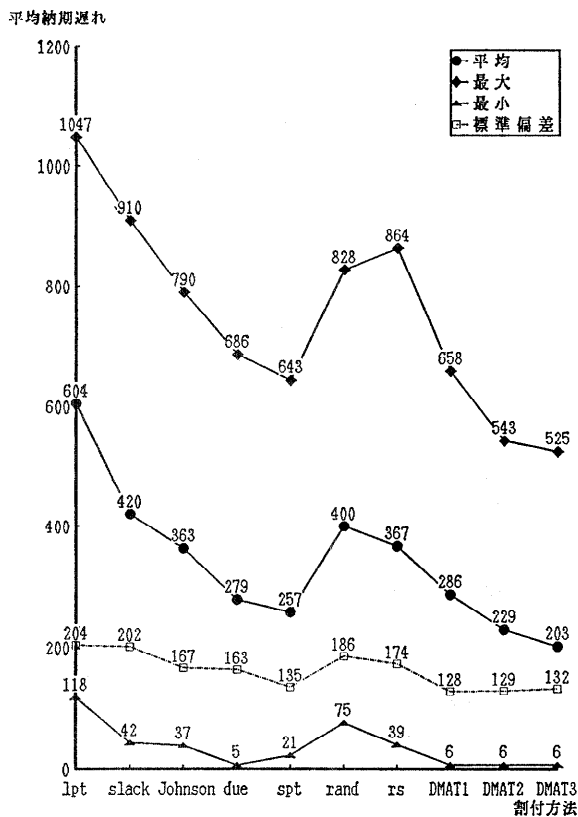


図 8 獲得ルールの性質 2 (100 対象データに対する計画結果)
Fig. 8 Behavior 2 of acquired rules (Scheduling results of 100 object data).

表 10 人手で修正した戦略決定ルール (DMAT 3)
Table 10 A result of strategy selection rule after amendment.

特徴定義	納期	納期余裕	作業時間差	戦 略
選択規則			4 —	最小納期割付
	2 —	— 2		JOHNSON 割付
	— 2			最小納期余裕割付
				最小作業時間割付

50 ルールとなった。提案方式で獲得されたルールのルール数は 5、判別に必要となる特徴量は 3 であった。教示データ収集に計算機の乱数を用いたため、誤教示データやあいまいな教示データが数多く存在したが、提案方式は修正が容易にできるコンパクトな戦略決定ルールを獲得できた。提案方式により獲得された戦略決定ルールは、解探索に有効な分岐点（探索空間）を有し、日々変化する対象データに対しても、準最適な初期解を導き出す。

提案方式では、統計的手法の性質から教示データの

増加により、戦略の判定に必要な特徴量が安定し、不要な特徴量は削除され、簡易なルールとなる。ステップ機能（戦略により計画状態を進める機能）、アンドウ機能（計画状態を戻す機能）、自動割付機能（ルールによる自動割付）を有した計画支援システムを用い、教示データを増加させること、計画者が獲得ルールを直接チェックすること、自動割付によりルールの検証を行うことにより、信憑性の高いルールの獲得が可能になる。また、異なる大きさを有した Suspend Region を与え、解探索空間の異なるルールを獲得し、解の分布をチェックすることにより、計画問題の規模に応じた解探索空間を有したルールの獲得が可能になる。

6. あとがき

計画問題用の戦略決定ルール獲得方式として、統計的集約型知識獲得方式を提案した。本方式では、Suspend Region を設け、あいまいな教示データに対するルール生成の取扱いを拡張することにより、計画者が直接修正しやすいコンパクトな戦略決定ルールを獲得する。獲得されたルールは準最適解を複数導き出す有効な解探索空間を有し、日々変化するデータにも対応できる実用的な戦略決定ルールとなる。提案方式は実システムの開発において、開発支援ツールとして戦略決定ルール獲得の容易化を実現できる。

謝辞 本研究の機会を与えていただいた(株)日立製作所システム開発研究所、堂免信義所長、本研究の推進にあたりご指導をいただいた同所明石吉三博士、本論文を纏めるにあたりご指導いただいた同所栗原謙三博士に深謝いたします。本方式の開発にあたり、ご指導、ご協力をいただいた(株)日立製作所情報システム事業部、システム開発研究所の数多くの方々に深謝いたします。

参 考 文 献

- 1) 石塚, 小林編: エキスパートシステム, 丸善, pp. 159-192 (1991).
- 2) Rodammer, F. A. and White, K. P.: A Recent Survey of Scheduling, *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 18, No. 6, pp. 841-850 (1988).
- 3) 宮辺, 大力: 鉄鋼分野における計画問題の理論と実際, *人工知能学会誌*, Vol. 6, No. 6, pp. 811-816 (1991).
- 4) 関根: プラント分野における計画問題の理論と実際, *人工知能学会誌*, Vol. 6, No. 6, pp. 817-822 (1991).

- 5) Grober, T.R.: Automated Knowledge Acquisition for Strategic Knowledge, *Machine Learning*, Vol. 4, pp. 293-339 (1989).
- 6) 栗原ほか: 線形計画問題の支援によるルールベース型作業スケジューリング方式, 情報処理学会論文誌, Vol. 30, No. 8, pp. 977-989 (1989).
- 7) 薦田ほか: 知識型計画支援システム HPGS によるスケジューリングシステム, 計測自動制御学会第15回システムシンポジウム, pp. 361-366 (1989.10).
- 8) 田部: 知識ベースシステム構築のための知識獲得法について, 日本経営工学会誌, Vol. 40, No. 6 B, pp. 98-104 (1990).
- 9) 奥野ほか: 多変量解析法, 日科技連出版社 (1971).
- 10) Quinlan, J. R.: Introduction of Decision Trees, *Machine Learning* 1, Vol. 1, pp. 81-106 (1986).
- 11) Mitchell, T. M.: Version Spaces: A Candidate Elimination Approach to Rule Learning, *Proc. of IJCAT '88*, pp. 305-310 (1977).
- 12) 田代ほか: 複数概念の選言表現の逐次的学習のための複合多重集約アルゴリズム, 情報処理学会論文誌, Vol. 38, No. 9, pp. 1073-1082 (1989).
- 13) 中須賀ほか: 概念学習による知識獲得を利用した製造ラインのダイナミック・スケジューリング, 計測自動制御学会第15回システムシンポジウム, pp. 367-372 (1989.10).
- 14) 黄ほか: 成功例に基づく平均納期遅れ基準のスケジューリング問題におけるディスパッチング生成に関する研究, 日本経営工学会誌, Vol. 41, No. 6, pp. 383-389 (1991).
- 15) 川嶋ほか: 知識型計画システムにおける統計的集約型知識獲得方式の提案, 第12回知能システムシンポジウム, pp. 39-44 (1990.10.23).
- 16) Panwalkar, S. S. and Iskander, W.: A Survey of Scheduling Rules, *Operations Research*, Vol. 25, No. 1, pp. 45-61 (1977).
- 17) Graves, S. C.: A Review of Production Scheduling, *Operations Research*, Vol. 29, No. 4, pp. 647-657 (1981).
- 18) 川嶋ほか: 知識型計画支援システム HPGS におけるスケジューリング問題記述方式, 第39回情報処理学会全国大会論文集, pp. 155-156 (1989.9).
- 19) 大場ほか: 知識型スケジューリングシステムにおける最適化機能, 第16回システムシンポジウム, pp. 161-166 (1990.9.20).
- 20) Conway, R. W. et al.: *Theory of Scheduling*, Addison-Wesley (1967).
- 21) Ohkawa, T. and Komoda, N.: Current Status of Knowledge Acquisition Research in Japan, *IEEE/SICE International Work Shop on Proceedings of Emerging Technologies for Factory Automation*, pp. 81-110 (1992).

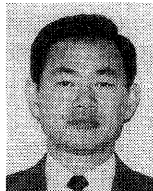
(平成4年10月2日受付)

(平成5年1月18日採録)



川嶋 一宏 (正会員)

昭和35年生。昭和57年3月東京理科大学理工学部機械工学科卒業。昭和59年同大学院修士課程修了。同年(株)日立製作所入社, 同社システム開発研究所にて知識型計画支援システムの研究を担当。現在, 離散型システムの計画・制御技術の研究に従事。情報制御システムのシステム生産・保守の技術に興味を持つ。計測自動制御学会, 日本機械学会各会員。



薦田 憲久 (正会員)

昭和47年生。昭和47年3月大阪大学工学部電気工学科卒業。昭和49年3月同大学院修士課程修了。同年(株)日立製作所に入社, 同社システム開発研究所にてシステム工学, 情報システムに関する研究に従事。昭和56~57年UCLA留学。平成3年4月より大阪大学工学部情報システム工学科助教授。現在, 同学科教授。IEEE, システム工学, 知識情報処理に興味を持つ。工学博士。電気学会, 計測自動制御学会各会員。昭和61年計測自動制御学会論文賞, 昭和62年計測自動制御学会技術賞受賞。