
自動知識獲得型エキスパートシステムの開発と厚板冷却床制御への適用

Development of Automatic Knowledge-Acquisition Expert System and Application to Cooling Bed Control in Plate Mill

岡村 勇(Isamu Okamura) 馬場 和史(Kazushi Baba) 高橋 暢(Toru Takahashi)
潮海 弘資(Hiroshi Shiomi)

要旨：

製鉄プロセスの自動化におけるエキスパートシステム構築の負荷を削減するため、自動的に知識獲得を行うシステムを構築した。このシステムは収集された多くの事例データから情報のエントロピーを用いて自動的に適切な決定木を作成するものである。このシステムを厚板冷却床の物流制御に適用することにより、この知識獲得の方法が非常に有効であることが確認できた。また外乱事例、競合事例および不要な属性のフィルタリングが必要であり、それら不要な事例、属性は決定木を参照することにより見いだすことができるということがわかった。

Synopsis：

The authors developed an automatic knowledge-acquisition expert system in order to abate the time consumed in applying expert systems to the automation of steel industry processes. This system automatically gathers a large body of case data and generates a decision tree by using information entropy. Application of the system to control of the material flow at the cooling bed of a steel plate mill has confirmed the effectiveness of this knowledge acquisition method. The authors also found out the necessity of filtering the noise case data, conflict case data and bad attributes, which can be identified by reference to the decision tree.

(c)JFE Steel Corporation, 2003

本文は次のページから閲覧できます。

自動知識獲得型エキスパートシステムの開発と 厚板冷却床制御への適用*

川崎製鉄技報
23 (1991) 3, 218-224

Development of Automatic Knowledge-Acquisition Expert System and Application to Cooling Bed Control in Plate Mill



岡村 勇
Isamu Okamura
水島製鉄所 制御技術
部制御技術室 主査(掛
長)



馬場 和史
Kazushi Baba
水島製鉄所 制御技術
部制御技術室 主査(課
長)



高橋 暢
Toru Takahashi
水島製鉄所 制御技術
部制御技術室 主査(掛
長)



潮海 弘資
Hiroshi Shiomi
水島製鉄所 熱間圧延
部熱延技術室 主査(掛
長)

1 結 言

近年、エキスパートシステムの適用が盛んに行われるようになり、当社でも多くのエキスパートシステムを実用化してきている。製鉄業においてエキスパートシステムに対する期待の一つは、オペレータが経験と勘で操業しているプロセスを自動化することにある。しかしながら、知識獲得の方法論が未整備であるため、その知識獲得に多大の負荷を要しているのが実状である。知識獲得に関する研究動向は、一般に専門家の有する論理的な深い知識の獲得を指向しており、経験と勘に代表される浅い知識をオンラインで自動的に獲得する技術でさえ、現在のところ実用化されていない。

今回、このような浅い知識で自動制御可能なプロセスを対象とし、集めた多くの事例に基づき自動的にルール誘導を行う自動知識

要旨

製鉄プロセスの自動化におけるエキスパートシステム構築の負荷を削減するため、自動的に知識獲得を行うシステムを構築した。このシステムは収集された多くの事例データから情報のエントロピーを用いて自動的に適切な決定木を作成するものである。このシステムを厚板冷却床の物流制御に適用することにより、この知識獲得の方法が非常に有効であることが確認できた。また外乱事例、競合事例および不要な属性のフィルタリングが必要であり、それら不要な事例、属性は決定木を参照することにより見出すことができるといことがわかった。

Synopsis:

The authors developed an automatic knowledge-acquisition expert system in order to abate the time consumed in applying expert systems to the automation of steel industry processes. This system automatically gathers a large body of case data and generates a decision tree by using information entropy. Application of the system to control of the material flow at the cooling bed of a steel plate mill has confirmed the effectiveness of this knowledge acquisition method. The authors also found out the necessity of filtering the noise case data, conflict case data and bad attributes, which can be identified by reference to the decision tree.

獲得システムの導入を試みた。本システムの開発は、三井物産株式会社との共同研究として、三井情報開発株式会社と進めたものである。本論文では、この自動知識獲得エキスパートシステムの概要、厚板冷却床制御への適用結果、得られた知見について述べるとともに、本手法の評価を行う。

2 開発の背景と目的

2.1 知識と知識獲得

専門家がある対象(ドメイン)に対して何らかの作業(タスク)を行う場合、専門家はさまざまな知識を駆使して問題解決を図っている。知識を大別すると、深い知識と浅い知識に分類されると言われている¹⁾。深い知識には、ドメインの客観的な事実に関する知識、教科書に記載されているような体系的かつ論理的な知識などがある。一方、浅い知識は問題解決のために経験的に得られた知識などである(Fig. 1)。

エキスパートシステム構築の目的は、専門家の有する浅い知識と

* 平成3年5月27日原稿受付

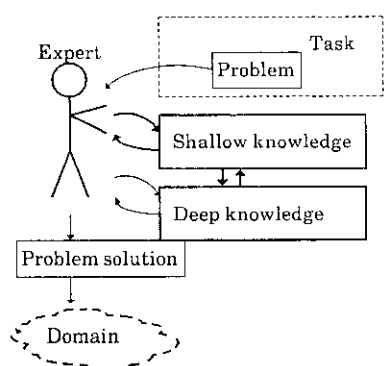


Fig. 1 Shallow and deep knowledge

深い知識を計算機に取込み、専門家と同等の問題解決を行うシステムを構築することになる。しかしながら、専門家の有する全ての知識を獲得することは困難であり、その困難さのゆえに知識獲得がエキスパートシステム構築のボトルネックであると言われている。

2.2 製鉄業におけるタスク

製鉄業にはさまざまな形態のタスクが存在する。その中で工場の操業というタスクについて考えてみる。このタスクの専門家はオペレータである。オペレータは、操業すべき装置および製品に関する断片的な深い知識と操業を通じて得られた多くの浅い知識（経験と勘）を用いて問題解決を図っている。オペレータが用いる知識は浅い知識の割合が非常に大きい。

オペレータが行うタスクのうち、圧延理論、伝熱理論など比較的理论の体系化が進んでいる圧延機の操業や加熱炉の操業などに関しては、制御モデル式を知識として計算機に取込み制御することにより多大な成果を収めてきた。一方、さまざまな条件に基づき操業している物流などに関しては、次項で述べる理由で、このような論理的な手法によるシステム構築は困難をきわめ、AI手法をもって初めて自動化が可能となった。

2.3 浅い知識のタスク

さまざまな条件に基づき操業している物流のように、論理的な手法によるシステム構築が難しいタスクは、製鉄業におけるタスクにおいて大きなウェイトを占めており、そのようなタスクの自動化を進めることは生産性や技能伝承の点で大きな価値がある。

このようなタスクに対して論理的な手法が成功を収めなかった理由には、最適性を追求するあまりドメインの論理的な知識を厳密に表現しようとするが、時には、厳密に表現された論理的知識の有する誤差が問題解決に影響を与える場合があること、多数の各部位の組合せを評価する必要がある実時間内に適切な解が得られない場合が多いこと、などがあげられる。このようなタスクに対してオペレータはヒューリスティック (heuristic) に問題解決の方法を学習し、問題解決を図っている。

物流制御のように厳密な論理的知識が不要で、オペレータの有する浅い知識で自動化可能なタスクと呼ぶことにする。当社では、1980年代初頭より水島製鉄所ビレット精整ライン物流制御などにルールベースを用いたエキスパートシステムの適用を進め、論理的な手法では困難とされてきた浅い知識のタスクの自動化への道を切り開いてきた。

2.4 浅い知識のタスクにおける知識獲得の問題点

ルールベースを用いたエキスパートシステムを浅い知識のタスク

に適用することにより、自動化という点では大きな成果をあげたわけであるが、知識獲得が困難であるということに起因して以下の問題点がある。

(1) 知識獲得時の問題

あらゆる場面を想定し、体系的でない知識を専門家から獲得するのに多大な時間を要する。また、このようにして得られた知識はなんらかの矛盾を内包しやすく、得られた知識の正当性を評価するのに多くの時間を要する。

(2) 知識メンテナンス時の問題

体系的でない知識を理解することは非常に困難である。この知識を第三者が矛盾なく改造などのメンテナンスを行うには多くの困難が伴う。

2.5 浅い知識のタスクに対する自動知識獲得

深い知識が希薄で浅い知識のみで問題解決を図っているということは、専門家であるオペレータが分類や識別的な問題解決を図っているということを意味する。分類識別 (classification) を解析的に行う手法はいくつか提案されており、このことは、浅い知識のタスクに対しては自動的に知識獲得が可能であるということを示唆している。以上の観点に立ち下記の処理を行うシステムを開発することにより、前節の問題解決を図ろうとするのが、当開発の目的である。

(1) 自動知識獲得

- (a) 条件とオペレータのアクション (問題解決結果) からなる事例データを多数収集する。
- (b) 事例データから分類識別手法を用いて知識ベース (ルール) を自動的に作成する。

(2) 自動学習

- (a) 自動知識獲得で得られたルールを基に自動運転を行い、オペレータの意と異なる自動運転が発生した場合にはオペレータが手動介入を行う。
- (b) 手動介入の事例を新事例として取込み、これまでの事例と合わせて新たなルールを作成する。

現在、知識獲得に関する多くの研究が進められている²⁾。その多くは、医者の診断など論理的な説明を要する深い知識の獲得を指向している。しかしながら、前述したように工場の自動化という観点に立てば浅い知識の獲得手法の確立に多くの期待がある。しかも自動知識獲得システムを構築する技術はほとんど確立されておらず、またオンラインで適用された事例もない。上記のようなシステムを実用レベルで構築し試行することにより、その評価を行うことは産業界における自動化という点で大きな意義があると思われる。

3 自動知識獲得の原理³⁾

ここでは、分類識別手法として本自動知識獲得システムで採用した決定木 (decision tree) の自動作成方式について紹介する。その方法は、属性のエントロピーを用いて、Fig. 2に示すような決定木の分岐が浅く推論時間が最短の決定木を作成するものである。

3.1 事例データ

収集される事例データは属性部とクラス値からなる。属性部は複数の属性 (条件項目) の値から構成される。またクラス値はある属性値が与えられた時に、専門家 (オペレータ) により判断された結論である。属性値は、論理型 (たとえば、1, 2, 3 のような離散値)、整数型であってもよい。クラス値は論理型である。

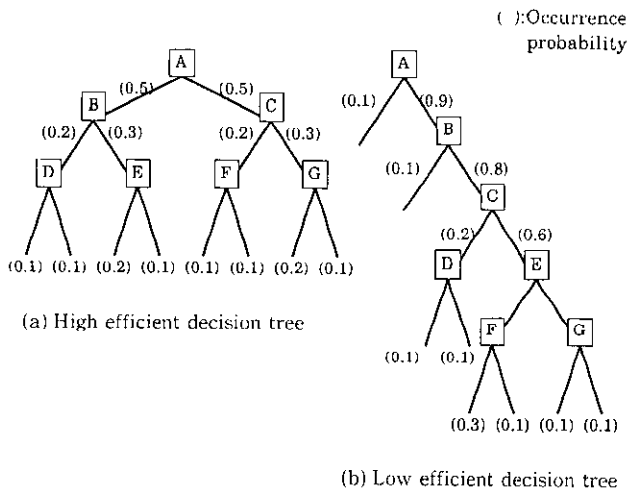


Fig. 2 Efficiency of decision tree

事例データ	属性A	属性B	属性C	属性D…クラス
No. 1	5	3	2	1… 1
⋮				

3.2 属性のエントロピー⁴⁾

3.2.1 論理型属性のエントロピー

属性名(属性値)が $A(a_1, a_2, \dots)$, $B(b_1, b_2, \dots)$, ..., クラス値が $v_1, v_2, v_3, \dots$ なる事例データの集合 Ω があるとする。決定木の先頭に属性Aを選定し a_i で分割された後の事例データの集合 Ω_i のエントロピー H_i は(1)式で表せる。

$$H_i = \sum_j (-P_{ij} \log_2 P_{ij})$$

$$P_{ij} = n_{ij} / \sum_j n_{ij} \quad \dots (1)$$

ここで、 n_{ij} は Ω_i のうちクラス値が V_j となる事例の数である。

属性Aのエントロピー H を(2)式で定義する。

$$H = \sum_i P_i H_i$$

$$P_i = n_i / n \quad \dots (2)$$

ここで n_i は Ω_i に属する事例の数であり、 n は Ω に属する事例の数である。同様に、属性B, C...のエントロピーを決定することができる。

エントロピーとは事例のクラス値の散らばりの度合いを示すものであり、散らばりの度合いが小さいほどエントロピーは小さくなる。また属性Aのエントロピーとは、決定木の先頭に属性Aを置いた時の属性Aで分岐後のエントロピーの期待値である。

3.2.2 整数型属性値エントロピー

事例データの集合 Ω において、整数型属性Aが $a_1, a_2, \dots, a_n$ ($a_i \leq a_{i+1}$) の値をとったとする。ここで、集合 Ω を以下の二つの集合 Ω_{k1}, Ω_{k2} に分割する。

$$\Omega_{k1} = \{x \in \Omega | a \geq l_k : a \text{ は事例 } x \text{ の属性Aの属性値}\}$$

$$\Omega_{k2} = \{x \in \Omega | a < l_k : a \text{ は事例 } x \text{ の属性Aの属性値}\}$$

$$l_k = (a_k + a_{k+1}) / 2.0 \quad \dots (3)$$

ここで、 k は1から $n-1$ の値であり、 l_k は属性Aの2分割点を表す。決定木の先頭に属性Aを置き、 l_k で分岐後の $\Omega_{ki} (i=1, 2)$ のエントロピー H_{ki} は論理型属性のエントロピーと同様に決定できる。このエントロピー H_{ki} を用いて属性Aのエントロピー H を(4)式で定義する。

$$H = \min_k \{\sum_i P_{ki} H_{ki}\} \quad \dots (4)$$

$$P_{ki} = n_{ki} / n$$

ここで、 n_{ki} は Ω_{ki} に属する事例の数であり、 n は Ω に属する事例

の数である。また(4)式で $\sum_i P_{ki} H_{ki}$ をミニマムとする k を k_0 とすれば、 l_{k_0} が最も望ましい分割点である。

3.3 ルール誘導(決定木作成)

エントロピー最小の属性を決定木の先頭に置けば、この属性で分岐後の事例の集合のクラス値の散らばりを最も小さくできると期待できる。そこで、エントロピー最小の属性を決定木の先頭に置く。以下同様にして、分岐後の事例の集合に対してエントロピー最小の属性を分岐後の決定木の先頭に置く処理を繰り返し、決定木全体を作成する。このように、作成された決定木は効率のよいものとなる。また、整数型属性における分割点は3.2.2で述べた l_{k_0} である。

4 自動知識獲得システム

今回開発した自動知識獲得システムの仕様をTable 1に、またシステム概要をFig. 3に示す。事例収集、ルール誘導(決定木作成)、推論機能をワークステーション内に置き、他システムへの流用をしやすいようにしている。

Table 1 Specifications of automatic knowledge acquisition system

Work station	AS4330 (Toshiba Corp.)
OS	UNIX(version 4)
Language	C
Rule induction tool	ICB*1 (ITL, Britain)
Interface with other computers	RS232C

*1 Intelligent code box

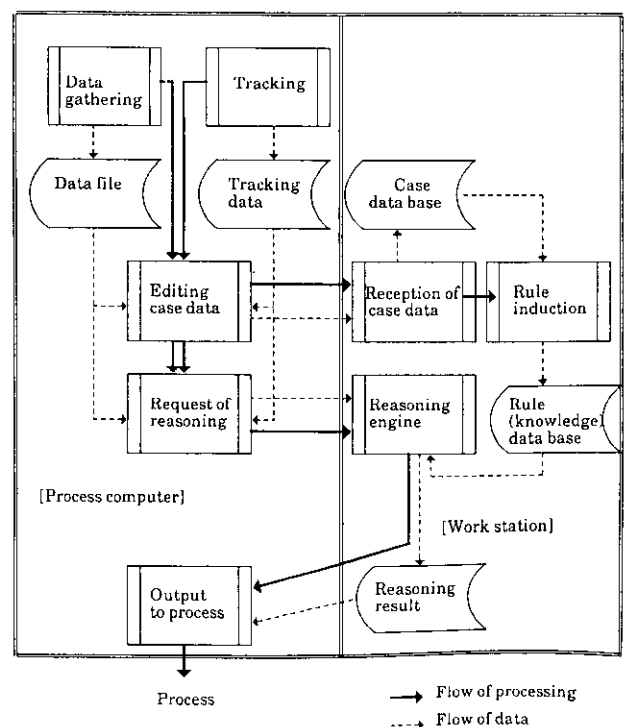


Fig. 3 Constitution of automatic knowledge acquisition system

3章で述べた原理でルール誘導を行うツールとして英国 ITL 社の ICB(intelligent code box)を採用した。本自動知識獲得システムの特徴を以下に述べる。

- (1) 事例のクラッシュ（各属性値が全て同一にもかかわらず、クラス値が異なる状態）が発生した場合には、最新優先、最頻度優先またはマニュアル選択でクラッシュした事例より事例を選択し、ルール誘導可能としている。
- (2) 事例の内容は全て CRT 上で参照可能としている。また事例の削除、マニュアル追加、変更を可能としている。
- (3) ICB はルール誘導の結果を C 言語のソースコードとして出力する。そのソースコードを自動的にコンパイル・リンクし、そのプログラムで推論を行うので推論が非常に高速である。
- (4) 多量の実例（最大 4000 件程度）の収集およびルール誘導が可能である。

5 厚板冷却床制御への適用

5.1 厚板冷却床設備

本自動知識獲得型エキスパートシステムの適用対象として厚板冷却床制御を選定した。厚板冷却床のレイアウト概略図を Fig. 4 に示す。厚板冷却床は、圧延と精整の中間に位置し、鋼板の冷却と共に圧延および、精整の能力バランスのバッファの役割を担う。このため、冷却床の制御には圧延および精整の両プロセスの情報を必要とし、複雑な運転となる。オペレータによる操業は以下の 6 つのモードに分類される。

- (1) 冷却床内の鋼板が抽出できる位置まで前面後面連動で前詰め搬送するモード（前詰めモード）。
- (2) 冷却床内の鋼板を後退限まで前面後面連動で後詰め搬送するモード（後詰めモード）。
- (3) 装入のため冷却床内の鋼板の搬送を止め、鋼板装入後は前面の鋼板を移動し、装入側のスペースを開けるモード（待機モード）。
- (4) 一度前後面の鋼板を分割点で結合する。さらに、(1) 項の

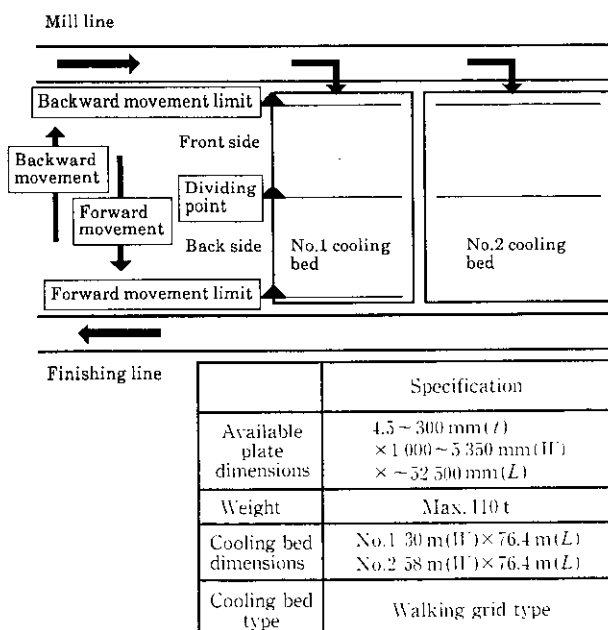


Fig. 4 Outline of cooling bed

前詰め処理後、前面の鋼板を後詰め搬送することにより冷却床内の鋼板を分割するモード（分割モード）。

- (5) 後面の鋼板は抽出と前詰め搬送を繰り返すとともに、前面の鋼板は(3)項の待機処理を繰り返すモード（装入抽出優先モード）。
- (6) 前面後面連動で冷却床内の鋼板を抽出、後詰め搬送、装入、さらに、前詰め搬送を繰り返すモード（連動反復モード）。冷却床内の鋼板は、冷却床トラバース設備の上昇、移動、下降および、復帰のサイクルを繰り返すことにより搬送される。

5.2 属性の選定および事例データ収集、推論タイミングの決定

当システムを適用するにあたってまず属性の選定、事例データ収集タイミング、推論タイミングの決定を行う必要がある。

5.2.1 属性の選定

専門家がどのような属性を参照しているかわからないので、属性はできるだけ幅広く選定しておいたほうがよい。厚板冷却床制御として Table 2 の属性を選定した。Table 2 に示すように、属性は装入側条件（圧延側情報）、冷却床条件および抽出条件（精整側情報）に分類される。

Table 2 Names of attributes for cooling bed control

	Data name	Attribute name	Number
Mill line information	Plate in CB entry table	"No. 1 CB entry table plates existence," etc.	4
	Plates before CB	"Position of plate before CB", etc.	25
	Furnace information	"Number of No. 1 CB assignment slabs," etc.	12
	Number of rolled plates	"Number of rolled plates after work roll change," etc.	2
	Operation schedule	"Existence of scheduled rolling stop," etc.	3
Cooling bed information	Movement of CB	"Movement of No. 1 CB," etc.	4
	Detecting sensor	"Detection of backward movement limit," etc.	4
	Lay of plates in CB	"Occupation ratio of No. 1 CB," etc.	24
	Plate information in CB	"Number of thick plates in No. 1 CB," etc.	4
Finishing line information	Approval of extracting	"Approval of No. 1 CB extracting," etc.	2
	Plates after CB	"Number of plates before crop shearing device," etc.	5
	Extracting control	"Selection of CB No. for extracting," etc.	2
	Next extracted	"Number of next extracted plates in No. 1 CB," etc.	4
Total number of attributes			95

5.2.2 事例データ収集と推論のタイミング

オペレータの判断過程を観察すれば、Fig. 5 のようになると予想され、この判断過程を吟味した上で以下のタイミングで事例データ

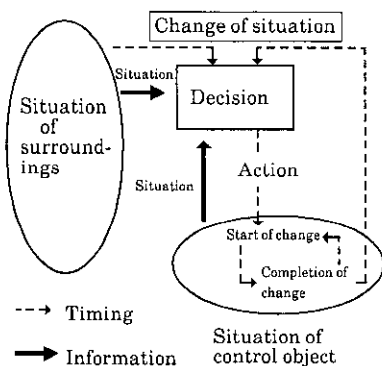


Fig. 5 Process of decision-making by operators

の収集と推論を行うものとした。

(1) 事例データ収集タイミング

冷却床トラバース搬送開始タイミングごとに収集する。この理由は、(a) モード切替えタイミング以外に冷却床は自立的にその状態を変化させていくこと、(b) 「状況が変化したので、モードを変更した」、「状況が変化したが、モードはそのままでもよいと判断した」のように、(a) 項で述べた制御対象に対し、オペレータは過去の判断の変更および継続の二つの判断を行っていること、さらに、(c) (b) 項で述べた二つの判断を的確に収集できるタイミングは、制御対象の変化開始タイミング、すなわち、冷却床トラバース搬送開始タイミングであることによる。

(2) 推論タイミング

置かれた状況が変化したタイミングで推論を行えばよいので、圧延ラインと精整ラインの状況が変化したタイミングおよび冷却床の状況が変化したタイミング（トラバース搬送終了タイミング）で推論を行うものとした。

5.3 適用結果

5.3.1 知識獲得結果

知識獲得状況を明確に評価するために、冷却床の動作状況を観察するとともに、約150の事例を収集しルール誘導を行った。その時の知識獲得状況について報告する。事例収集時の冷却床の動作状況を Fig. 6 に示す。また、当システムにより作成された No. 2 冷却床に対するルール（決定木）を Fig. 7 に示す。

事例数が少ないため、得られたルールについての妥当性を評価することは困難であるが、以下の結果が得られた。

- (1) 150 事例×95 属性=14 250 なる膨大なデータより知識を獲得しているが、得られた決定木はシンプルなものになっている。
- (2) No. 2 冷却床分割点出側検出センサ (mid Out Dct 2), No. 2 冷却床出側占有率 (occupy Back 2), No. 2 冷却床入り側スペース (Space In 2) など、No. 2 冷却床の状況を示す情報が決定木の先頭に置かれており、このことは、オペレータが No. 2 冷却床を制御するにあたって、No. 2 冷却床の状況をまず把握し問題解決を図っている状況に合致している。
- (3) Fig. 7 中破線部に着目すると、No. 1 冷却床の動作状況 (CB move1) をもとに判断される部位が見受けられる。これは次項で述べる外乱事例に起因して発生したもので、破線部内 A の領域の結論 (クラス値) は前詰め (C02) と予想される。事例収集時、連動反復 (C06) は前詰め作業のみであったため、この決定木における連動反復 (C06) は前詰め (C02) と同一の動

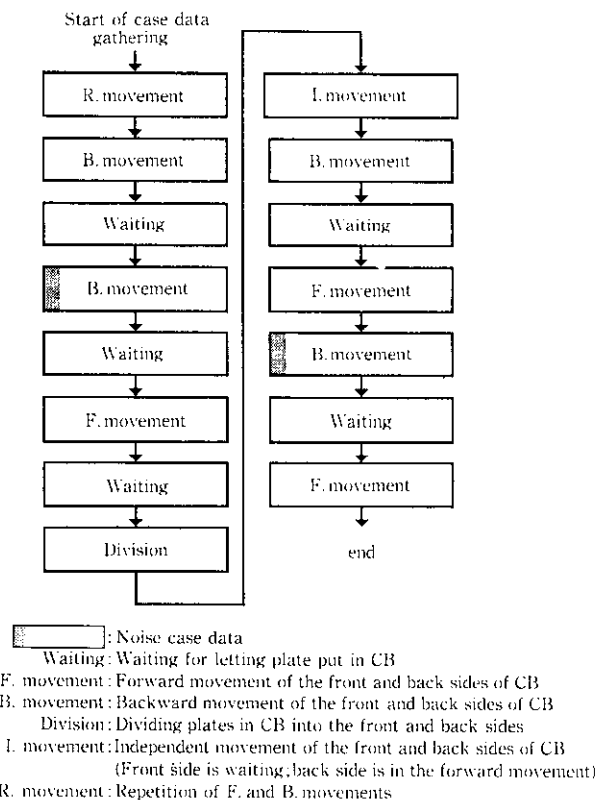


Fig. 6 Movement of No. 2 cooling bed (CB) during case data gathering

作である。このことは、破線部内の結論は前詰め (C02) であるといつてよい。この点について 5.3.4 項で詳細を述べる。

5.3.2 外乱事例

Fig. 7 の破線部内領域においてクラス値 C03 (後詰め) が出現したのは、オペレータの誤操作も事例として収集してしまったためである。このような事例を外乱事例と呼ぶ。外乱事例も含めて知識獲得を行ってしまうので、たまたま分岐するのに都合のよい属性 (Fig. 7 の場合、No. 1 冷却床の動作状況 (CB move1)) を決定木の条件に入れてしまう。このことはこの外乱事例を見だし、削除する作業 (事例のフィルタリング) が必要であるということを意味している。

Fig. 7 を見てわかるように、このような外乱事例に起因して発生する分岐は決定木の末端に生ずる。したがって、以下の要領でこのような分岐を見だすことが可能である。

- (1) 決定木の末端で分岐される事例の数 (Fig. 7 のカッコ内の数字) が少ない。例えば、Fig. 7 の破線部に該当する事例は32件あるが、そのうち C03 (後詰め) となるのは1件のみである。
- (2) 分岐で選定された属性 (Fig. 7 の例では、CB move1 など) が理屈と合わない。

多数の事例より異常な分岐を生じさせた外乱事例を捜し出すことは多くの労力を要するので、決定木の条件より逆に該当する事例を検索するバックトラック機能を充実する必要がある。

5.3.3 属性の選別

当初獲得された決定木を Fig. 8 に示す。Fig. 8 中の CB move 2 は、正送中や逆送中など No. 2 冷却床の動作状況を表すものである。冷却床は、オペレータの選択したモードにしたがい動作する。したがってモードと CB move 2 が非常に強い相関があるのは当然のことであり、Fig. 8 の決定木もそのような形状となっている。属性の中でこのように不要なまたは悪質なものがあり、このような属

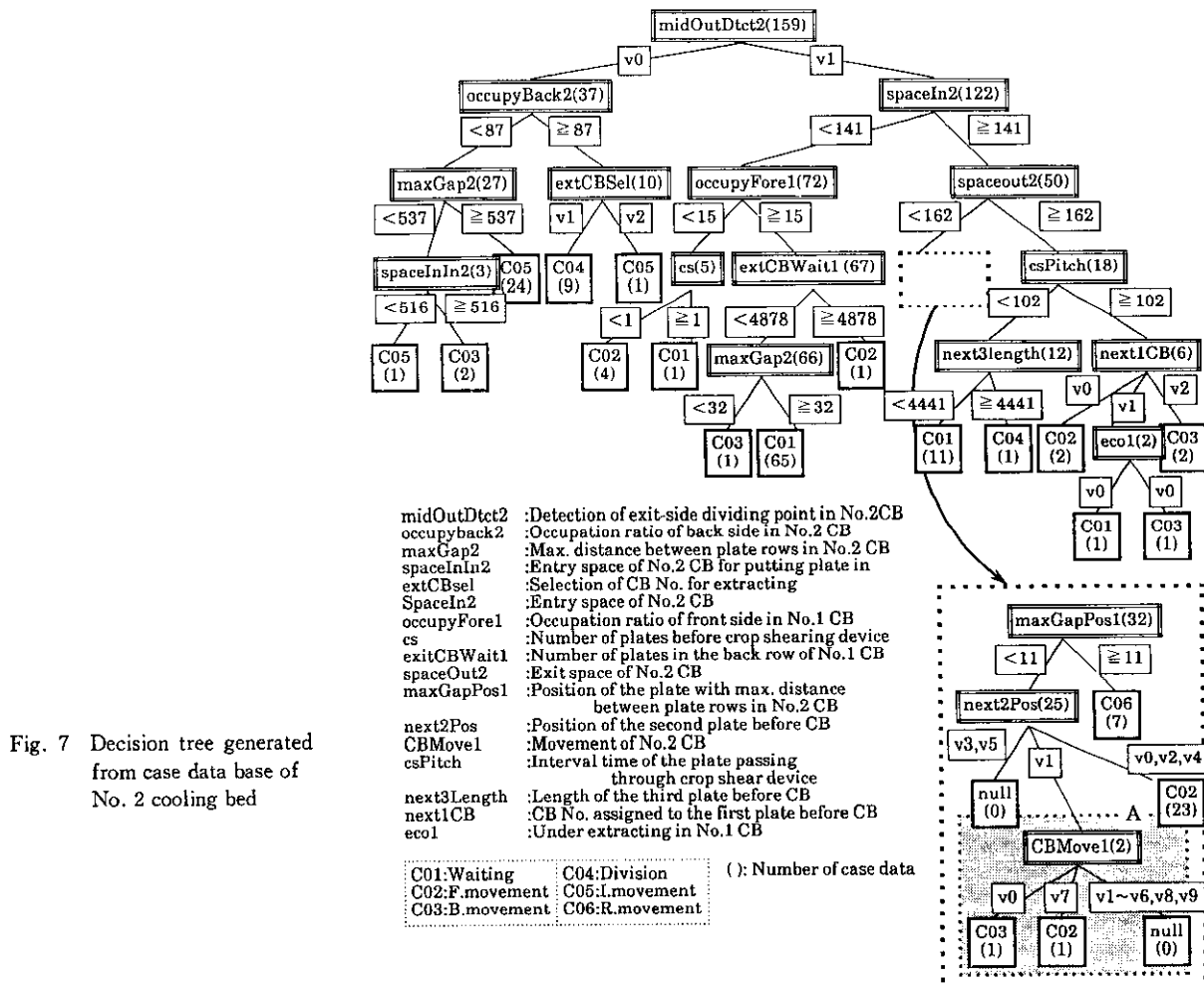
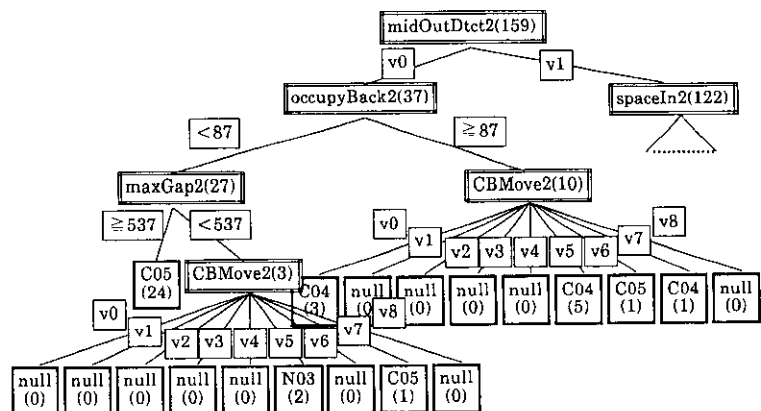


Fig. 8 Decision tree generated from case data base with unnecessary attributes



性は削除する必要がある。

5.3.4 クラス値の選定

Fig. 7 の破線部内の結論は前詰め (C02) でよいことを 5.3.1 (3) で述べた。しかしながら、破線部内で前詰め (C02) と連動反復 (C06) の分岐が発生しているのは、連動反復モードが前詰めモードの機能を包含しているためである。あるクラス値の機能の一部が別のクラス値の機能の一部と等価もしくは機能そのものである場合、このような無駄な分岐を行い、決定木の分岐が非常に多くなる可能性がある。オペレータの利便性を加味してモードは決定されているが、本システムを適用する場合には基本的な動作をクラス値として与えた方がよい。

5.3.5 競合事例

冷却床にある鋼板の数が少ない場合など、どのモードを選択してもかまわない場合、オペレータはさまざまなモードを選択する。このような事例に基づき決定木を作成し制御を行うと、競合現象が発生する可能性がある。競合現象は以下の場合に発生する。

ある A という状況下で a モードを選択し、B という状況下で b モードを選択する決定木が作成されていて、

- (1) A という状況下で a モードを選択すると、B という状況が発生する。
- (2) B という状況下で b モードを選択すると、A という状況が発生する。

Table 3 Rule induction time

Number of case data	Average rule induction time (min)
100	0.5
200	1.5
400	4.5
800	15.0
1 600	55.0
3 200	180.0

競合現象とは、Aという状況とBという状況間で繰り返しが発生し、時系列的に競合が発生することを意味する。このような競合は、制御対象外の状況（例えば、冷却床制御の場合、圧延と精整ラインの状況）が変化すれば自然に消滅する。したがって、発生頻度に応じて決定木を見直せばよい。現在のところこのような競合は発生していないが、一般に決定木の末端に制御対象に関する属性がある場合にこのような競合が発生する。

5.3.6 推論、ルール誘導時間

Fig. 7 に示す決定木で推論に要する時間は、約 200 ms であり高速である。決定木の分岐が 40 程度で推論に要する時間は、約 2 秒以内であり実用上問題のない値であった。ルール誘導に要する時間は、Fig. 7 に示す決定木で約 2 分程度であった。事例数とルール誘導に要する時間を Table 3 に示すが、3 000 事例で約 3 時間程度であり、この値も実用上問題のない値である。

5.4 システム適用評価

自動知識獲得システム適用結果を以下にまとめる。

- (1) 属性と事例収集タイミングを決定しさえすれば、自動的に決定木を作成してくれるので、非常に強力なツールである。従来のインタビュー方式と比較して、短時間に知識獲得が図れることが期待される。
- (2) 外乱事例および競合事例を見出し削除するなんらかのフィルタリング作業が必要である。そのためには、当該の事例を検索するバックトラック機能が必要である。
- (3) このようなシステムを適用する場合、属性の選定作業が必要になるが、属性はできるだけ幅広く選定すべきである。その際、属性によっては 5.3.3 で述べたような悪質な属性もあり注意を要する。
- (4) クラス値としては、制御対象の基本的な動作に関するものを選定した方が決定木の分岐が少なくなり都合がよい。
- (5) (2) から (4) 項の知見を踏まえ、当システムを適用する際の一連の作業をまとめると Fig. 9 のようになる。
- (6) 浅い知識のタスクは分類識別的であると述べた。分類識別を行う手段として、このような決定木自動作成方式のほか、ニューラルネットワークによる方法などが考えられる。このような

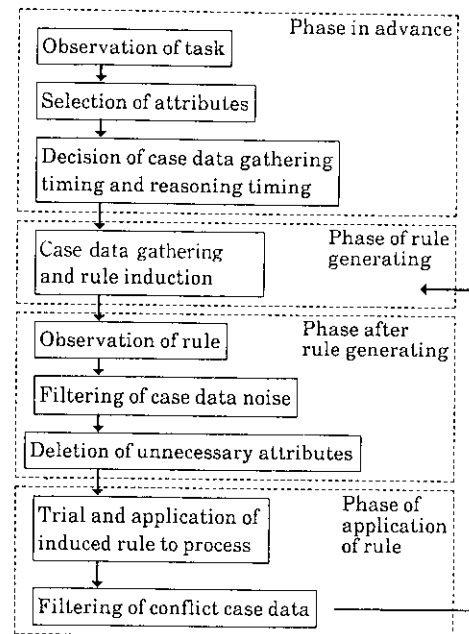


Fig. 9 Procedure in application of automatic knowledge acquisition system

自動知識獲得システムでは (2) 項で述べたようなフィルタリング作業が必要不可欠であり、分類の過程が明確に表現されないニューラルネットワークによる方法はこの点において不十分であると予想される。

- (7) 深い知識の獲得が不要な浅い知識のタスクに対する知識獲得の手段としてこのシステムを開発した。しかしながら、まずこのシステムにより浅い知識を獲得し、その知識に基づき専門家にインタビューを行い、浅い知識の背景ある深い知識を獲得することも可能である。その意味において、この方法が知識獲得のための一手段として有効であると考えられる。

6 結 言

自動知識獲得型エキスパートシステムを開発し厚板冷却床に適用することにより以下の結果を得た。

- (1) 知識獲得にあたって本システムは非常に強力なシステムである。
- (2) 事例のフィルタリングまた不要な属性の削除が必要である。
- (3) 決定木を参照することにより外乱事例、競合事例また不要な属性を見出すことが可能である。

本システムを適用した結果、バックトラック機能が必要であるなど当初構築したシステムではいくぶん不十分な点がある。現在、そのようなサポート機能の充実を図っており、サポート機能の充実をもって実稼働に向けた調整を進める予定である。また今後当システムの汎用化を進め、他プロセスへの適用を図りたいと考えている。

参 考 文 献

- 1) 溝口理一郎:「知識獲得, 学習, 知識ベース構築方法論」, (1990), 第 80 回知識工学システム分科会, [(社)システム総合研究所]
- 2) 渡辺正信:「エキスパートシステムにおける知識獲得」, 情報処理, 28 (1987) 2, 167-176
- 3) A. Paterson, T. Niblett, and A. Shapiro: "ACLS User Manual", (1982), [Intelligent Terminals Ltd.]
- 4) 宮川 洋, 原島 博, 今井秀樹:「情報と符号の理論」, 岩波講座, 情報科学-4, (1982), 35-59, [岩波書店]