旋回溶融炉のファジィビジュアルフィードバック制御システム[†]

中山 万希志*・前田 知幸*・北辻 佳憲**
馬野 元秀***・井口 征士****

Fuzzy Visual Feedback Control System for Swirling Flow Melting Furnace

Makishi NAKAYAMA*, Tomoyuki MAEDA*, Yoshinori KITATSUJI**,
Motohide UMANO*** and Seiji INOKUCHI****

In this paper, we discuss the fuzzy visual feedback control system for swirling flow melting furnace based on image processing and fuzzy theory. This system has following two blocks, one is the combustion evaluation block which evaluates the combustion condition in the furnace and the other is the manipulation value inference block which generates the manipulation value combining above combustion evaluation and temperature data in the furnace wall. In the evaluation block, we suggested to convert the physical feature extracted by image processing to the operator language which the control operator use to express the combustion condition from the slag flow image through the CCD camera. We define the two operator language, one is the conceptual operator language which is the whole expression for the combustion, for example "Good", "Bad" "Usual" and etc., the other is the concrete operator language which is the concrete expression explaining the conceptual operator language for example "flow smoothly" "flow very well" and etc. In order to obtain the conceptual operator language from the image through the CCD, the engineers construct the image processing according to the concrete operator language, and the membership function for the physical feature extracted above processing based on the hearing and questionnaire for the operator. We named the results applying this membership function "intermediate operator language" related the concrete operator language. Finally, the conceptual operator language is obtained the fuzzy decision tree constructed by fuzzy ID 3 using above intermediate language. Through the experiments, we confirmed this system is effective.

Key Words: fuzzy, visual, feedback, ID 3, language

1. はじめに

当社が開発し製品化されている汚泥旋回溶融炉は汚泥焼却灰を高温で溶融しスラグを生成する装置である (Fig. 1)。この旋回溶融炉の操作は現在人手により行われており、そのためオペレータの大きな負担になっていたり、燃烧状態を定量

Fig. 1 Schematic Diagram of Swirling Flow Melting Furnace

[†] 第34回学術講演会 SICE'95 で発表(1995・7)

* (株)神戸製鋼所生産技術研究所 神戸市西区高塚台 1-5-5

** (株)KDD 研究所学術インターネットグループ 上福岡市
大原 2-1-15

*** 大阪府立大学総合科学部 堺市学園町 1-1

**** 大阪大学基礎工学部 豊中市待兼山町 1-3

* Process Technology Research Lab., Kobe Steel, LTD.,
Nishi-ku, Kobe

** KDD R & D LABORATORIES INC., Kamifukuoka

*** College of Integrated Arts and Sciences, Osaka
Prefecture University, Sakai

**** Faculty of Engineering Science, Osaka University,
Toyonaka

(Received October 18, 1996)

(Revised June 12, 1998)

化できないために操業にばらつきが発生したりしていた。

自動化を妨げてきた主な理由としては、炉内の温度が1500度以上もあり直接熱電対では温度を計測できないことが考えられる。これに対し、熱電対を炉壁に埋め込むなどして、炉内の温度を計測する試みもされているが、炉壁に付着するスラグの量により温度勾配も変動し、そのため炉内の温度を推定するには至っていない。また仮に温度を直接計測できたとしても、一定値に制御するだけでは、灰の性状によって変化する溶融点の変化に追従することはできず、そのため安定した溶融を実現することは困難でいた。

このような背景から現状では炉内のスラグの流下状態に代表される溶融状態をCCDカメラで捉え(Photo. 1)、これをオペレータのいる制御室のモニターに接続して、オペレータが随時観測することにより操業を実施している。

そこで筆者らは現在オペレータが常時モニタリングしているスラグ流下状態を示す画像をコンピュータ内部にとりこみ、画像処理に基づく物理的な特徴量からファジィ理論を用いてオペレータが操業時によく用いる言語情報(オペレータ言語)に結び付け、これに基づいて溶融するためのバーナの油量を修正することにより溶融を自動制御することを提案する。

本手法では事前にさまざまな燃焼状態の画像に対してオペレータのヒアリングとアンケートを実施しておく。“パラパラ流れる”などの具体的なオペレータ言語(以後具体的なオペレータ言語とよぶ)を表現する、画像処理に基づく物理的特徴量の候補の抽出はエンジニアが行い、その候補から“流れがよい”などの抽象的なオペレータ言語(以後抽象的なオペレータ言語とよぶ)で表現される最終的な評価との関連付けをファジィID3により構築する。また画像からの溶融の評価だけでなく、温度などのプロセスデータからも溶融の状態を評価することも考慮し、画像+プロセスデータからオペレータの日頃のアクション例を参考にして最終的な操作量を推論する。制御のフローは、ある適当なサンプリング間隔ごとに得られるスラグ流下状態の画像に対して同一の画像処理手法により、構築されたルールの入力情報となる物理的特徴量を抽出し、ルール(ファジィ決定木)を用いて推論することにより現在の炉内の燃焼状態を推定し、この推定値とプロセスデータから制御アクション量を演算することの繰り返しとなる。

Photo. 1 Slag Flow Image

従来よりこのように画像データを用いたプロセスの制御技術に関しては研究がさかんに行われている。文献1)のストーカ式ごみ焼却炉の燃焼制御方法では燃焼する炎の画像処理を行うことにより燃焼状態を評価し、その評価値を基にコンベアのスピードを修正して燃焼を適正化させることを提案している。また文献2)では石炭部分燃焼炉の監視窓にCCDカメラを取り付け、炉内の状態を監視し、監視窓にスラグ流下状態がある特定した場合などにはアラームをならしてオペレータに警告する手法を提案している。いずれの場合にしても、旋回溶融炉の流下するスラグの画像を基にして燃焼をオンライン制御することに関する研究例は現時点ではない。

筆者らはここで提案するシステムをファジィビジュアルフィードバック制御システムと名付けて研究開発を行ってきた。以下本論において、2章では概要、3章では画像評価部、4章では操作量推論部、5章では制御フロー、6章ではプロトタイプシステム構成、7章では実機実験結果を、8章でまとめを述べる。

2. ファジィビジュアルフィードバック制御システムの概要

ファジィビジュアルフィードバック制御システムの概要図をFig. 2に示す。本システムでは炉内のスラグ流下状態をCCDカメラで捉え、この画像情報を基に画像処理とファジィ理論によりオペレータ言語で表現される燃焼状態の評価に変換し、これと熱電対により計測される炉壁温度等からのデータを勘案したものを操作量であるバーナ油量の修正量として出力し、溶融を制御するものである。

そのため本システムは大きく分けて燃焼を評価する燃焼状態評価部とその評価量と温度などの別のプロセスデータに基づいて操作量を決定する操作量推論部の2つの部分から構成される。燃焼状態評価部では画像処理とオペレータへのアンケートとヒアリングを通してファジィID3の考え方をを用いてファジィ決定木(ルール)を構築し燃焼状態を評価しており、操作量推論部ではファジィプロダクションルールに基づくファジィ制御の考え方をを用いて操作量を推論する方法を用いている。

さらに燃焼状態評価部では図に示すように次の3つのレイヤーから構成される。まず物理的特徴抽出レイヤーでは入力画像から画像処理によって具体的なオペレータ言語に関連した特徴量を生成し、次に具体的なオペレータ言語レイヤーでは設定されたメンバーシップ関数により物理的特徴量から“量が多い”や“少ない”などの各属性のグレード値を生成し、これを具体的なオペレータ言語に関連した中間オペレータ言語として出力し、最後に抽象的なオペレータ言語レイヤーではファジィID3の考え方をを用いて構築されたファジィ決定木により中間オペレータ言語から抽象的なオペレータ言語を生成する。ここで中間オペレータ言語となづけているのは、オペレータが用いる具体的なオペレータ言語とそれをエンジニアが解釈した物理的特徴量は必ずしも一致した同じ概念を説明してい

Fig. 2 Schematic Diagram for Fuzzy visual feedback control system

るものとは限らないと考えたためである。そのため具体的オペレータ言語に関連したことばとして中間オペレータ言語としている。

以上のことから本制御システムにおいては画像データという物理量から言語レベルへの変換が行われ、その後、別の物理量との勘案を行い、操作量としてバーナ油量の修正値という物理量へ変換されるというプロセスが逐次実現されている。

以下3章では燃焼状態評価部、4章では操作量決定部について述べる。

3. 燃焼状態評価部

オペレータがある燃焼状態の画像を観察して流れが不足している、あるいは多すぎるなどの評価をする時は、単に画像の物理的な面積値や長さなど単一の画像特徴量で判断しているとは考えにくい。むしろスラグ部分の輝度やぶれ、とざれ具合などさまざまな物理情報を統合して評価していると考えほうが自然である。そこでわれわれはスラグ流のように流れる物体に対してオペレータが日頃から用いるオペレータ言語による表現も同様に複数の物理的な特徴量を統合して形成されるメカニズムによるものだと考えた。筆者らはこのような考え方の元で顔画像と言語情報の変換に関してはすでに研究を行っている^{3,4)}がここでは工業分野でのシステム構築手法について述べる。前述した言語表現のメカニズムを考慮するために、我々は以下に示す3層構造を持つオペレータ言語

Fig. 3 Schematic Diagram for Language Generation

の認知モデルを提案する。Fig. 3に認知モデルに基づく言語表現生成の概略図を示す。このモデルでは画像処理とオペレータからのヒアリングとアンケートをベースにファジィID3の手法を用いて以下のように構築される。

(1) オペレータへのヒアリングではまず直接制御アクションに結び付くモニタの画面を表現することば(抽象的オペレータ言語)、すなわち総合的な評価に対応することばを“よい”、“悪い”“普通”などのように定義してもらう。

(2) 次に、これらを結論づけるための画像上で観測できる具体的な画像の特徴量を“パラパラ流れる”などの比較的具体的イメージのわく言語(具体的オペレータ言語)で表現してもらう。

(3) 我々エンジニアサイドは比較的理解しやすい具体的オペレータ言語を表現できそうな画像の物理的特徴量を選択しこれを抽出するアルゴリズムを作成しておく。

(4) 画像処理により抽出される物理量の適当な属性(大きい、小さいなど)に対する帰属度をメンバーシップ関数として求めておく。このメンバーシップ関数により得られる結果(グレード値)は物理的特徴量と抽象的オペレータ言語の間を意味し、具体的オペレータ言語に関連して生成されるとして中間オペレータ言語ということにする。この意味はオペレータが用いる言語をエンジニアが解釈し物理的特徴量を選択しているため、これらが直接具体的オペレータ言語を説明するとは考えず、具体的オペレータ言語を説明する中間的なことばとしての意味付けを行った。

(5) アンケートでは対象動画像を多数見てもらい、それに対する評価を上記の抽象的オペレータ言語で表現してもらう。

(6) 以上のデータを用いて筆者らがすでに提案済のファジィID3の手法⁵⁾を用いて複数の物理的特徴量から中間オペレータ言語を経て抽象的オペレータ言語を生成するファジィ決定木を自動的に構築することができる。

以下にその詳細について述べる。

3.1 物理的特徴量レイヤー

入力する画像から最終的な燃焼状態の評価を生成するために必要な物理的特徴量を抽出するためにオペレータに対してヒアリングを行った。

オペレータへのヒアリングによりまず直接制御アクションに結び付くモニタの画面を表現することば(抽象的オペレータ言語)、すなわち総合的な燃焼の評価に対応することばは“よい”、“悪い”“普通”の3段階で定義でき、これらを結論づけるための画像上で観測できる具体的な画像の特徴量を、

- ・“流れがバラバラしている”
- ・“流れがスーとしている”
- ・“流れる量が多い”
- ・“流れる量が少ない”

の4種類の比較的具体的イメージのわく言語(具体的オペレータ言語)で表現できることがわかった。

次にこれらのヒアリング結果から、物理的特徴量レイヤーでは我々エンジニアサイドでも比較的理解しやすい具体的オペレータ言語を表現できそうな画像の物理的特徴量を以下のように抽出した。

まず対象とするスラグ流下状態を示す画像(Photo. 1)をコンピュータ内部に取り込む。本画像はコンピュータ内部に、 $m(512) \times n(432)$ の大きさを持ち、階調が256のモノクロ画像のピクセルデータ($ip(x, y)$)として30秒間に200枚の割合で取り込まれる。ここで m は水平方向の画素数、 n は垂直方向の画素数として定義する。物理的特徴量はこの画像に対して画像処理を施すことにより抽出される。処理プロセスを以下に示す。

(1) プロジェクションデータの生成

スラグの流下がほぼ鉛直線上にあることに着目し、流下のとぎれや太さのばらつきを平均化するために垂直線方向(y 軸とする)にピクセルの輝度値を加算して以下のように水平(x 軸とする)プロジェクションデータを作成する。

$$p(x) = \sum_{y=1}^n ip(x, y) \quad (1)$$

作成した結果を Fig. 4(a) に示す。

(2) スラグ部の抽出

Photo. 1より炉内を撮影するための監視窓が円形をしているために輝度の低い円形部の中央部に高温のため輝度が高くなったスラグ流が観察できる。そのためにプロジェクションデータは中央部の値が大きいゆるやかな曲線上にスラグ部分の領域のみ突起状に値が高くなるデータが形成されてしま

う。そこでプロジェクションデータから流下するスラグの量的な物理的特徴量を抽出するためにこの突起部を切り出すことを考える。ここでは背景の黒い円形部分により生じるプロジェクションデータ上のゆるやかな曲線を水平軸に対応する変数 x の4次の多項式で近似し、プロジェクションデータとの差をとることによりスラグ流を示す突起部を抽出することにした。

すなわち以下に示す変数 x の4次の多項式の係数 a_0 から a_4 がプロジェクションデータとの2乗誤差がミニマムになるように決め、この関数により出力される値とプロジェクションデータとの差をとり、これを $dp(x)$ とする(Fig. 4(b))。

$$q(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + a_4x^4 \quad (2)$$

$$dp(x) = p(x) - q(x) \quad (3)$$

(3) 物理的特徴量の抽出

上記の手法で抽出したプロジェクションデータ上の高さ方向最大値を持つ突起部(スラグ領域)から以下のように具体的オペレータ言語を説明できそうな物理的特徴量を抽出する。

(Fig. 4(c))

- (i) “量が多い”と“量が少ない”

この具体的オペレータ言語は以下に示す2つの物理量が大きく関連するものとして物理的特徴量として採用した。

- (a) 面積値(流れる量)

この物理量は基本的には画像サンプリングごとに流下するスラグの熱流量を示すと考えられる。ただしスラグ流などがとぎれている場合は平均的な流下量を示すことになる。

- (b) 高さ方向の最大値(流れる量)

この物理量は基本的にはスラグのつながり具合を示すもの

Fig. 4 Image Processing

と考えられる。

(ii) “流れがバラバラしている”と“流れがスーとしている”

この具体的オペレータ言語は以下に示す2つの物理量が大きく関連するものとして物理的特徴量として採用した。

(c) 横幅の最大値(流れ方)

この物理量は基本的にはスラグの粘性に関連したものと考えられ、大きいと粘性不足であると考えられる。

(d) 高さ方向最大値の X 座標(流れ方)

この物理量は動画像としての特徴で、連続した複数枚の画像を元に時間軸での分散をとることにより基本的には流下のぶれを表現するものである。

上記の物理的特徴量を 30 秒間 200 枚の各々の画像から抽出し、上記(a),(b)および(c)に関しては 200 枚の平均値を、(d)に関しては分散値を演算し、最終的な物理的特徴量とした。本システム構築のためにここでは 30 秒間を 1 データとして 100 個のデータに関して上記の物理的特徴量を演算した。その結果を Table 1 に示す。

Table 1 Physical feature

Data No.	area	height	width	flow position deviation
0	37205	3276	25	29.7
1	37431	3238	24	29.1
2	41230	3679	25	33.5
3	42568	3737	24	29.6
4	32292	2961	23	29.3
5	38270	3071	24	23.5
6	41191	3347	24	22.6
7	42259	3616	25	24
8	31320	2686	24	37.3
9	38926	3223	25	31.2
10	39572	3218	26	39.2
11	45143	3517	26	29
12	41936	3077	27	38.5
13		3512	25	34.4
		3848	25	26.2
			26	
86	40978			27
87	33367	2682		26.9
88	31240	2626		
88	43151	3254	28	27.8
89	49175	3941	28	17.6
90	47993	3850	26	28.5
91	42339	3216	27	27.7
92	33809	2744	26	24.5
93	54515	4150	27	26.5
94	76803	5625	28	27.6
95	69471	5037	28	24.2
96	71897	5385	29	23.8
97	46534	3565	27	18.2
98	53724	4074	28	22.7
99	41726	3300	26	22.6
standard deviation	18957	1452	1.6	20.6

3.2 具体的オペレータ言語変換レイヤー

このレイヤーでは物理的特徴抽出レイヤーで生成される各具体的オペレータ言語に対して“大きい”, “小さい”, “普通”などの適当な数の属性に対するメンバーシップ関数を作成する。ここでは上記の4種類の物理的特徴量に関するメンバーシップ関数をオペレータへのヒアリング結果を参考としてそれぞれ3個づつエンジニアが作成した。結果を Fig. 5 に示す。それぞれのメンバーシップ関数の属性の意味を以下に示しておく。

f_{az} : “小さい”, f_{ap} : “普通”, f_{as} : “大きい”

f_{hz} : “低い”, f_{hp} : “普通”, f_{hs} : “高い”

f_{wz} : “小さい”, f_{wp} : “普通”, f_{ws} : “大きい”

f_{dz} : (変動が) “小さい”, f_{dp} : “普通”, f_{ds} : “大きい”

たとえばスラグ量に関する物理的特徴量であるスラグ領域の面積値が 3800 の時は“小さい”の帰属度は 0.5 というようにグレード値が定まる。この具体的オペレータ言語に関連する物理的特徴量のグレード値を中間オペレータ言語とし、以下に定義しておく。ここで $x1$ は面積を表わす変数, $x2$ は高さを表わす変数, $x3$ は幅を表わす変数, $x4$ は水平位置分散を表わす変数である。

$g_{az}=f_{az}(x1)$, $g_{ap}=f_{ap}(x1)$, $g_{as}=f_{as}(x1)$

$g_{hz}=f_{hz}(x2)$, $g_{hp}=f_{hp}(x2)$, $g_{hs}=f_{hs}(x2)$

Fig. 5 Membership function

$$\begin{aligned} g_{wz} &= f_{wz}(x_3), g_{wp} = f_{wp}(x_3), g_{ws} = f_{ws}(x_3) \\ g_{dz} &= f_{dz}(x_4), g_{dp} = f_{dp}(x_4), g_{ds} = f_{ds}(x_4) \end{aligned} \quad (4)$$

3.3 抽象的オペレータ言語変換レイヤー

このレイヤーでは前述の具体的オペレータ言語変換レイヤーから生成される中間オペレータ言語を入力とし抽象的オペレータ言語を出力するファジィ決定木をファジィID3の手法を用いて構築する。

そこでまずオペレータによるアンケートを実施し実際の動画像を多数みてもらい燃焼状態を上述の抽象的オペレータ言語で評価してもらう。ここでは8名のオペレータに3.1および3.2で用いたデータと同じ100個のスラグ流下画像を用意してアンケートを行った。アンケートでは、1=“よい”，2=“普通”，3=“悪い”とし、合計8名のオペレータに1, 2, 3の中から適当だと思うものを選択してもらった。アンケート結果をTable 2に示す。

以上のデータ(Table 1, Fig. 5およびTable 2)を用いて筆者らがすでに提案済みのファジィID3の手法によりファジィ決定木を求めた。ファジィ決定木は従来のID3ではシンボリックなデータしか扱えなかったものに対し、属性値が数値でも扱えるようにファジィ化したもので、基本的には相互

情報量に基づき、属性値によるデータの分類しやすさを判定して決定木を構築するものである。この結果をFig. 6に示す。

この決定木ではのべ6つの属性と13枚の葉より構成されている。推論の方法を以下に示す。

(1) 各葉(Li)において、その葉からトップの属性であるA1までたどる線にそれぞれ定義されている中間オペレータ言語であるグレード値と当該葉の内部に定義されている抽象的オペレータ言語に対応する3種類のクラス値C1~C3(1:悪い, 2:普通, 3:良い)との積を求め、これをC1(Li), C2(Li)およびC3(Li)とする。たとえばL3の場合は以下のように計算される。

$$\begin{aligned} C1(L3) &= g_{hs} * g_{dz} * C1 \\ C2(L3) &= g_{hs} * g_{dz} * C2 \\ C3(L3) &= g_{hs} * g_{dz} * C3 \end{aligned} \quad (5)$$

(2) すべての葉のC1(Li), C2(Li)およびC3(Li)の合計を求めこれをg_C1, g_C2およびg_C3と定義し、これを抽象的オペレータ言語としてそのデータセットからの結論とする。本推論方法の例題として、物理的特徴量のうち“height”が3550, “flow position deviation”が20の場合の演算方法をFig. 6に示しておく。この例の場合はg_dp=0.0, g_ds=

Table 2 Operator questionnaire result

Data No.	OP 1	OP 2	OP 3	OP 4	OP 5	OP 6	OP 7	OP 8	average	Standard deviation
0	2	3	3	2	2	3	3	3	2.63	0.52
1	2	3	3	2	2	3	3	3	2.63	0.52
2	2	3	3	2	2	3	3	3	2.63	0.52
3	2	2	3	2	2	3	3	3	2.50	0.53
4	1	2	2	2	3	2	3	3	2.25	0.71
5	2	2	2	2	2	2	3	2	2.13	0.35
6	1	2	2	2	2	2	3	3	2.13	0.64
7	1	3	2	2	2	1	2	2	1.88	0.64
8	2	2	2	1	1	2	2	2	1.75	0.46
9	1	2	2	1	1	1	2	2	1.50	0.53
10	2	2	2	1	1	2	2	2	1.75	0.46
11	2	3	2	2	2	2	2	3	2.25	0.46
12	2			1	2	2	2	2	1.88	0.35
13				1	2	2	2	2	1.88	
					2	3	2	3		
						3	2	3		
		2								
	2	2	2							0.00
87	3	2	2	2					2.13	0.64
88	3	2	2	2	3			2	2.25	0.71
89	3	3	3	2	3	2		3	2.75	0.46
90	2	2	3	2	2	2	3	3	2.38	0.52
91	2	2	2	2	2	2	3	2	2.13	0.35
92	2	2	2	2	2	3	3	2	2.25	0.46
93	3	3	3	2	2	3	3	2	2.63	0.52
94	3	3	3	2	3	3	3	3	2.88	0.35
95	3	3	3	2	3	3	3	3	2.88	0.35
96	3	3	3	3	3	3	3	3	3.00	0.00
97	2	3	2	3	3	2	3	2	2.50	0.53
98	2	3	3	3	2	2	2	3	2.50	0.53
99	2	3	3	2	2	2	2	2	2.25	0.46

Fig. 6 Fuzzy decision tree

0.0 となることから、L4以降の計算は不要となっている。

このようにしてCCDカメラから得られた画像は中間オペレータ言語を経て、ファジィ決定木により全体的な画像情報の評価である抽象的オペレータ言語へと変換される。本手法によって構築されたモデルを検証するために、同じサンプル画像で評価した結果、見通しのよいファジィ決定木により本モデルは約7割程度の正当率でオペレータの総合評価を推定できることが確認できた。ここで正当率の評価は各サンプルデータのオペレータのアンケートの回答の多数値の結果と、 g_{C1} 、 g_{C2} 、 g_{C3} の最大値の属性を対応させて行った。2組の多数値が存在する場合は g_{C1} 、 g_{C2} 、 g_{C3} の最大値の属性も対応した2組がある場合を正当とした。これはTable 2の個人差によるばらつきと同程度であり、スラグ流下状態の評価値として用いることにした。

4. 操作量推論部

ここでは3章で述べた方法により得られるスラグ流の流下状態の画像データに基づく評価値と熱電対により得られる炉壁温度などのプロセスデータとから燃焼のための操作量としてのバーナ油量の修正値を求める方法について述べる。

4.1 オペレータノウハウのルール化

本システムではバーナの修正量はスラグ流の流下評価値と炉壁温度プロセスデータの変化量から求める。温度の変化量を推論の条件としていれているのは、スラグ流のみが非常にいい状態で流下していても、温度が急激な変化をしている場合はスラグが炉壁に付着していたり、とけだしていることを示し、溶融炉全体が安定している状態ではないからである。

そこで現場の操作オペレータからのヒアリングによりスラ

グ流の評価値と温度の変化値を前件部としアクション量を後件部とする以下に示すようなファジィプロダクションルールを作成する。

IF スラグ流評価値=“悪い”

& 温度変化値=“Negative” (6)

THEN バーナ油量 $\Delta U1$ 増加

ここで温度変化値は炉壁温度や炉出口温度の加算平均値の時間変化値とする。本システムで用いたファジィプロダクションルールと温度変化値のメンバーシップ関数をFig. 7に示す。オペレータのヒアリングから評価が“悪い”とは燃焼不足を意味し、“よい”は燃焼過剰であることを意味しており、“普通”が画像からみた適度な燃焼状態を意味していることが分かり、画像情報からの制御アクションは基本的に“普通”の状態になるように働く。ここでバーナーの燃料の増加減量(プラスが増加)に対応するスカラー値である $\Delta U1 \sim \Delta U3$ および温度に関するメンバーシップ関数はオペレータのヒアリングを基に試行錯誤的に求めた値である。またスラグ流が“悪い”などの度合は前述のファジィ決定木からの結論とする。具体的な操作量 ΔU (現状からの偏差量)の演算は、温度のグレード値を“Negative”の場合 g_{T1} 、“Zero”の場合 g_{T2} 、および“Positive”の場合を g_{T3} とするとmin-max重心法に基づき

$$\begin{aligned} \Delta U = & \Delta U1 * \min(g_{T1}, g_{C1}) \\ & + \Delta U2 * \min(g_{T2}, g_{C2}) \\ & + \Delta U3 * \min(g_{T3}, g_{C3}) \end{aligned} \quad (7)$$

で与えられる。上述のファジィプロダクションルールにより、画像情報と温度プロセスデータの勘案が行われ、炉内全体の溶融状態の評価を基にした操作量を推論することができる。

5. 制御フロー

Fig. 8に制御フローの概略図を示す。ここでは、前述したよ

● Fuzzy Rule

image evaluation \ temp deviation	Negative	Zero	Positive
Bad	$\Delta U1$ (1.5)		
Usual		$\Delta U2$ (0)	
Good			$\Delta U3$ (-5.0)

● Membership Function

Fig. 7 Fuzzy Production Rule

Fig. 8 Control Flow

うに 30 秒間で 200 枚というサンプリング時間ごとに入力されるスラグ流下状態の画像を 3 章で説明した方法と同様の手段により、中間オペレータ言語であるグレード値に変換し、スラグ流下状態評価のファジィ決定木に従い、全体的なスラグの流れ、つまり抽象的オペレータ言語の評価を行う。次にこの評価値と熱電対から同じサンプリング時間ごとに得られる炉壁温度などの値と作成済のファジィプロダクションルールで勘案することにより操作量を演算し、その値に基づきバーナ油量の修正値を求める。以下、処理について順に説明する。

5.1 入力情報

本システムでは、入力情報としてスラグ流下状態を捉えたモノクロ画像情報と、熱電対から得られる炉壁温度および炉出口温度の温度プロセスデータを考える。

5.2 入力画像の変換とマッチング

まず入力された画像の微小時間のばらつきを考慮するために、複数枚の画像を統計的処理をして物理的な特徴量を演算することを考える。ここでは 30 秒間で 200 枚の画像をとりこんだ。各サンプリング画像に対して、3 章で記述した画像処理の方法に従って物理的な特徴量を抽出する。

抽出した物理的特徴量をもとにあらかじめ設定してあるメンバーシップ関数に基づきグレード値を求め中間オペレータ言語を生成する。最後にファジィ決定木により中間オペレータ言語から最終的な画像評価値である抽象的オペレータ言語に変換する。

次にこの画像情報に基づくスラグ流の評価値と温度プロセスデータ 2 種類の合計 3 つの値と、予め作成してあるファ

Fig. 9 Prototype for Fuzzy Visual Feedback Control System

ジ制御プロダクションルールに基づき操作量の推論を行いバーナ油量の修正量を演算する。以上のプロセスを 30 秒間隔で逐次行うことにより、旋回溶融炉の安定燃焼を達成する。

6. プロトタイプシステム構成

上述のシステムをエンジニアリングワークステーション、画像処理装置およびパーソナルコンピュータを用いて実現した。本システムの構成図を Fig. 9 に示す。エンジニアリングワークステーションとそれに接続された画像処理装置では主に物理的特徴量と中間オペレータ言語および抽象的オペレータ言語への変換などをおこなわせ、得られた燃焼状態評価値はパーソナルコンピュータにシリアル回線を通して転送される。パーソナルコンピュータでは炉壁温度などのプロセスデータを AD コンバータを通して取り込み、上述のファジィプロダクションルールに従い操作量の推論をおこなわせる。また出力は DA コンバータを通してバーナ油量の修正値が実機のコントローラに転送される。

7. 実機実験

本システムの有効性を検証するために上記のプロトタイプシステムを用いて実機実験を行った。実験ケースとして、外乱抑制実験およびマニュアル運転との比較実験について行った。前者の実験条件は灰投入量に意図的に 10% のステップ上の外乱を時刻 0 に印加し、同じく時刻 0 から適用された本制御システムにより、もとの安定した溶融状態に復帰できるかを観測した。Fig. 10 にこの実験結果を示す。立ち合った 2 名のオペレータからは安定化できているとの評価を得ているが、定量化するためにここでは後述する画像評価値を一つの指標にして評価を行った。図より外乱を引加した直後から画像評価値はしだいにわるくなっていくが、本制御システムが機能することにより、しだいにバーナ油量が増加して評価値(コンピュータの処理上、よいを 1、普通を 2、悪いを 3 とし、ファジィ決定木からの結果をグレード値により加算平均し、 2048 が 2 に対応し、 $2048+256$ が 3 に $2048-256$ が 1 に対応するように正規化した値をグラフ化した)が改善していく様子が確認できる。次にマニュアル運転(オペレータによる

Fig. 10 Control Results (1)

Fig. 11 Control Results (2)

おおざっぱな運転)と比較した実験結果を Fig. 11 に載せる。実験時間は共に 5 時間で、図より本制御システム適用時の画像評価値が安定しており、有効性が確認できた。

8. まとめ

旋回溶融炉において、画像処理とファジィ理論を用いたファジィビジュアルフィードバック制御システムを開発した。本システムでは画像情報により流れるスラグ流の状態をオペレータ言語として評価する。次にこの評価結果と温度プロセスデータの値を考慮しながらファジィ推論を行うことによりバーナ油量の修正量を演算している。実機実験の結果、本システムの有効性を確認できた。

参考文献

- 1) 藤井他：CO 低減のためのファジー自動燃焼制御システムの開発，日立造船技法，53-2，14/22(1992)
- 2) 小林他：画像監視によるスラグ流化状態評価手法，第 36 回自動制御連合講演会，383/384(1993)
- 3) 中山他：ファジィ理論を用いた印象言語による顔画像検索システム，日本ファジィ学会誌，6-5，974/983(1994)
- 4) Makishi Nakayama et al: Uncertainty in Intelligent Systems, 309/318, Elsevier Science Publishers B. V. (1993)
- 5) 馬野，岡本，鳩野，田村，河内，梅津，木下：ID 3 に基づくファジィ決定木の油中ガス分析診断への適用について，Proceedings of the Fourth Intelligent FA Symposium, 201/204

[著者紹介]

中山 万希志 (正会員)

昭和 60 年 3 月大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻制御工学分野修了。同年 4 月(株)神戸製鋼所入社，電子技術研究所に所属。平成 2 年 3 月から技術研究組合国際ファジィ工学研究所へ出向，平成 4 年 4 月から(株)神戸製鋼所プロセス技術研究所に帰任。現在生産技術研究所に所属。主として制御理論，システム理論，ファジィ理論，画像認識などの研究開発に従事。日本ファジィ学会，システム制御情報学会の会員。

前田 知 幸 (正会員)

1990 年神戸大学工学部システム工学科卒業，1992 年神戸大学大学院修士課程修了(システム工学専攻)，同年(株)神戸製鋼所入社し，現在に至る。システム制御，プロセス制御の研究に従事。1992 年システム制御情報学会記念木基木記念奨励賞受賞，システム制御情報学会の会員。

北 辻 佳 憲

1997 年，大阪大学大学院基礎工学研究科修士課程修了。97 年国際電信電話(株)入社。現在，(株)KDD 研究所勤務。学術系インターネットに関する研究に従事。

馬 野 元 秀

1979 年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻情報工学分野後期課程修了。同年 4 月岡山理科大学理学院応用数学科講師。85 年 4 月大阪大学大型計算機センター助手。同センター講師，助教授を経て，91 年 1 月同大学工学部精密工学教室助教授。93 年 10 月同大学基礎工学部システム工学科助教授。96 年 4 月より大阪府立大学総合科学部数理・情報科学講座教授で，現在に至る。ファジィ集合論の応用，特に，プログラミング言語，データベース，知識情報処理への応用に関する研究に従事(工学博士)。

井 口 征 士 (正会員)

1940 年生。1962 年大阪大学工学部電気工学科卒業。1964 年同大学院修士課程卒業。1965 年基礎工学部制御工学科助手。1969 年助教授。1984 年教授(現システム工学科)兼イメージ情報科学研究所グループリーダー。その間，66-67 年フランス・サクレ原子力研究所，79-80 年南カリフォルニア大画像処理研究所客員。専門はパターン計測，画像処理，音響信号処理。最近「感性情報」に興味を持つ。著書「三次元画像計測」「感性情報処理」など。電子情報通信学会，情報処理学会，人工知能学会，IEEE，ICMA 各会員。