

対話的に計画ノウハウを学習するスケジューリングシステム

御宿哲也 土田泰治 田中聡
mishuku@isl.melco.co.jp
三菱電機（株）情報技術総合研究所
〒 247 鎌倉市大船 5-1-1

人や設備などの経営資源を効率的に利用する計画を策定する計画立案業務は、一般的に、組合せ問題であるため、現実的な時間内で解を求めるには、熟練者の計画ノウハウが必要である。しかし、この計画ノウハウを熟練者から引き出す作業には労力がかかる上、熟練者ごとに計画ノウハウが異なるため、個々の計画立案者に適したシステムを構築するには莫大なコストがかかってしまう。ここでは、作業者に作業を割り当て、その業務を実施する作業日時を決定する人員配置問題を例に、計画立案中に対話的に計画ノウハウを獲得し、徐々に利用者に適合していく協調スケジューリングシステムを提案する。

A Cooperative Scheduling System by Interactive Knowledge Acquisition

Tetsuya Mishuku Taiji Tsuchida Satoshi Tanaka
Information Technology R & D Center, Mitsubishi Electric Corp.
5-1-1 Ofuna, Kamakura, Kanagawa 247, Japan

Scheduling business resources(human, equipment and so on) to use efficiently is generally a combinatorial problem. Therefore expert planner's know-how is necessary to solve by computer system in limited time. To extract some know-how from an expert planner requires exertion. Moreover it costs enormously to supply with suitable system based on each expert's know-how because of difference among expert's know-how.

Our target problem is a personnel arrangement task, that is, to plan who and when monthly jobs will be done. We propose a cooperative scheduling system, which can acquire some scheduling know-how from a user interactively to adapt to each user gradually.

1 はじめに

人や設備などの経営資源を効率的に利用する計画を立てるスケジューリングシステム構築の要求が強まってきている。

一般的に、計画問題は各種制約条件をすべて満たすような作業、資源、時間の組合せを決定することである。そのため、少し問題が複雑になると、すぐにその組合せの数が増え探索空間が膨大になるため、現実的な時間内では解が得られなくなってしまう傾向がある。

それでも、計画立案の熟練者は人手で計画業務を行なっているため、計画型エキスパートシステムを構築するにあたって熟練者の経験的な知識（計画ノウハウ）を計算機システムに組み込むことによって、計画立案を自動化するルールベース推論アプローチがとられてきた。

しかし、すべての計画ノウハウをルールベース化することは困難であり、そのため計画立案者の意図にあった計画が自動的に得られるとは限らないので、現実的なスケジュールシステムは計画ノウハウに基づいて計画立案を行なう自動計画機構に加え、後で計画結果を修正することができる計画編集機構をもつ図1のような構成になる。

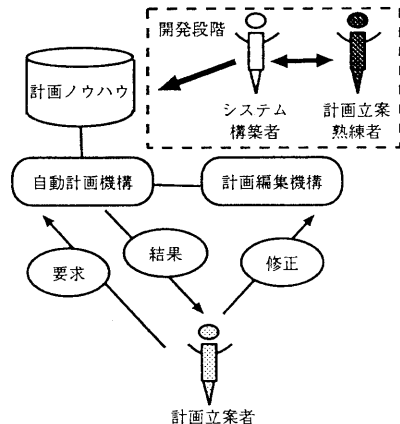


図1: ルールベース推論アプローチ

このようなルールベース推論システムを実用化するためには、知識獲得がボトルネックになる。つまり、熟練者からこの計画ノウハウを引き出す作業には時間がかかるだけでなく、正確な計画ノウハウを引き出すことは困難である。また、熟練者ごとに計画ノウハウが異なるため、個々の計画立案者に適したスケジューリングシステムを構築するには莫大なコストがかかってしまうという問題点もある。また、運用していく間に状況が変化していきルールベース化した計画ノウハウが陳腐化し、実情と合わなくなっ

てしまうことも考えられる。

2 本研究のアプローチ

従来のアプローチでは、ある熟練者の計画ノウハウに基づいて自動的に計画を立案し、編集機能を用いて個々の計画立案者にあった計画に変更する。このとき、計画ノウハウが計画立案者にとって適切でないと自動計画機構によって満足 of いく解が得られないので、修正箇所が増え、最悪の場合、人手で一から計画立案するのと変わらなくなってしまう。

この編集作業で、ユーザは何の理由もなく試行錯誤しながら修正を加えていく場合もあるが、何らかの理由に基づいて計画結果を変更を行なっている場合もある。

そこで、我々は、図2に示したアイデアのように、ユーザの編集操作から計画立案ノウハウを推測し、蓄積された計画ノウハウを再利用することにより、以後、徐々にユーザに適合していき、自動計画結果の精度を上げ、編集作業の負担を軽減することを狙う。

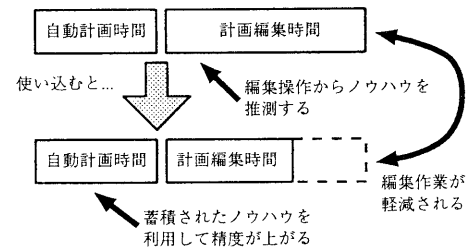


図2: 協調スケジューリング技術のアイデア

本稿では、作業者に作業を割り当て、その業務を実施する作業日時を決定する人員配置問題を例に、計画立案中に計画ノウハウを対話的に獲得し、徐々にユーザに適合していく、計画立案者と計算機システムが協調したスケジューリングシステムを提案する [御宿 95]。

3 システムの概要

このアイデアに基づいた、協調スケジューリングシステムは、図3に示すように、自動計画機構、計画編集機構、学習機構の3つの構成要素から成り、ユーザの編集操作を解析し、計画ノウハウを蓄積して再利用することにより、徐々にユーザに適合していくことができる。

自動計画機構が自動的に立案した計画結果を、ユーザが計画編集機構を利用して修正する。このとき、学習機構がユーザの編集操作をモニターし、その理由を推定し個人ノウハウとして事例を蓄積していく。さらに、以後、自動計画中に、事例を用いてユーザ

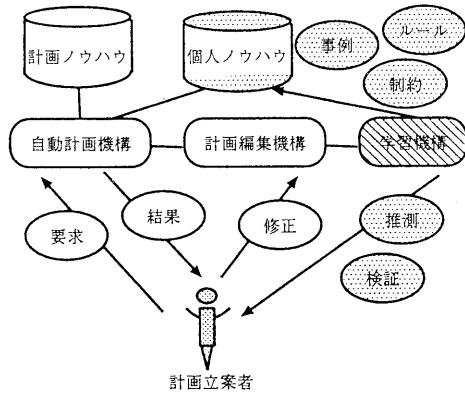


図 3: 協調スケジューラ の概念図

に確からしい事例の適用を促す誘導情報を提供し、蓄積された事例の確からしさを検証していく。その中で、十分確からしいと判定された事例は汎化され、自動計画機構において自動的に適用されるようになる。

4 計画ノウハウ学習機構

4.1 編集操作とノウハウの関係

作業者に作業を割り当て、その業務を実施する作業日時を決定する人員配置計画において、我々が扱う計画ノウハウを定義する。

計画ノウハウには、制約とルールの2種類があり、それぞれ表1, 表2のような種類がある。

表 1: 制約の種類

種類	例
作業-作業	どの作業の後に作業を行なえるか
作業-作業者	誰が作業を行なえるか
作業-作業日時	いつ作業を行なえるか
作業者-作業者	誰と誰と一緒に作業を行なえるか
作業者-作業日時	誰がいつ作業を行なえるか

表 2: ルールの種類

種類	例
作業-作業	どの作業候補を先に計画するか
作業者-作業者	どの作業候補を先に作業に割り当てるか
作業日時-作業日時	どの作業日時候補を先に作業に割り当てるか

自動計画機構を生成試験法を採用して実装した場合、これらのノウハウは図4のように生成部にて利用されることになる。

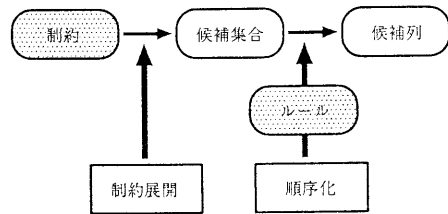


図 4: 生成部におけるノウハウの利用

個人ノウハウとして、制約事例, ルール事例が蓄積されていき、十分確からしいと判定された段階で、個人制約, 個人ルールが追加されていくことになる。

次に、編集操作と制約, ルールの関連について述べる。

作業者に作業を割り当て、その業務を実施する作業日時を決定するため、計画編集機構では、編集操作として、(1) 作業者割り当て変更, (2) 作業者割り当て解除, (3) 作業日時割り当て変更, (4) 作業日時割り当て解除が利用される。

ユーザが試行錯誤ではなく、ある意図をもって編集操作を行なうとき、どのような理由 (=ノウハウ) が想定されるかを表3にまとめる。

表 3: 編集操作とノウハウの関連

編集操作				ノウハウ
(1)	(2)	(3)	(4)	
		○		作業-作業制約
○	○			作業-作業者制約
		○	○	作業-作業日時制約
○				作業者-作業者制約
		○		作業者-作業日時制約
○	○			作業-作業ルール
○	○			作業-作業者ルール
		○	○	作業-作業日時ルール

編集操作の数字は、上記の編集操作の番号である。○印がついている箇所は、その編集操作を行なったとき利用者が意図したと想定されるノウハウの種類である。

4.2 学習機構の概要

個人ノウハウは、編集操作から制約事例, ルール事例として蓄積され(事例獲得)、以後、計画立案時に流用する過程で、その確からしさを検証(事例検証)し、十分確からしいと判定された段階で、個人制約, 個人ルールに汎化される(事例汎化)。

学習機構は、図5のように、事例獲得, 事例検証, 事例汎化の3つの機能から構成される。

事例獲得機能は、編集操作を解析して編集理由の候補を生成し、ユーザに適切なものを選択してもらい事例として蓄積していく。

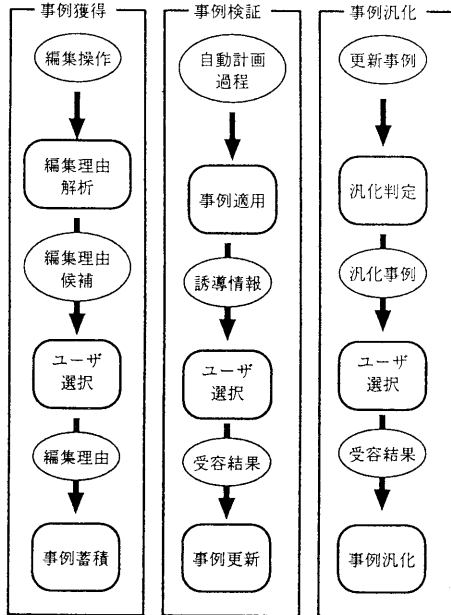


図 5: 学習機構の機能概要

事例検証機能は、自動計画時に割り込みをかけ、かなり確からしい事例があるとき事例を適用した場合どうなるかをユーザに誘導情報として提示し事例適用を示唆する。この示唆をユーザが受け入れたかどうかをもとに事例の確からしさを検証していく。

事例汎化機能は、個人ノウハウとして蓄積されている制約事例、ルール事例が更新されるたびに、その事例の確からしさを再計算し十分確からしいと判定された場合は、ユーザに個人ルール、個人制約として汎化するかどうかを決定してもらい、適切な事例を汎化する。

4.2.1 事例獲得メカニズム

事例獲得では、まず、「制約」と「ルール」のどちらの事例であるかを切り分ける必要がある。例えば、「作業 A の作業者を α から β に変更した」という編集操作の場合、「作業 A は作業者 α に割り当て可能か?」という質問によって、「割り当て可能」であれば「ルール」、「割り当て不可能」の場合は「制約」と切り分けることができる。

次に、作業、作業者、作業日時の属性を使い、抽象化することで編集理由の候補を生成していく。ここで用いる属性を学習キーと呼ぶ。学習キーは作業、作業者、作業日時の属性の中から任意のものを選択することができる。作業の学習キーとして「内容」、「機種」が、作業者の学習キーとして「名前」、「資格」、「経験」が設定されているとき、先ほどの編集操作

の場合、「内容が修理工事で機種が XXX の作業に対して、作業者 α より資格が B 級の作業者を優先する」など、24 通りのルール事例が候補として生成される。また、制約事例の場合は、「機種が XXX の作業に対して、経験が豊富な作業者は割り当てない」など、9 通りの制約事例が候補として生成される。

これらの候補を簡単な日本語文にして、図 6 のようにユーザに提示して適切な事例を選択してもらう。試行錯誤によるノイズが事例として蓄積されることを防ぐため一つも選択しなくても構わないが、複数選択することは可能とする。

事例には、出現回数、受容回数、拒絶回数を履歴として付加しておき、編集操作によって事例を蓄積する場合は、出現回数と受容回数を増加させる。ユーザによって、唯一の候補が選択された場合は増分は 1 であるが、N 個の候補が選択された場合は増分はそれぞれ $1/N$ とする。

作業者候補適用順序 編集事例登録			
α より β を優先したことにに関して、次の編集事例を格納します。			
No.	事例	登録	
1.	α より β を優先した	×	▲
2.	α より資格が B 級の作業者を優先した	○	□
3.	α より経験がやや豊富な作業者を優先した	×	
4.	α より資格が B 級で経験がやや豊富な作業	×	▼
[詳細表示]		[了解]	[ルール化] [取消]

図 6: 事例獲得の表示例

4.2.2 事例検証メカニズム

事例検証では、自動計画立案時、共通制約、ルールで計画立案順序、候補適用順序が導かれるたびに、割り込みをかけ、かなり確からしい事例が適用可能かどうかを判定する。このとき、事例は、より具体的なものから適用していく。また、事例の確からしさは、受容回数、拒絶回数と出現回数から算出する。拒絶回数/受容回数が少ないものほど、事例の確からしさは高く、この値が同じ場合は出現回数が多い方が確からしさが高いと定義する。例えば、「機種が XYZ で内容が修理工事の作業に対して、 α より資格が B 級で経験がやや豊富な作業者を優先した」という事例がかなり確からしいとき、「機種が XYZ で内容が修理工事である」作業 X にはこの事例が適用可能である。

事例を適用した結果、計画立案順序、候補適用順序が元の順序と異なる場合は、その順序関係を支持した編集事例とあわせて誘導情報として事例の適用結果をユーザに示唆する。例えば、先の例の場合、元

の作業者の候補適用順序が「 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 」であるとき事例を適用すると、「 $\beta, \alpha, \gamma, \delta$ 」になるため図7のような誘導情報が表示される。

このとき、ユーザはこの提案に従うか却下するかの判定を下し、その結果から事例の受容回数あるいは拒絶回数を更新する。受容回数が増えることで事例の確からしさが高まり、逆に拒絶回数が増えることで事例の確からしさは低くなる。

誘導情報表示

作業Xに関して、 α と β に対して以下の事例を適用すると
 "機種がXYZで内容が修理工事の作業に対して、
 α より資格がB級で経験がやや豊富な作業者を優先した"

下表のような適用順序になります

No.	名前	マンナンバー	年齢	資格	経験
1	β	8736754	34	B級	やや豊富
2	α	8025441	35	A級	豊富
3	γ	8922348	32	B級	普通
4	δ	8941625	32	B級	普通

図 7: 事例検証の表示例

4.2.3 事例汎化メカニズム

事例汎化では、事例獲得時あるいは事例検証時に、事例の受容回数が増えるたびに確からしさを再計算し、ある値を越えた場合、個人制約あるいは個人ルールとして追加するかどうかを確認する。

例えば、「機種がXYZで内容が修理工事の作業に対して、 α より資格がB級で経験がやや豊富な作業者を優先した」という事例を個人ルールとして追加する場合、図8のように簡単な日本語文に変換して追加を促すメッセージを表示する。

ルール情報追加

ルール情報として
 機種がXXXで内容が修理工事の作業に対して、
 資格がB級で経験がやや豊富な作業者を優先する
 を追加しますか?

図 8: 事例汎化の表示例

このとき、ユーザは、この提案に従うか却下するかの判定を下し、追加する場合は以後、自動計画立

案時に自動的に適用されることになる。逆に、却下した場合は事例の拒絶回数を更新する。

5 試作システムの概要

今回試作した、学習機構を組み込んだ協調スケジューラは以下のような特長を持つ。

1. ある部門に割り当てられた1カ月分の作業に作業者を割り当て、作業日時を決定していく。
2. 各作業に付加された制約を満足するような計画を生成試験法に基づいて自動立案する。また、自動計画を繰り返すことによって別の結果を得ることができる。
3. 自動立案した結果を、ユーザが作業者、作業日時を対話的に指定し編集することができる。
4. ユーザの編集操作から、ルール事例に関して事例蓄積、事例検証、事例汎化を行なうことができる。

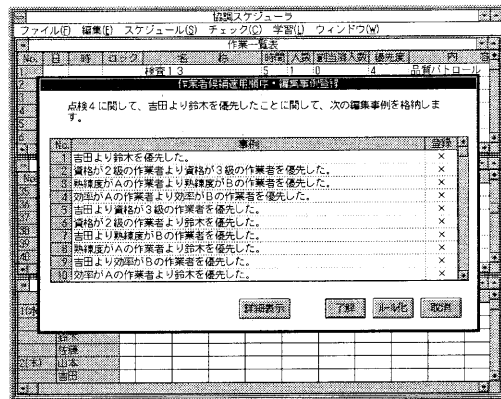


図 9: 試作システムの画面例

6 考察

6.1 評価

現在、試作システムの試用を通して評価を行なおうとしている段階であるため、定量的な評価は今後に待つ必要があるが、今後の試行評価では以下の項目を評価ポイントとする予定である。

1. 学習機構を利用した場合、どのくらいの期間でノウハウが獲得できるか?
2. 個人ノウハウがある場合、計画立案にどのくらいの時間短縮が図れるか?
3. 制約、ルールの入力が容易になったか?

学習機構により、ノウハウを自動的に個人ごとにカスタマイズしていくという狙いもあるが、初期ノ

ノウハウ入力の手間を省くということも効果として想定している。制約、ルールは論理式を含むため、計画立案者には、例外的なノウハウを入力する際に所定の論理表現で記述するのが難しく、誤って記述されたノウハウも入力される恐れがある。そこで、単純な論理表現のみを入力できるようにして、例外記述は学習機構を利用して運用時に獲得していくことを考えている。

このように、スケジュール結果の質や効率だけでなく、必要なデータ入力までを含めたスケジュール統合環境としての評価を進めていく予定である。

6.2 今後の課題

このような学習機構を組み込んだスケジューリングシステムを実用化するにあたって、解決していかねばならない課題を列挙する。

1. 多数推測された編集理由候補の提示

学習キーの数が多くなると、編集理由の候補はその組合せで生成されるため、莫大な数がユーザに提示されることになる。この中から適切な編集理由を探し出すのはユーザにとって負担であるため、現状でも、段階的に抽象化を行ない一回に提示する候補の数を制限している。

しかし、それだけでは十分ではないため、表示順序を変えてユーザにとって適切であると思われる候補から表示する必要がある。具体的には、確からしさの高い事例で用いられている学習キーの組合せと同じ編集理由の候補から最初に表示するという方式が考えられる。

2. ノウハウ蓄積の膠着解消

学習キーの設定をユーザに任せているため、設定された学習キーが適切なものでないと、適切な編集理由候補が生成されなかったり、矛盾した事例が同じくらい蓄積されるなどして、適切な事例が蓄積できないことが考えられる。

そこで、例えば、作業データは大規模な人事データベースを用い、適切な事例が蓄積できていない場合、学習キーとして設定されていない他の属性に着目して、その傾向を統計的手法などで解析し、学習キーとして適切そうな属性をユーザに提案するといった、大規模データベースからの知識獲得のような枠組 [河野 95] が必要となると思われる。

3. 学習キーの階層化

学習機構では、代表的な帰納推論アルゴリズムである ID3 [Quinlan 84] と同様に、属性の組合せによる抽象化を用いて、編集理由の候補生成を行なっている。しかし、実際は「経験がやや

豊富」という表現を厳密に表すと、「機種 XXX の経験は豊富だが機種 YYY の経験は普通」といったように、属性値にも様々な抽象化のレベルがある。そのため、オブジェクト指向データベースなどで階層的に属性が表現された場合、より適切な編集理由を生成するために、学習機構を拡張していく必要があると思われる [中島 95]。

6.3 関連研究との比較

事例ベース推論は、過去の問題解決事例から類推を用いて類似事例を検索し、類似事例を加工して解を得るものである [小林 92]。我々は、問題解決事例をそのまま蓄積するのではなく、問題解決過程の特徴を抽象化したものを事例として蓄積していくため、帰納推論アプローチに近いといえる。

Golding らは、ルールベース推論と事例ベース推論を補完的に制御するアプローチを提案し、名前の発音問題を具体例として、一般形をルールベース推論で、例外を事例ベース推論で見つける方式を示した [Golding 91]。一方、我々は、編集操作から編集理由を推測し、蓄積された事例を検証し、ルール、制約といったノウハウを個人別にカスタマイズするアプローチをとっている。

7 おわりに

本研究では、編集過程というユーザにとって自然な形で計画立案者個別の計画ノウハウを獲得していく協調スケジューリングシステムを提案し、試作システムを開発した。

今後は、試行を通して得られた問題点も含めて、学習機構のブラッシュアップに関する考察を深めていく予定である。

参考文献

- [河野 95] 河野, 西尾, Han: データベースからの知識獲得技術, 人工知能学会誌, Vol.10, No.1, pp.38-44(1995) (1995)
- [小林 92] 小林: 事例ベース推論の現状と展開, 人工知能学会誌, Vol.7, No.4, pp.559-566(1992)
- [中島 95] 中島, 葉, 伊藤: 決定木による階層属性を用いた概念の帰納学習, 人工知能学会誌, Vol.10, No.1, pp.141-146(1995)
- [御宿 95] 御宿, 金近, 田中: 対話的に計画ノウハウを獲得する協調スケジューリングシステム, 電子情報通信学会 1995 年総合大会講演論文集, 情報・システム I, pp.225(1995)
- [Golding 91] Golding, A.R. and Rosenbloom, P.S: Improving Rule-Based Systems through Case-Based Reasoning, Proc.AAAI-91, pp.22-27(1991)
- [Quinlan 84] Quinlan, J.R.: Learning Efficient Classification Procedures and Their Application to Chess and Games, Machine Learning, pp.463-482, Springer-Verlag(1984)