データと領域知識を用いた焼結プロセス操業知識の獲得方法

非会員 志垣 一郎 (神戸製鋼所)

非会員 植崎 博司 (神戸製鋼所)

A Knowledge Acquisition Method based on Data and Domain Scientific Knowledge and its Application to a Sintering Process

Ichiro Shigaki, Non-member, Hiroshi Narazaki, Non-member
(Kobe Steel, Ltd.)

This paper describes a knowledge acquisition method based on data and domain scientific knowledge and its application to a sintering process in an iron and steel making plant. Our interest is focussed on the extraction of operational knowledge to meet the given quality specification while reducing the cost. Our approach consists of the following two stages: First, using a three-layered neural network (NN) and our newly proposed algorithm, we extract candidate operational rules which describe the chemical composition of the materials and the operational condition. Among them, we select the rules which are valid viewing from the domain scientific knowledge (i.e material science) as well as effective in reducing the cost of production. Our method improves the efficiency in accumulating the operational knowledge which is crucial for stable and effective production, but, traditionally, requires considerable time and efforts.

キーワード: 機械学習, 知識獲得, ニューラル ネット, ルール 抽出, 焼結プロセス, 材料科学

1. 緒言

鉄鋼業では原料の高価格化と総生産量の減少という環境の変化に対応し、一層のコストダウンが要求されている。焼結プロセスは高炉に装入される原料を生成するプロセスであるが、そこでもコストを限界にまで下げる努力がなされている。具体的には、品質水準を落とさない範囲で、できるだけ安価な低品位鉱石の使用比率を増加させる努力が行われている。

一般に、製品の品質は原料の成分条件と操業条件の組み合わせにより決まる。従って、コスト低減のためには、

- ・品質に対する要求条件を満足する焼結鉱が製造できるような、原料の成分値の範囲と製造条件変数の値の範囲を「操業標準」として確立し、
- ・その操業標準を満足する範囲で、できるだけ安価な原料を使用する

ことが必要になる。

操業標準は、現場で長い年月をかけて熟成される、いわば「ノウハウの結晶」である。操業においては複数の要因が複雑にからみあうため、そこから操業標準を抽出するには、多大な労力、試行錯誤が必要である。また、操業をとりまく環境の変化に対応して操業標準の見直しも頻繁に行う必要がある。焼結鉱に関しては、原料の化学成分、製造

条件と品質との関係について、これまでも材料科学の観点からさまざまな知見が得られている。しかし、そのような知見は、現象の説明、あるいは因果関係の定性的な説明に有用ではあっても、個々の焼結プラントにおける操業標準を具体的に決定するには不十分である。操業標準は「生産のための知識」であり、多様な環境下で個々の操業に関わる変数の適正な値の範囲を具体的に決定する必要がある。そのためには、過去の実績データに基づく経験的アプローチを併用する必要がある。本論文では、焼結鉱の操業標準決定問題において、科学的知識（材料科学の知識）と経験的知識（操業データ）の双方を活用した知識獲得方法を提案する。我々は、

- ・実績データから学習手法を用いて、与えられた品質条件を満足する焼結鉱を製造するための操業条件の候補を抽出し、
 - ・科学的知識を用いてその候補の内容の妥当性を評価し、コストダウンの観点から最適なものを操業標準として採用する、
- というアプローチに従い、実用的な操業標準知識の獲得を行う。

知識抽出の詳細を述べるに先だって、次節では、まず、焼結プロセスおよび操業標準決定問題について説明する。

2. 焼結プロセス

〈2.1〉プロセスの概要

焼結プロセスは、製鉄所の中で最も上流に位置する工程である。そこでは鉄鉱石が石灰石粉、粉コークスと混合された上で、コークスの燃焼により熔融・塊成化され、高炉に装入可能な状態になる。

上記焼結原料は添加水分により擬似粒子化され図1に示した焼結機パレット上に装入される。原料層表面の燃料が点火炉内で着火され、原料層を通して下方に吸引される空気によって原料中のコークスが燃焼する。その燃焼熱で反応と溶融が始まり、生成した融液を介して焼結が進み塊成化が行われる。燃焼・溶融帯は順次下方に進行し、焼結機の端部に到達した時、焼結は完了し排鉱される。その後、焼結塊は冷却され、高炉装入原料として望ましい粒度に破碎、整粒される。

焼結鉱の品質は主として次の3指数により管理される。冷間強度指数(SI:Shutter Index)はシャッター試験による落下強度である。この機械的強度はバインダーとして働く相の量と分布状態に依存する。還元粉化指数(RDI:Reduction Disintegration Index)は、還元後の焼結鉱を羽根付きのドラム中で回転し、3mm以下の粉発生量を百分率で表したもので、高炉内での粉化の危険率を示唆するものである。被還元性指数は900℃で還元を行う方法がJISで定められており、そのJIS還元率(RI:Reducibility Index)である。

焼結鉱に要求される品質条件は以下の三点である。

- ①製造後の搬送時や高炉装入時に粉化しないような十分大きい冷間強度を有すること。
- ②高炉内での通気性を確保するため、著しい還元粉化を起こさないような十分小さい還元粉化性指数を有すること。
- ③高炉装入物として良好な被還元性を保証できる様な十分大きい被還元性指数を有すること。

〈2.2〉焼結鍋実験と結果

焼結鉱の品質と原料の化学成分、製造条件と生成された焼結鉱の品質(上記三指数の値)を表1に示す。データ採取条件は下記の通りである。

原料は生成履歴、化学成分、粒度構成の大きく異なる6種の鉱石銘柄を用いた。焼成は内径300mmφの焼結試験鍋という実機を模擬した装置を用いた。鉱石の主要2銘柄に対し、残りの鉱石銘柄を(3/1, 2/2, 1/3)の3種類の配合重量割合で組み合わせ、合計24の実験を行った。成品のSiO₂分が6.0 wt%, 塩基度(CaO/SiO₂)が1.65になるように調整した。粉コークスの添加量は4.0wt%一定とした。原料特性としては、CaO分は粒度1mm以下、その他の成分は粒度0.5mm以下の重量割合を化学分析値と配合割合より計算した値を示した。選定した粒度は、焼結反応で融液化する粒子の上限を示したものである。成品焼結鉱のSiO₂、CaO/SiO₂の値が一定になるように配合したものの、微粉部の化学成分は、SiO₂、CaO/SiO₂の値および配合バランスより決まるFe₂O₃とAl₂O₃分も大きく変動している。実操業での微粉部の成分は、この変動範囲に十分包含されている。保持時間は、層の温度が

1,100℃以上である時間を示し、投入熱量と層の通気性にほぼ対応している。

焼結鉱の品質は鉱物組織と密接な関係があるが、その鉱物組織は微粉部の化学組成と熱量から推測することができるので、表1に示した原料化学成分と保持時間は、品質を決定する要因として十分であると考ええる。

〈2.3〉操業標準決定問題

いま、焼結鉱の品質に対する要求条件として、次のようなものを考える。

$$SI \geq 70 \text{ かつ } RDI \leq 35 \text{ かつ } RI \geq 66 \quad (C)$$

表1のケース5, 9, 10, 11, 14, 23が条件Cを満足する。三指数の上限、あるいは下限をいくらに設定するかは操業方針の問題である。ここでは、与えられた品質条件のもとで、それを満足する焼結鉱を生産するための操業標準を抽出する問題を考える。即ち、「条件Cを満足するような焼結鉱を得るための原料特性(化学成分)の範囲と保持時間の範囲を求めよ」という問題を考える。そして、操業にあたっては、この標準を満足する範囲で、できるだけ安価な原料を選択することにより、コストダウンをはかる。

3. 知識獲得方法

〈3.1〉科学的知識と経験的知識

原料の化学成分や製造条件が、これらの品質にどのような影響を及ぼすかに関しては、数多くの材料科学研究^{(1)~(3)}によりかなり明確な知見が得られている。例えば、焼結鉱の特性に及ぼすSiO₂増加の影響を定性的に説明することは可能である。しかし、それらの科学的知識から、表1に基づいて、具体的にSiO₂の配合割合の範囲を決定することは困難である。逆に、表1のデータからSiO₂の配合割合の範囲を決定した場合、それが材料科学的見地から妥当なものかどうか、あるいは、特異な事例に依存した偶然的なものでないかどうかを評価する必要がある。

我々のアプローチは以下のような二つのステップからなる。

ステップ1(機械学習): 表1のデータから機械学習手法により操業標準の候補を求める。

ステップ2(評価): 材料科学的見地から、抽出された操業条件候補の妥当性を評価し、コストダウンをも考慮し採用すべき操業条件を決定する。

〈3.2〉機械学習による経験的知識の学習

操業標準決定問題は、典型的な分類知識学習あるいは概念学習の問題である。ここで取り扱う分類知識学習問題は、以下のように述べることができる。

今、特徴空間をX(今の場合、表1の化学成分と保持時間から構成される6次元空間)、Y={0, 1}として関数

$$f: X \rightarrow Y$$

を考える。出力は、生成された焼結鉱が条件Cを満足すれば1、そうでなければ0である。このような関数が存在することはわかっているが、その具体的な構造は未知とする。問題は、特徴空間X内の、出力Yの値が1となる領域

図1 焼結プロセスの概要
Fig.1 Outline of a sintering process.

表1 原料の化学組成、製造条件と焼結鉱の品質
Table 1. Chemical composition, operation condition and quality of sinter

No.	Variable number						Quality(%)		
	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆			
	Chemical composition (wt%)					Holding Time (min)	SI	RDI	RI
	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	CaO/SiO ₂	Al ₂ O ₃ *				
1	2.46	0.45	37.49	1.49	1.03	3.9	78.7	31.6	64.8
2	2.56	0.40	27.95	1.44	1.15	4.0	81.6	38.4	67.0
3	1.55	0.34	18.30	2.37	1.42	2.3	76.5	38.2	70.9
4	2.59	0.49	38.42	1.42	1.08	3.0	74.8	28.7	62.6
5	2.25	0.47	29.93	1.63	1.29	3.0	73.9	30.1	66.4
6	1.91	0.45	21.17	1.92	1.65	2.8	75.4	33.4	63.9
7	2.46	0.48	38.46	1.49	1.06	4.4	79.3	25.6	60.8
8	1.96	0.44	29.89	1.88	1.22	3.0	74.7	31.0	63.3
9	1.68	0.40	20.80	2.19	1.51	2.7	75.9	27.7	66.4
10	2.65	0.53	39.10	1.39	1.14	4.5	77.5	29.6	66.0
11	2.37	0.54	31.26	1.55	1.42	3.6	75.0	34.9	69.1
12	2.12	0.55	23.28	1.73	1.86	3.0	73.9	41.8	70.6
13	2.97	0.51	26.18	1.24	1.54	4.5	78.2	28.9	62.2
14	2.33	0.43	20.27	1.57	1.62	3.7	76.8	34.6	66.7
15	1.74	0.36	14.36	2.11	1.76	2.9	76.1	37.6	70.5
16	3.06	0.55	27.14	1.20	1.59	4.0	74.9	26.0	62.1
17	2.57	0.51	22.25	1.43	1.76	3.4	78.9	27.6	64.5
18	2.07	0.47	17.30	1.77	1.98	2.6	73.4	28.6	63.7
19	2.94	0.53	27.10	1.25	1.56	4.4	76.0	25.6	65.2
20	2.47	0.48	21.96	1.49	1.67	3.3	73.3	29.1	64.2
21	2.02	0.42	16.70	1.82	1.82	2.9	74.4	28.4	62.2
22	3.15	0.58	27.79	1.17	1.66	3.4	74.9	24.0	64.3
23	2.71	0.58	23.58	1.36	1.89	3.7	70.9	26.6	66.0
24	2.27	0.57	19.42	1.62	2.21	2.5	68.3	36.3	70.4

$$Al_2O_3^* = Al_2O_3 \times 100 / (CaO + SiO_2 + Al_2O_3 + Fe_2O_3)$$

$$X_p = \{x; x \in X, f(x)=1\} \subseteq X$$

の特性関数 $q(x)$, 即ち,

$$\begin{aligned} q(x) &= 1 & \text{if } x \in X_p \\ q(x) &= 0 & \text{otherwise} \end{aligned}$$

なる関数 $q(x)$ を与えられたデータから帰納することである。

特徴空間 X が離散的な空間の場合、 $q(x)$ は論理式、ルール、あるいは決定木といった記号表現で与えられる。このような記号表現の $q(x)$ を求める方法については、ID3技法⁽⁴⁾や帰納推論⁽⁵⁾などの記号処理に基づく機械学習の研究分野で様々な研究が行われている。連続的な空間の場合は、関数(線形判別関数など)やニューラルネット⁽⁶⁾などを用いて、最小自乗法に基づくシステムモデリングや統計解析の分野で研究されている手法を用いることも考えられる。

与えられたデータは、特徴空間の全てを覆うわけではない(多くの場合、データはかなり疎-sparse-である)ので、 $q(x)$ の決定に当たっては不確実性が存在する。機械学習分野におけるVersion space法⁽⁷⁾でも議論されているように、
・データと矛盾しない範囲で X_p を最大化した「最も一般的な」 $q_{max}(x)$ と、
・ X_p がデータとして与えられたもののみを含むように最小化した「最も特殊な」 $q_{min}(x)$

が存在し、実際には、その範囲内で、何らかの選好関数のもとで「最適」なものを選択することになる。選好関数としては、 $q(x)$ の構造の簡単さを指標化したもの(特徴空間の次元が最小、ルール数が最小、論理式内の項数が最小、など)が通常用いられる。関数 f が確率的、あるいはデータにノイズが混入することが想定される場合は、 $q(x)$ の構造の簡単さと $q(x)$ のデータ上での精度のトレードオフが考慮されるのが一般的である。

我々の問題の場合、特徴空間が連続的であるので、 $q(x)$ を数値関数として実現するのが妥当である。また、線形分離では不十分であるので、ニューラルネットを $q(x)$ の表現形式として用いる。但し、今、我々が必要なのは、 $q(x)$ のものではなく(即ち、与えられた化学成分、保持時間が品質要求に対し有効であるか否かを判断するのみではなく)、 $q^{-1}(1) \in X$, 即ち特徴空間内において品質要求を満足しようような化学成分、保持時間の領域である。しかし、ニューラルネットから、この「逆関数」を求めるのは容易ではない。 $q(x)$ がルール表現である場合には、ルールの前件部が $q^{-1}(1)$ の陽な表現となり、そのような領域を求める点に関しては対処が容易である。しかし、連続的な空間の場合、学習に先だって特徴空間を離散化することが必要である。そしてこの段階で、連続量の量子化についてのノウハウやチューニングが必要となり、新たな問題をもたらすことになるため、今の場合好ましくないと考える。また、 $q^{-1}(1)$ に関して先見的な知識(領域の大体の場所や形状についての知識)があればRadial-Basis関数などの適用が考えられるが、今の場合、そのような先見的知識の存在を仮定するのは困難である。そこで、 $q(x)$ の帰納に関しては、適応能力、学習能力に優れた(3層)ニューラルネットを用いる

こととし、 $q^{-1}(1)$ を求めるために下記のような方法を考案した。

1) 学習済みのニューラルネットワークをNNとする。また、トレーニングデータ中の特徴ベクトル(化学成分と保持時間データ)を

$$I = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_k\}$$

とする。(今の場合 $k=24$)これらは、NNに対する入力である。入力 x に対するNNの出力を $z = NN(x)$ と書くことにする。

2) 学習済みのニューラルネットワークを用いれば、入力 x に対し、以下の値が容易に計算できる。

① 入力 x に対する出力値(1か0か)

② 入力 x に対する勾配(感度)ベクトル

$$D = (D_1(x), D_2(x), \dots, D_n(x))$$

但し、 $D_j(x)$ は z の x の第 j 要素、 $1 \leq j \leq n$ に関する偏微分係数とする。以下では、 $D_j(x)$ の符号: $\text{Sign}(D_j(x)) \in \{+, -, 0\}$ のみを利用する。簡単のため入力 x の感度係数パターン P を

$$P(x) = (\text{Sign}(D_1(x)), \text{Sign}(D_2(x)), \dots, \text{Sign}(D_n(x)))$$

で表すことにする。

3) 提案手法の中心は、 I を以下のような単調領域に分割することである。

① $I = I_1 \cup I_2 \cup \dots \cup I_q$ 。ただし、 $I_i \cap I_j = \emptyset$, $i \neq j$

② 各 I_j ($1 \leq j \leq q$)は、下記の単調領域条件を満足する。即ち、 I_j に属する点の中心と I_j 内の点を結ぶ線分上からサンプルされた点の集合を V_j とする。この時、 V_j に属する全ての点に対し、以下の二つの条件が成立する。

クラス同一性: V_j 内の点は全て同一のクラスに属する(NNの出力が同じ)。

感度係数パターン同一性: V_j 内の点は全て同一の感度係数パターンを持つ。

このような単調領域への分割を下記のような漸増的な方法で行う。

Iの分割アルゴリズム

STEP1 (初期化): 単調領域の集合を D とし、 $D = \emptyset$ (空集合)とする。また、 I より任意の要素(x_1 とする)を取り出し、

$$I_1 ::= \{x_1\}$$

$$I ::= I - I_1$$

$$D ::= D \cup I_1$$

とする。

STEP2: I が空になるまで、以下の処理を繰り返す。

STEP2-1: 任意の要素 $x \in I$ を取り出し、 $I ::= I - \{x\}$ とする。

STEP2-2: $D = \{I_1, I_2, \dots, I_q\}$ であるとする。 I_j , $1 \leq j \leq q$ に対し、以下のテストを繰り返す。

(a) $j ::= 1$, $\text{Ret} ::= 0$ に初期化

(b) $j \leq q$ かつ $\text{Ret} = 0$ である間以下の処理を繰り返す。

$I_j \cup \{x\}$ が上記単調領域条件を満足するか否かテストする。満足すれば、 $\text{Ret} ::= j$ とする。満足しなければ

Rule 1:
 IF x1 is around 2.25 [2.25,2.25], and x2 is around 0.47 [0.47, 0.47], and
 x3 is around 29.93 [29.93, 29.93], and x4 is around 1.63 [1.63, 1.63], and
 x5 is around 1.29 [1.29, 1.29], and x6 is around 3.0 [3.0, 3.0],
 THEN specification (C) is satisfied.
 Sensitivity pattern: + + - + + +
 Case #: No.5

Rule 2:
 IF x1 is around 2.24 [1.68, 2.71], and x2 is around 0.47 [0.40, 0.58], and
 x3 is around 21.55 [20.27, 23.58], and x4 is around 1.71 [1.36, 2.19], and
 x5 is around 1.67 [1.51, 1.89], and x6 is around 3.4 [2.7, 3.7]
 THEN specification (C) is satisfied.
 Sensitivity pattern : - + + + - +
 Case #: No.9, No.14, No.23

Rule 3:
 IF x1 is around 2.51 [2.37, 2.65], and x2 is around 0.535 [0.53, 0.54], and
 x3 is around 35.18 [31.26, 39.1], and x4 is around 1.47 [1.39, 1.55], and
 x5 is around 1.28 [1.14, 1.42], and x6 is around 4.05 [3.6, 4.5]
 THEN specification (C) is satisfied.
 Sensitivity pattern : - + - + + +
 Case #: No.10, No.11

図2 品質条件 (C) のためのルール
 Fig. 2 Extracted Rules for quality specification (C).

ば $j := j+1$ とする。

(c) Ret の値が 0 であれば、以下の様に新しい集合を D に追加する。

$I_{q+1} := \{x\}$

$D := D \cup I_{q+1}$

(d) Ret の値が正であれば、以下の様に D の要素 I_{Ret} を更新する。

$I_{Ret} := I_{Ret} \cup \{x\}$

(以上)

単調領域の中心とそれに属する入力を結ぶ線分上の点、および感度係数の同一性を調べることににより、単調領域の推定精度の向上を図っている。

〈3.3〉焼結鉍データへの適用

上記手法を用いて、条件 C を満足する焼結鉍を生産するための標準成分条件の抽出をこころみる。ニューラルネットとしては、中間層にニューロンを 3 個配した 6 (成分条件 5、製造条件 1) 入力と 1 出力のニューラルネットを用いた。各入力データを -0.5 ~ 0.5 の範囲で正規化し、教師信号としては、SI, RDI, RI が条件 (C) の範囲に入っていれば 1、入っていなければ 0 を与える。

5000 回の BP 学習の後、教師信号と NN の誤差は、最大のもので 0.03 以下になり、正しい分類が可能になった。この時点で得られたルールを図 2 に示す。変数名については表 1 を参照せよ。各ルールの条件部には、単調領域の位置と形状が指定されることになる。ただし、単調領域の形状を正確に言語で表現するのは容易ではない。図 2 の各ルー

ルの前件部には、変数 x_1 から x_6 の各々に対し、単調領域内の事例の、

- ・変数の成分値の平均値

- ・成分値の最大値と最小値により与えられる閉区間

を示す。前者は単調領域の中心 ($G(R)$ で表す) を与え、後者の閉区間の直積により事例集合を内包する超直方体が与えられる。なお、単調領域の感度係数パターンと、それに属する事例番号も併せて示す。

ルール前件部の表現に関し、補足説明を行う。

図 3 に 2 次元の場合のイメージ図を示す。単調領域を正確に把握するには、空間内の点の全てに対し、クラス同一性と感度係数パターンの同一性を網羅的にテストする必要がある。しかし、実際にはそれは不可能であるので、前述のアルゴリズムでは、中心 $G(R)$ と各事例を結ぶ線分上の有限個の点に対し、そのテストを行っている。そして、事例の閉包を推定された単調領域として表示している (ハッチング部分)。さて、単調領域内の事例を各変数軸上に射影することにより閉区間が得られる。これにより、事例を内包する超直方体 (ここでは四角形) $[A]$ が得られる。図に示すように、一般には、 $[A]$ は単調領域以外の領域を「過剰に」包含する。このような「過剰包含」を防ぐための一つの方法は、四角形 $[A]$ を中心 $G(R)$ のまわりで縮小することである。一例を四角形 $[B]$ で示す。過剰な包含を防止した反面、「見逃し領域」が生じている。単調領域を各変数の閉区間表現で近似する場合 (すなわち単一の超直方体により単調領域を被覆する場合) には、「過剰包含」と「見逃し領域」の

図3 単調領域とその近似被覆
Fig.3 A monotonic region and its approximate coverage

トレードオフを考慮する必要がある。(単調領域を複数の「小さな」超直方体の集合により被覆する方法も考えられる。これは、一つの単調領域を複数のルールで表現する場合に相当する。)

さて、本論文において、単調領域の中心 $G(R)$ は原料成分、製造条件(保持時間)のねらい値を表現する。一方、超直方体は、ねらい値からのズレの許容範囲を表す。実際の生産では、歩留まりの観点から、「見逃し領域」よりも「過剰包含」を防止する方が好ましい。ただし、超直方体の縮小はバラツキの許容範囲の減少を意味するので、より厳しい操業管理が要求されることになる。

以下では、成分、保持時間のねらい値に基づいて議論をすすめるので、単調領域の中心 $G(R)$ のみを考察の対象とする。

さて、図2では、条件(C)に適合する5つの事例が3つの単調領域、すなわちルールで被覆されている。すなわち、操業標準条件の候補は3つあることになる。ここで

- ・これらのルールには材料科学的な根拠があるのか？
 - ・いずれのルールを操業標準として採用すべきものなのか？
- という二つの問題があるが、これらの問題に対し領域知識(材料科学の知識)の観点から検討を行う。

3.4 科学的知識による経験的知識の検証と選択

高被還元性焼結鉍と低還元性粉化性焼結鉍を製造するためのルールについて材料科学的な観点より考察をする。

焼結鉍の主要鉍物相はヘマタイト、マグネタイト、カルシウムフェライト、シリケートの4種であり、これに気孔の構造的要因がつけ加わって特性が決定される。これら鉍物相の生成割合は図4の平衡状態図⁽¹⁾により説明される。

図4aにおいては CaO/SiO_2 が1.6、 Al_2O_3 が2%で一定である。そして、 SiO_2 が2%、4%、6%の三つの面が描かれている。各面には2曲線が描かれており、両曲線間の縦軸方向の距離が

カルシウムフェライトの量的割合を示している。上部曲線-1間の距離と下部曲線-0間の距離は、それぞれヘマタイトとシリケートの量的割合を示している。この図より

- ・ SiO_2 が増すとカルシウムフェライトの分解・消滅する温度が下がり、
- ・ 1200°C 近傍でカルシウムフェライト量が増加することがわかる。

同様に、図4bでは SiO_2 が6%、 CaO/SiO_2 が1.6と一定に保たれた場合、 Al_2O_3 が増すと

- ・カルシウムフェライト量が増加する
- ・カルシウムフェライトの分解温度が上昇することを示している。

最後に、図4cは Al_2O_3 が2%、 CaO が9.6%と一定に保たれた場合、 SiO_2 が増すにつれて

- ・カルシウムフェライト量が増加し、
- ・カルシウムフェライトの分解温度が上昇することを示している。

前記条件(c) ($\text{SI} \geq 70$ か $\text{RDI} \leq 35$ か $\text{RI} \geq 66$)は高被還元性の焼結鉍を製造するものである。高い被還元性は、高炉操業におけるコストダウンに寄与する。反面、常温強度、低温還元粉化性はある程度犠牲にする必要がある。この様に、品質指標間にはトレードオフ関係が存在する。

図2のルール2では、 Fe_2O_3 分は少なく、4元系の成分割合でみた Fe_2O_3 (計算式は $x_3/(x_1+x_2+x_3+x_4)$) は77.1%、 SiO_2 は8.1%、 Al_2O_3 は1.7%となっている。図4aに示すように、 SiO_2 の増加とともにカルシウムフェライト量は増すが、ルール2ではその SiO_2 が6%以上と多く、被還元性に優れたカルシウムフェライトが生成しやすい組成となっていることがわかる。保持時間も中程度であり、単調領域内の事例の数も多く、また、それらの事例も鉍石銘柄の組み合わせが異なるものであることから、これが代表的なルールと考えら

図4 平衡状態遷移図
Fig.4 Variation of equilibrium mineral compositions

<p>Rule 1:</p> <p>IF x1 is around 2.46 [2.46, 2.46], and x2 is around 0.48 [0.48, 0.48], and x3 is around 38.46 [38.46, 38.46], and x4 is around 1.49 [1.49, 1.49], and x5 is around 1.06 [1.06, 1.06], and x6 is around 4.4 [4.4, 4.4],</p> <p>THEN Condition (C) is satisfied.</p> <p>Sensitivity pattern: - - + + - +</p> <p>Case #: No.7</p>
<p>Rule 2:</p> <p>IF x1 is around 2.97 [2.71, 3.15], and x2 is around 0.57 [0.55, 0.58], and x3 is around 26.17 [23.58, 27.79], and x4 is around 1.24 [1.17, 1.36], and x5 is around 1.71 [1.59, 1.89], and x6 is around 3.7 [3.4, 4.0]</p> <p>THEN Condition (C) is satisfied.</p> <p>Sensitivity pattern : + + + - + +</p> <p>Case #: No.16, No.22, No.23</p>
<p>Rule 3:</p> <p>IF x1 is around 2.94 [2.94, 2.94], and x2 is around 0.53 [0.53, 0.53], and x3 is around 27.1 [27.1, 27.1], and x4 is around 1.25 [1.25, 1.25], and x5 is around 1.56 [1.56, 1.56], and x6 is around 4.4 [4.4, 4.4]</p> <p>THEN Condition (C) is satisfied.</p> <p>Sensitivity pattern : + + - - - -</p> <p>Case #: No.19</p>

図5 品質条件 (C') のためのルール
Fig.5 Extracted rules for quality specification (C')

れる。即ち、成分の組成、保持時間をルール2のように維持することにより、高被還元性の焼結鉍が製造しやすくなる。しかし、コストダウンの見地から、より興味深いのは、ルール3である。ルール3は、CaO/SiO₂が比較的小さい値であるが、Al₂O₃分とFe₂O₃分が高いことが特徴である。図4bは、Al₂O₃分が高いとカルシウムフェライト量が増加することを示しており、この組成では被還元性の優れたカルシウムフェライトが大量に生成したことが考えられる。このFe₂O₃分を高く設定できるということは、安価な微粉鉍石が使用できることを意味しており、ルール3はコストダウンに有効である。

比較のために、条件(C)とは逆に、常温強度、被還元性の基準を緩和してRDI値の低下を狙った低還元粉化性焼結鉍に対し、操業標準知識の獲得を試みる。即ち、品質条件を

$$SI \geq 70 \text{ かつ } RDI \leq 27 \text{ かつ } RI \geq 60 \quad (C')$$

とする。上にのべたのと同様に、表1の事例の中で上記条件(C')を満足するものに対し1を出力するような3層ニューラルネットワークをBP学習により生成し、前述のルール抽出アルゴリズムを適用する。得られたルールを図5に示す。ルール2はSiO₂、Al₂O₃分が高いが、CaO/SiO₂が低いことでカルシウムフェライトの生成を抑制している。カルシウムフェライトは機械的な力が加わった場合き裂が発生しやすいことが知られており⁽⁹⁾、この相の抑制がRDIを低く保つのに有効であったと考えられる。Al₂O₃分が高い鉍石を使用すると、一般にRDIが高くなるという欠点がある。しかし、

このルールで得られた組成に調整することで、高Al₂O₃鉍石を使用してもRDI値を低下させることができる。ルール1はFe₂O₃分が高く、CaO/SiO₂が低く、保持時間が長く、いわゆる高温型焼結鉍になっている。ルール2と比べてCaO/SiO₂が高いが、保持時間が長く層の温度が上昇し、反応初期に生成したカルシウムフェライトが分解したため、RDIに効果があったと考えられる。ルール3も前二例とは異なる成分であるが、低CaO/SiO₂の高温型焼結鉍となっている。コストダウンの観点から最も有効なのはルール2である。即ち、廉価であるが高レベルのAl₂O₃分を有し、焼結鉍の品質には好ましくないと考えられていた豪州系鉍石の配合を増やした場合でも、

- ・1~4mmの粒度の鉍石の配合割合を多くし、この大きさの鉍石中のAl₂O₃分を反応させずにおき、
- ・不可避免的に配合される微粉についてはその組成を図5のルール2の組成に調整する、

ことにより、RDIへのAl₂O₃の悪影響を減少させることができ、コストダウンを達成することが出来ることがわかった。

4. 考察

以上、操業方針に基づいて設定された品質条件に対し、それを満足するような成分条件および操業条件（保持時間）の候補を、機械学習により生成し、材料科学的観点から妥当かつコストダウンに効果的な操業標準知識を、効率良く抽出することができた。

ニューラルネットの活用により、経験的知識の抽出効率が大きく向上した。また、上でも示したように、様々な品質要求条件に対応した経験的知識が獲得できるのも大きな利点である。しかし、このようにして抽出された知識の全てが操業知識として有効であるとは限らない。その点に関しては、科学的知識を活用することにより知識の評価と選択を行った。従来、科学的知識は、主として、現象の説明、解釈に用いられていたが、本論文で述べたようなアプローチにより、科学的知識を、操業標準という生産のための知識、あるいは現場ノウハウの構築のために有効に活用することができる。

従来、ニューラルネットに基づく学習は、学習知識の妥当性を領域知識（科学的知識）に基づいて検証するのが困難という欠点を指摘されていた。これは、ニューラルネット内に情報が分散されて表現されるため、ルール表現あるいはRadial-basis関数に基づくニューラルネットのような局所的な情報表現に基づく手法にくらべて「可読性」に劣るという事情に依る。しかし、本論文で提案している単調領域同定アルゴリズムにより、ニューラルネット内に分散表現されている情報を、単調領域という局所表現の集合として表現することができ、これにより、本論文で示したような、ニューラルネットが獲得された知識の領域知識（材料科学知識）の観点からの検証が可能になった。そして、このことにより、データから得られた経験的知識の中から、操業知識として最もふさわしいものを科学的知識に基づいて選び出すことが可能になった。その意味で、ここで提案した単調領域発見アルゴリズムは、従来の分散表現アプローチと局所表現アプローチの「橋渡し」に寄与するものと考えられる。

なお、単調領域の抽出という観点からは、従来のクラスタリング手法の適用も可能であるが、クラスタリング手法においてはRadial-basis関数のニューラルネットと同様に、クラスタの数、その中心について、ある程度の先見知識、あるいは試行錯誤によるそれらの調整が必要になる。本論文では、多層ニューラルネットの優れた学習能を活用することにより、そのような先見知識や調整が不要となっている。

5. 結言

ニューラルネットワーク手法を用いて、焼結鉍製造の操業標準知識を獲得する方法を提案した。提案方法により、材料科学の知識を活用しつつ、生産活動において有効な操業標準知識を獲得することができた。本提案方法は、焼結鉍製造プロセスのみならず、他の生産プロセスにも適用可能かつニーズの強いものであり、今後、他プロセスへの展開をはかっていく。

(平成7年6月16日受付, 平成7年9月28日再受付)

文 献

- (1)志垣一郎・沢田峰男・前川昌大・成田貴一:「焼成鉍の還元粉化機構の検討」, 鉄と鋼, **68**, No. 10, pp. 1513~1522(1982)
- (2)井上勝彦・林 秀高・西田 功・吉岡邦宏:「焼結鉍過程の形成過程とその還元粉化現象に及ぼす影響」, 鉄と鋼, **69**, No. 2, A17~20(1983)
- (3)坂本 登・福与 寛・岩田嘉人・宮下恒雄:「焼結鉍組織の被還元性の反応速度論」, 鉄と鋼, **70**, No. 6, pp. 504~511(1984)
- (4)J. R. Quinlan: "Induction of decision trees", *Machine Learning*, **1**, pp. 81-106(1986)
- (5)R. S. Michalski: "A theory and methodology of inductive learning", in *Machine learning: An artificial intelligence approach*, R. S. Michalski, J. C. Carbonell, T. M. Mitchell (Eds.), Morgan Kaufmann, pp. 83-129(1983)
- (6)D. E. Rumelhart, J. L. McClell and the PDP Research Group Eds.: *Parallel Distributed Processing*, Vol. 1 and 2, MIT Press(1986)
- (7)T. M. Mitchell, P. E. Utgoff, R. Berenji, "Learning by experimentation: Acquiring and refining problem-solving heuristics", in *Machine learning: An artificial intelligence approach*, R. S. Michalski, J. C. Carbonell, T. M. Mitchell (Eds.), Morgan Kaufmann, pp. 163-190(1983)
- (8)I. Shigaki, M. Sawada, and N. Gennai: "Increase in Low-temperature Reduction Degradation of Iron Ore Sinter due to Hematite-alumina Solid Solution and Columnar Calcium Ferrite", *Trans. ISIJ*, **26**, No. 6, pp. 503~511(1986)

志垣 一郎

(非会員) 1970年京都大学工学部数理工学科卒業。同年神戸製鋼所中央研究所入所。現在、同電子技術研究所所属。生産システム、意思決定に関する研究に従事。システム制御情報学会、日本経営工学会会員。工博。

楢崎 博司

(非会員) 1982年京都大学工学部数理工学科卒業。84年同大学院修士課程修了。同年神戸製鋼所浅田研究所入所。現在、同プロセス技術研究所所属。生産プロセス制御の知能化、生産システムにおける知識情報処理に関する研究に従事。システム制御情報学会、日本ファジィ学会、IEEE、ACM会員。工博。