

ニューラルネット, ファジィ推論を用いた 焼結焼成プロセス制御

松田 浩一*・田村 直樹*・能勢 和夫*²
野田 俊*³・大方 敏仁*³・大鈴 克二*³

Modeling for Control Knowledge in Sintering Process Using Neural Network and Fuzzy Inference

Kouichi MATSUDA, Naoki TAMURA, Kazuo NOSE,
Takashi NODA, Toshihito OKATA and Katsuji OSUZU

Synopsis :

This paper describes the modeling of two control knowledge in a sintering process which aims to stabilize the state of sintering and yield variation. One control knowledge for return fine ratio which includes non-linear data evaluation is modeled by fuzzy inference. The other control knowledge which selects the action variables by a two dimensional heat pattern of the sintering process is modeled by using neural network in the extraction of typical heat pattern. The fuzzy control system that uses operator's knowledge of return fine ratio control leads to uniform operation and improvement of yield. The neural network system makes possible the analysis of the relationship between the two dimensional heat pattern and yield and other sensing data.

Key words : fuzzy inference ; neural network ; sintering process ; return fine ; two dimensional heat pattern.

1. 緒 言

焼結鉍製造プロセスにおいて、焼結機上での焼成状態を均一に制御することは、焼結鉍の品質、歩留の安定化、さらには生産性の向上のために重要である。焼成状態の不均一をまねく主要な要因は、以下の二つであると考えられる¹⁾²⁾。一つは投入される原料の品質の変動である。特に焼結鉍製造プロセスにおいては、返鉍という一度焼成した製品を原料として再利用しており、返鉍の使用比率の変動が焼成状態の変動に密接に関与している。もう一つは焼結機上での機長方向、幅方向での原料装入密度の不均一である。つまり、前者は焼結機上全体に及ぼす変動要因であり、後者は局所的な変動要因である。

これらの変動を抑えるために数式モデルに基づく自動制御を実施するには、焼結プロセスの3次元的な制御モデルが必要となる。さらにプロセス自身の無駄時間は約5時間ときわめて大きく、物理モデルに基づく実用

的な制御モデルを構成することは困難であった。このため、従来、熟練操業者によるマニュアル制御が行われてきた。しかし、マニュアル制御では、制御ノウハウの差から操業のばらつきが生じたり、熟練操業者の減少に伴い、技術の伝承も困難になり、操業者の制御技術を標準化し、システム化することが必要となってきた。

そこで、本報告では、熟練操業者の制御知識を活用した焼成制御システムを構築することを目的に、ファジィ推論及びニューラルネットを用いた制御知識のモデル化手法を検討した。

2. 返鉍比制御のファジィモデル

2.1 操業者の制御方法

Fig.1 に焼結鉍製造プロセスにおける原料・製品の流れを示す。一度焼成された返鉍と主原料の鉄鉍石はドラムミキサで混合され、焼結機に投入される。焼結機で焼成された焼結鉍は破碎機とふるいを経て、最終的に

平成3年11月8日受付 平成4年4月10日受理 (Received on Nov. 8, 1991; Accepted on Apr. 10, 1992)

* (株)神戸製鋼所電子技術研究所 (Electronics Research Laboratory, Kobe Steel, Ltd., 1-5-5 Takatsukadai Nishi-ku Kobe 651-22)

*2 (株)神戸製鋼所電子技術研究所 工博 (Electronics Research Laboratory, Kobe Steel, Ltd.)

*3 (株)神戸製鋼所神戸製鉄所 (Kobe Works, Kobe Steel, Ltd.)

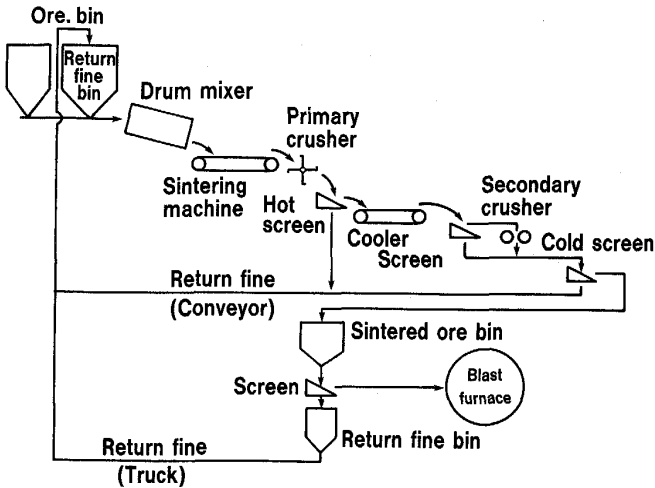


Fig. 1. Flow of material and sinter in sintering plant.

+ 3.5 mm のものが高炉で使用される。

焼結用原料として使用する返鉱は一度焼成された製品であるため、主原料の鉄鉱石とはかなり性状が異なる。したがって、返鉱の使用比率（返鉱比）が変動すると原料性状が変化し、歩留の変動が生じる。すなわち歩留を安定化するためには、返鉱比の変動を抑えることが望ましい。しかし、返鉱の発生量は焼成状態の変化に応じて短期間に変動している。これに対し、変動する発生返鉱を貯蔵する返鉱槽には容量制限があり、この槽容量制約を守るためには、逆に返鉱比（切り出し返鉱量）を頻繁に変化させなければならない。さらに、前述したように焼結プロセス自身は大きな無駄時間を持っている。

そこで、以上の問題に対する熟練操業者の制御知識の抽出、解析を行った。その結果、操業者は設備制約と返鉱比の安定という2つの相反する目的を満足するように、さらに、プロセスの無駄時間を考慮しながら返鉱比の制御を以下のように行っていることが判明した。

(1) 返鉱槽レベルに上下限値を設け、設定値を超えれば、最優先で正常範囲内にはいるように返鉱比を調整する。

(2) 返鉱槽レベルが上下限内にある場合は、焼結プロセスの無駄時間を補償するため、現状の返鉱使用実績と歩留から無駄時間に相当する時刻先の返鉱発生量を予測する。

(3) 高炉前で発生する返鉱は返鉱槽まで間欠的に運搬されるため、返鉱槽レベルはステップ状に変化する (Fig. 2 参照)。そこで、この槽レベルの時系列変化の波形から、真の返鉱発生量を推定する。そして、制御は、返鉱槽レベルを一定にするのではなく、ある範囲内に安定化させることを目的とする。

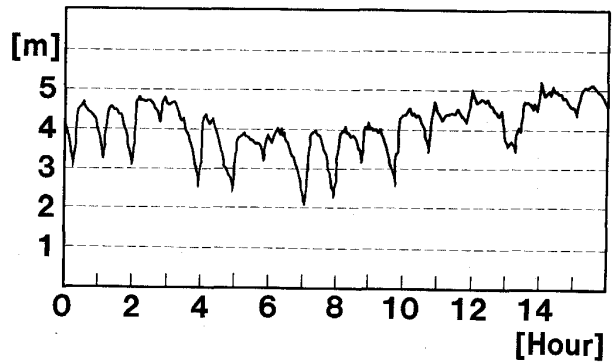


Fig. 2. Change of return fine bin level.

(4) (2) で予測した返鉱発生量の予測値と、(3) で推定した返鉱発生量の推定値を組み合わせ、なるべく返鉱比の変化が少なくなるように返鉱比の調整を行う。つまり、予測と実際の返鉱発生量の傾向がくいちがう場合は調整せず、同方向（両者とも増加あるいは減少）の場合のみ返鉱比を変化させる。

(5) なるべく返鉱比の調整回数を少なくするため、次のようなデータの値に比例しない非線形なデータ評価をする。即ち、予測した返鉱発生量が大きく変化した時は、真の返鉱発生量も変化したとみなす。また、予測値の変化が少ない場合は、真値は変化したとはみなさない。

(6) 返鉱槽のオーバーフローを防止するために、返鉱槽レベルを下げるアクション（切り出し量を増加）をレベルを上げるアクション（切り出し量を減少）に比べて多くとるという非対称なアクションも行う。

2.2 ファジィ推論による返鉱比制御知識のモデル化

ここでは、上述した熟練操業者の返鉱比制御知識のモデル化について述べる。

操業者の返鉱制御知識をモデル化するためには、上述したようにデータの非線形な評価ができ、かつ、その評価の組み合わせでアクションを決定できることが必要である。そこで、これを行うためにファジィ推論³⁾を主体に制御知識のモデル化を試みた。すなわち、解析した制御知識の各項目を以下のようにモデル化した。

(1) 返鉱槽レベルのチェック

まず、返鉱槽のレベルを評価する。このとき、上限下限を超えていれば、これを正常範囲に戻すために、返鉱比を優先的に調整する。

(2) 発生返鉱量の予測

返鉱槽が正常範囲内にある場合は、(1)(2)式により、一定時刻先の発生返鉱量を予測する。

$$X_2(t) = a_3 * X_3(t) + (1 - a_3) X_2(t - \Delta t) \dots\dots\dots(1)$$

$$Y(t) = (X_1(t) + X_2(t)) - R \dots\dots\dots(2)$$

ここで

- Y : 歩留・返鉱のバランス評価用指数
- X₁ : 実績返鉱比 1 時間平均値
- X₂ : 歩留平滑値
- X₃ : 歩留 1 時間平均値
- R : 歩留 + 返鉱比基準値 (自動設定)
- a₃ : 指数平滑係数

である。(1)式は歩留の短周期的なノイズ成分を除去するための平滑化処理であり、(2)式が、従来操業者が焼結プロセスの無駄時間を補償するために行ってきた返鉱発生量の予測に関する知識を定式化したものである。例えば、現在の歩留(X₂)が高いにも関わらず、返鉱比(X₁)が高い(歩留を将来上昇させる要因)場合は、Y(t)が正の値を持ち、歩留が将来さらに上昇し、発生返鉱が減少するという予測を表している。

(2)式におけるRの値は、使用返鉱量と発生返鉱量とがバランスのとれているときの歩留 + 使用返鉱比の基準値を表しており、(2)式で歩留 + 使用返鉱比の実績とRを比較し発生返鉱の予測を行っている。また、このRの値は、使用している原料の性状(原料中の揮発分の変化)や操業状態(系外からの原料として使用するダスト量の変化)により常に変化しており、以下のよ

うな意味を持っている。
今、焼結機に投入される原料の総量をTとすると、
 $T = M + r1 + X1 \dots\dots\dots(3)$

となる。ここで、

- M : 返鉱以外の鉄鉱石原料使用量
- r1 : 返鉱使用量
- X1 : 系外から持込まれ原料として使用されるダスト

である。

一方、焼結機から出ていく製品に関しては、
 $T = P + r2 + X2 \dots\dots\dots(4)$

が成り立つ。ここで、

- P : 高炉原料として使用される量
- r2 : 返鉱として原料になる量
- X2 : 使用原料から製品、返鉱にならず揮発する量

である。

歩留は P/T、返鉱比は (T - M)/T であるので、
歩留 + 返鉱比 = P/T + (T - M)/T $\dots\dots\dots(5)$

であり、これを(3)、(4)を用いて変形すると

$$\begin{aligned} \text{歩留} + \text{返鉱比} &= \{P + (T - M)\} / T \\ &= 1 + (P - M) / T \\ &= 1 + (r1 + X1 - r2 - X2) / T \\ &\dots\dots\dots(6) \end{aligned}$$

となる。

つまり、発生返鉱と使用返鉱のバランスがとれている時 (r1 = r2)

$$R = 1 + (X1 - X2) / T \dots\dots\dots(7)$$

であり、ダスト量 (X1) と揮発量 (X2) により変化し、これらが測定できれば歩留 + 返鉱比の値 R は設定できる。しかしながら、これらの量は実際には計測されていないため、ここでは R を歩留 + 返鉱比の過去の実績値から指数平滑処理を用いて推定する。なお、係数はオフライン計算で推定値と実績値が近くなるように設定する。

(3)返鉱槽レベル変化指数

返鉱槽のレベル変化を指数化する。返鉱槽レベルのステップ状の変化から返鉱発生量を以下の式で推定する。

$$L(t) = b(L_1(t) - L_2(t)) \dots\dots\dots(8)$$

$$L_1(t) = a_1 * L_3(t) + (1 - a_1)L_1(t - \Delta t) \dots\dots(9)$$

$$L_2(t) = a_2 * L_3(t) + (1 - a_2)L_2(t - \Delta t) \dots\dots(10)$$

ここで、

- L : 返鉱槽レベル変化指数
- L₃ : 槽レベル
- L₁, L₂ : 返鉱槽レベル平滑値
- a₁, a₂ : 指数平滑係数 (a₁ > a₂)
- b : ゲイン
- Δt : サンプリングタイム (1分)

である。(9)式は高炉前で発生する返鉱が間欠的に運搬されることにより生じるノイズを除去する平滑化処理であり、a₁ は間欠運搬される周期にあわせ設定する。

一方、a₂ は a₂ < a₁ になるように選び、L₂ を L₁ に比べ長周期で変動するレベル基準値とし、L₁ と L₂ の偏差をレベル変化指数とした。つまり、本制御モデルでは槽レベルを一定値に制御するのではなく、L₁ を長周期で変化する槽レベル基準値に制御しようとする。これは返鉱比調整回数を少なくするという熟練操業者の制御知識を表現している。

(4)組み合わせによる返鉱比調整知識のモデル化

返鉱槽レベルが正常である場合は、「設備制約を満足させながら返鉱比変更回数をなるべく少なくする」という返鉱比制御知識をファジィルールで表現する。すなわち、(2)(3)で求めた返鉱槽レベル変化指数 (L(t))、歩留・返鉱バランス指数 (Y(t)) を用いて、返鉱比制御知識を以下のように表現する。Fig.3 に返鉱比制御量決定のためのファジィルールテーブル、Fig.4 に歩留・返鉱バランス評価用メンバーシップ関数、返鉱槽レベル変化の評価用メンバーシップ関数、さらに、制御量決定用結論部メンバーシップ関数の例を示す。Fig.3 のルール

		Index of return fine stock level change (L)				
		NB	NS	ZO	PS	PB
Evaluation index of return fine ratio (Y)	NB				PS	PB
	NS					PS
	ZO			ZO		
	PS	NS				
	PB	NB	NS			

NB...Negative Big, NS...Negative Small, ZO...Zero
PS...Positive Small, PB...Positive Big

Fig. 3. Rules of return fine ratio control.

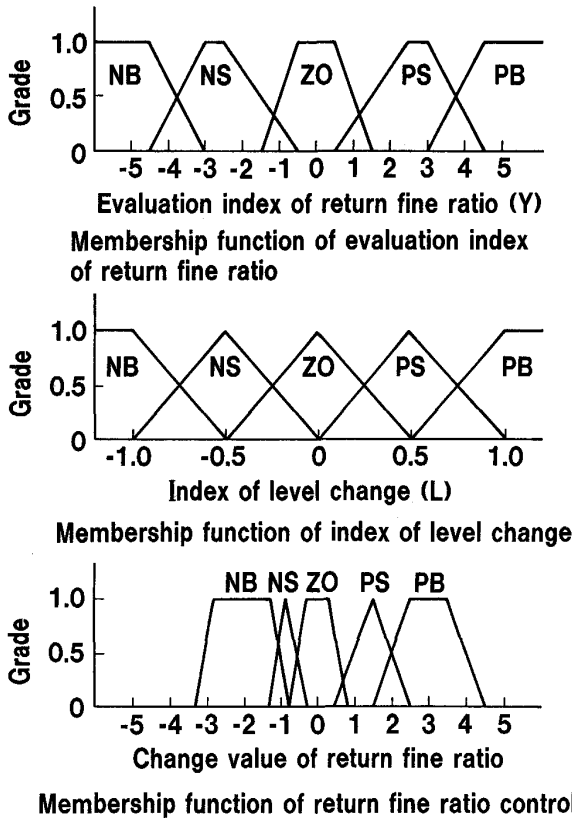


Fig. 4. Membership functions for judgement of return fine ratio control.

では、Yが正の場合（発生返鋳量が将来減少）、L（槽レベル）が減少傾向にある場合のみアクションを行い、逆にLが増加傾向にある場合はアクションを行わないというルールになっており、返鋳比の調整をなるべく少なくするための制御知識を表現している。

(5, 6)非線形性の表現

例えば Fig. 4 の返鋳発生量の予測の為のメンバーシッ

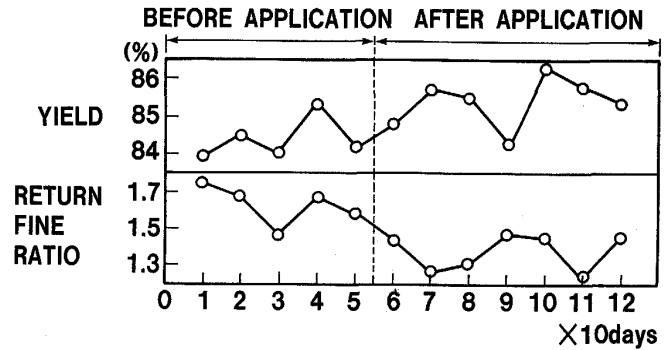


Fig. 5. Applied result of return fine ratio control.

ブ関数では、ZO(変化なし)とPS(正に少し変化)の形が異なり、予測値に対する非線形な評価方法をこれで行っている。また、アクション量決定のためのメンバーシップ関数は、正負のアクション量を非対称とし、返鋳比増加アクション（槽レベルを下げる）を減少アクションに比べ大きくとる、つまり、返鋳槽のオーバーフロー防止を重視した制御知識を表現している。ここで、ファジィ推論におけるルールの適合度計算は頭切り法で行い、非ファジィ化は重心法を用いた（min-max-重心法⁴⁾。

2.3 モデルの実用性の検証

構成したモデルの妥当性を評価するために、ファジィ推論によるアクションガイダンスと操業者のアクションとの関係を10日間にわたり調査した、この期間では、システムがアクション指示を行ったのが計30回あり、このうち25回は操業者も同時にアクションを行っていた。残り5回についても、後のデータ推移からアクションを行っても良いケースであることが認められた。一方、操業者のアクションは67回あり、このうちシステムが指示を行っていないのは42回であった。この中で10回については操業者が返鋳槽レベルの変化にまどわされたアクションであり、直後にこれを戻すためのアクションを行っている。残り32回については、アクションの良否は不明である。従って、ファジィ推論システムのミスガイダンスは皆無であることから、アクションガイダンスとして妥当であると判断した。また、返鋳変更回数を少なくするという目的に対しても、操業者との比較から目的どおりに機能していることが明らかになった。

2.4 実適用結果

以上のような返鋳比制御知識を活用した返鋳比制御システムを、当社神戸製鉄所において、'90年1月よりオペガイドシステムとして実用化した。ファジィルールは合計7ルールであり、制御周期は1分である。Fig. 5にシステム適用前後の歩留・返鋳比の変動の推移を示す。

図からわかるように、本システムの指示するアクションガイダンスに返鋳比調整方法を統一することで、返鋳比の変動が減少し、これにより歩留が約1%向上した。

2.5 ファジィによる知識のモデル化に対する考察

焼結プロセスにおける返鋳比制御知識は以下のような特徴をもっている。

- 1) データの評価に非線形性を持つ
- 2) 評価したデータの組み合わせで制御量を決定する
- 3) 決定した制御量が非対称性を持つ

このような制御知識をモデル化するには、ファジィ推論を以下のように用いることが有効である。

- 1) データの非線形な評価をルール前件部のメンバーシップ関数で表現する。ただし、データの評価を行うための指数化処理、フィルタリング処理も制御知識を反映したものにする必要がある。
- 2) データの組み合わせによる制御量の決定方法をルールで表現する。ここでは、評価したデータと制御方法の定性的な関係のみを記述する。この関係には、非線形性、非対称性も表現できる。
- 3) 決定した定性的な制御量を定量化するために後件部のメンバーシップ関数を活用する。ここには、制御量の非線形性、非対称性を表現する。

3. ニューラルネットを用いたヒートパターン制御知識のモデル化

焼結操業では、前章で述べたような原料条件の安定化(返鋳比変動の減少)のほかに、原料を供給する給鋳部の原料装入密度変動に起因する焼結機上での焼成状態の変動を的確に認識して焼結機の送り速度(パレットスピード)や給鋳部の装入方法を制御することも重要である。操業者は焼結機上の焼成状態の部分的変化を、焼結機下部に2次元平面上に配置されている温度計により得られる温度分布パターンから認識し、とるべき最適なアクションを決定している。例えば、パレットスピードを制御する場合、通常は焼結機の集合排気温度(以下EP温度と呼ぶ)を基準に、高い場合はパレットスピードを上げ、低い場合は下げるアクションを行う。しかし、焼結機上全体の温度が上昇しているのではなく、焼結機上のある一部が上昇してEP温度が上昇しているということが温度パターンからわかるとパレットスピードの制御は行わず、例えば幅方向での原料装入密度を操作してその一部の温度上昇を抑えるためのアクションを行う。

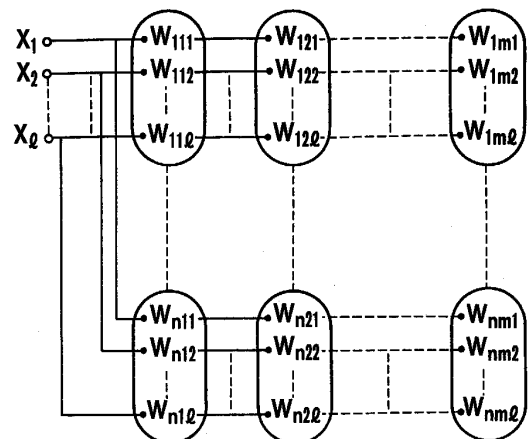
このような制御知識をモデル化するには、まず、現在までにどんな焼成温度パターンが存在していて、それら

の特徴はなにか、さらに、パターンと最適なアクションとはどんな関係にあるのかを解析し、データからの知識獲得を行うことが必要である。なぜなら、このような2次元データのパターンの特徴を一点一点データの組み合わせとして、操業者からヒヤリングして整理していき、制御すべきパターンをもれなくかつ詳細に抽出するのは、非常に手間がかかるため現実的ではない。したがって、このようなパターンデータに関する知識を整理・抽出するにはパターンの特徴を過去のデータから抽出するような方法が必要になる。これを行うことにより、パターン認識→最適な制御手段の選択→アクションガイダンスという流れの制御システムを構築することが可能となる。

そこで本報告では、温度パターンの分類および分類したパターンと制御目標である歩留との関係解析を行うことにより、現状の温度パターンに対してどういうパターンにすれば目標の歩留がえられるか、という制御知識を抽出することとした。この温度パターンの分類の為の手法として、データの特徴抽出に有効であるとされている自己組織化ネットというニューラルネットを活用した。

3.1 自己組織化特徴ネットによる温度パターン分類

自己組織化特徴ネットはKohonen⁵⁾により提唱されたFig.6に示すような構造を持つ相互結合型のニューラルネットである。今、過去の実在する温度パターン(入力ベクトル)を1次元ベクトル $X_k(k=1, 2, \dots, l$: データ数)とする。また、Fig.6における $n \times m$ 個の各ニューロンは、2次元格子上に配置され、学習回数 i において1次元ベクトルの重み $W_{ijk}(i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m, k=1, 2, \dots, l)$ をもっている。各ニュー



X_l : Input data W_{nmL} : Weight of neuron
Fig. 6. Construction of self-organized feature map.

ロンの重みは以下のステップで修正され、学習が進み、温度パターンは $n \times m$ 個のパターンに分類される。

[ステップ 1]

$W_{ijk}(0)$ を初期化する (ランダム値)

各 X_k について、以下のステップ 2, 3 を繰り返す

[ステップ 2]

$t = t + 1$

$\min \{ \| X_k - W_{ijk}(t) \| \}$ となる $W_{ijk}(t)$ を $W_o(t)$ とし、 $W_o(t)$ を中心にある範囲にあるニューロンの集合を $B_o(t)$ とする。

[ステップ 3]

$$W_{ijk}(t+1) = W_{ijk}(t) + \alpha(t)(X_k(t) - W_{ijk}(t))$$

.....(11)

for $i, j, k \in B_o(t)$

ここで、 $\alpha(t)$ は学習係数である。 $B_o(t)$ 、 $\alpha(t)$ とも学習回数 t の関数であり、 $\alpha(t)$ は単調減少関数、 $B_o(t)$ も Fig. 7 に示すように t とともに半径を小さくしていく。これにより、入力パターンは分類され、各ニューロン重みに割り付けられる。また、近隣のニューロンの重みは類似しており、ベクトル値はなめらかに変化した分類となる。

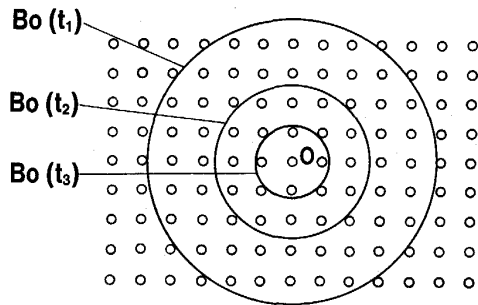


Fig. 7. Change of $B_o(t)$.

今回は、Fig. 8 に示すような焼結機における 25 点のグレートバー直下温度の 1 日平均値 (機長方向 5 点、幅方向 5 点) のパターン分類にこの手法を適用した。操業者は、このパターンから焼成状態を認識し、パレットの長手方向の送り速度や、図中の給鉱装置により幅方向の装入密度パターンを制御している。ここで、 X_k 、 W_{ijk} の次元 l は 25 (温度データの点数)、ニューロン数、すなわち分類数は $10 \times 10 = 100$ 、入力データ数 N は 700 とした。Fig. 9 に分類結果を示す。この結果、温度が全体に低く、比較的幅方向の平坦な右下のパターンから、温度が高く幅方向のばらつきも大きいという左下のパターンまで、うまく分類されていることがわかる。さらに、分類結果では、パターンはなめらかに変化しており、これが後述するパターンとデータとの解析を可能にしている。

3.2 パターン分類結果の解析と知識獲得

認識されたパターンに対してどのようなアクションをとるべきかという知識を抽出するため、以下の解析を行った。

まず、焼結機上の全体としての温度レベルとパターンとの関係を調べるために、パターンと EP 温度 (Fig. 8 参照) とを比較した。つまり、各パターンになったときの EP 温度を各パターンごとに平均化し、平均温度で高 (120°C 以上)、中 (110°C 以上 120°C 未満)、低 (110°C 未満) に分類した。この結果を Fig. 10 に示す。図のパターンで右側になるほど温度が低く、左側になるほど温度が高くなることがわかる。一方、上下のパターンには EP 温度の温度差は少ない。次に、温度パターンと、EP 温度の組み合わせで、とるべき最適なアクションを決める知識を抽出するために、制御目標である歩留との関係を同様な方法で解析した。Fig. 11 にこの結果を示

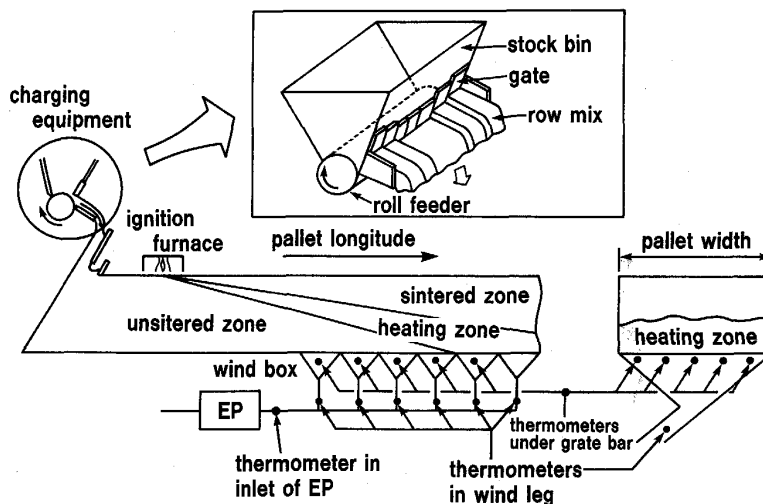


Fig. 8. Sensor location in sintering process.

す。歩留の基準は高（85% 以上）、中（83% 以上 85% 未満）、低（83% 以下）とした。この結果より、右下、右上、左上と中心から左下のパターンを被うように歩留の低い領域があり、左下のパターンに歩留が高いパターンが集まっていることがわかる。

実際のカテゴリパターンと歩留の関係を比較するために、

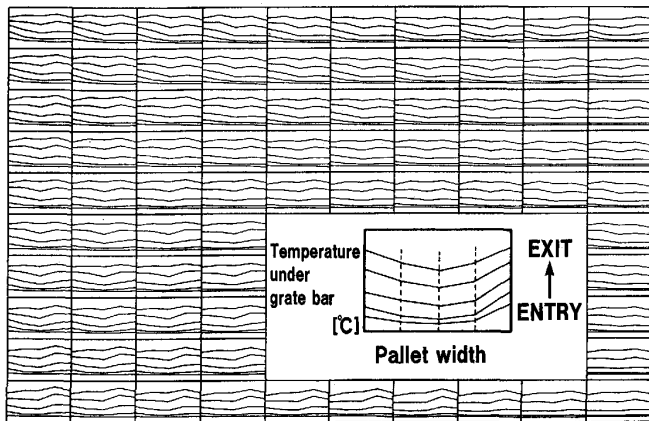


Fig. 9. Classified heat pattern.

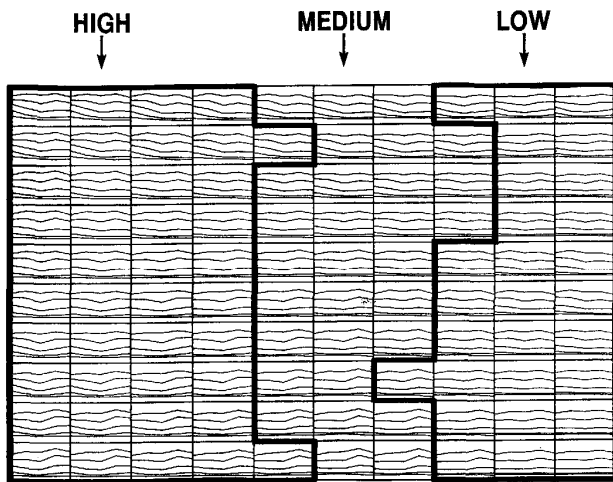


Fig. 10. Relation between heat pattern and EP temperature.

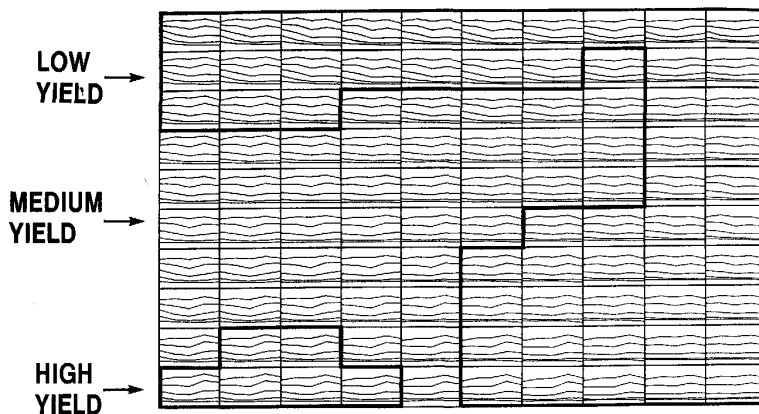


Fig. 11. Relation between heat pattern and yield.

さらに各領域での代表的なパターンを抽出して拡大したのが Fig. 12 である。この解析結果より、温度パターン、EP 温度、歩留の関係を整理すると以下ようになる。

- (1) EP 温度低い & 温度パターン無関係
→ 歩留低い (右上, 右中, 右下)
- (2) EP 温度中 & 温度パターン傾斜
→ 歩留低い (中上, 中下)
- (3) EP 温度中 & 温度パターン平坦
→ 歩留中 (中中)
- (4) EP 温度高い & 温度パターン傾斜・平坦無関係 & めくれパターンあり → 歩留低い (左上)
- (5) EP 温度高い & 温度パターン傾斜・平坦無関係 & めくれパターンなし → 歩留低い (左下)

ここで、めくれパターンとは、Fig. 11 の左上のパターンのように向かって左側の温度だけが持ち上がっているような温度パターンを示す。

以上の関係より、歩留を高くするという目標であれば、(1)の状態にある場合は、パレット速度を下げることにより EP 温度をあげることが必要。

(2)の状態にある場合は、幅方向の装入密度を操作して温度パターンの傾斜を修正することが必要。

(3)の状態にある場合は、パレット速度を下げることにより、さらに EP 温度をあげることが必要。

(4)の状態にある場合は、幅方向の装入密度を操作するが、温度パターンの傾斜を修正するのではなく、めくれパターンを修正することが必要。というルールが抽出できる。

この結果と従来の操業者の制御知識を比較すると、(1)の関係は、EP 温度の変化 (低下) により、パレット速度を制御する (下げる) 知識に対応する。一方、(2)~(5)の関係は、EP 温度だけでなく、直下温度の幅方向のパターンも加味して、制御方法を決定しなければならないという知識に対応する。なお、(2)、(3)と(4)、(5)の関係を比較することにより、EP 温度の差

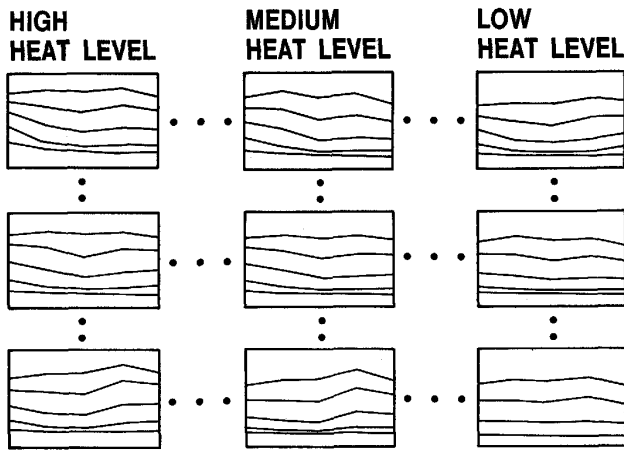


Fig. 12. Relation between heat pattern and yield (Extraction).

Table 1. Check by test data.

Zone	Number of fired data	Average of yield
High yield	8	81.2%
Medium yield	27	79.2%
Low yield	35	78.1%

(中・高)で注目すべき幅方向の温度パターンが違う, すなわち EP 温度が中の時は幅方向の傾斜パターンを, 高の時はめくれパターンを修正しなければならないこともわかる。

つまり, 上記の解析では, 操業者の定性的な制御知識 (例えば, EP 温度だけではなく幅方向の温度パターンも参照してアクションを決めているなど) をニューラルネットとデータ解析により抽出でき, これらの知識の詳細化 (どの点が何度ぐらい変化したら, 歩留が下がる) も確認できた。

3.3 抽出したルールの検証

このように抽出, 詳細化したルールを検証するために, 他のデータをこのニューラルネットに入力し, 発火した領域 (ニューラルネットによる推定歩留) と実際の歩留を比較した。データ数は 60 であり, 結果を Table 1 に示す。この結果からも本手法の有効性が示される。

3.4 パターンデータに関する知識のモデル化に対する考察

多点から構成される 2 次元データを用いる制御知識の抽出に自己組織化ネットを用い, パターンの整理と他データの解析を行い, これが有効であることを確認した。

自己組織化ネットにおいて, 分類数 (ニューロン数) は分類の詳細さ, 他データとの関係解析が可能になるかを決める重要なパラメータである。つまり, 分類数が少

ない場合は分類が荒く, 1 つのパターンの中に多くの状況が含まれ, 他のデータの傾向を説明するほどの解像度がない。一方, 分類数を多くしすぎると各パターンの発火回数は少なく, 解析結果の信頼性がなくなる。今回は, 分類に使用できるデータが 700 で, これらを詳細に分類したいということと, 解析結果の信頼性の観点から分類数を 100 としたが, 上述した歩留とパターンの解析が得られたことからこの場合は適当な数値であったと考えられる。

また, 自己組織化ネットを用いてパターンを分類すると, 通常の統計解析手法では消えてしまうようなデータ数の少ないパターンでも, 分類方法の特徴からこれらを抽出することが可能となる。プラント制御においてはこのような, レアケースが制御上重要になるケースが多く, この点でも自己組織化ネットを用いることは有効である。ここで提案している方法では, 制御方法までしか決定できないが, 制御量を決定するためにはパターンに制御量を割り付け, パターン間の補完にファジィを用いることが考えられる。これについては現在検討中である。

4. 結 言

本報告では, 焼結鋳造プロセスでの焼成状態・歩留の安定化を目的とした制御システムにおける, 制御知識のモデル化手法について述べた。まず, 数点のデータからアクションを決定するがその中に非線形なデータ評価を含む返鋳制御知識に対しては, ファジィ推論を用いてモデル化した。一方, 2 次元温度パターンからアクションを決定する焼成状態制御知識に対しては, 自己組織化ネットを用いてパターンの整理を行った。前者に対して, 返鋳制御システムを構成し, 操業方法の統一化をはかることにより歩留が向上した。後者に対しては, 現在, 制御量の定量化方法を検討中である。また, 本報告で示した, 自己組織化による知識抽出方法は, 他のプロセス, 例えば高炉などの多点データを制御に活用しているような制御知識のモデル化に有効であると考えられる。

文 献

- 1) 竹腰篤尚, 橋本絃吉, 稲葉 護, 小林 隆: SICE '87 第 26 回学術講演会予稿集, Vol. I of II (1987), JS41-4
- 2) 中島龍一, 黒沢信一, 福与 寛, 和田 隆, 木村亮介, 山岡洋次郎: 鉄と鋼, 76 (1990), p. 825
- 3) 菅野道夫: ファジィ制御 (1988) [日刊工業新聞社]
- 4) 水本雅晴: 第 5 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (1989), p. 461
- 5) T. Kohonen: Self-Organization and Associative Memory (1983) Springer-Verlag