

Wave-Net を用いたトレンドデータからの知識抽出の試み

Knowledge Extraction from Trend Data by using Wave-Net

○鈴木 保*, 山下善之*, 鈴木 睦*

○Tamotsu Suzuki*, Yoshiyuki Yamashita*, Mutsumi Suzuki*

*東北大学 大学院 化学工学専攻

*Department of Chemical Engineering, Tohoku University

キーワード : ウェーブレット (wavelet), 多重解像度解析 (multiresolution analysis),
ウェーブネット (Wave-Net), 三角形表現 (triangular representation),
二分木 (binary tree), 知識獲得 (knowledge acquisition)

連絡先 : 〒980-77 仙台市青葉区荒巻字青葉12-13 東北大学 大学院 工学研究科 化学工学専攻 鈴木研究室
鈴木 保, Tel.: (022)217-7266, Fax.: (022)217-7293, E-mail: tamo@pse.che.tohoku.ac.jp

1. はじめに

化学プロセスにおいてその入力と出力を関係づけるモデルを構築することは必要不可欠な作業である。従来、化学プロセスのモデリングは、プロセス内の諸現象を定量的に把握しそれを定式化する、という方法が採られてきた。しかし、化学プロセスは副反応を含めた詳細なモデルを構築することが困難であったり、モデル中のパラメータが求められない場合がほとんどである。それゆえ、プロセスの入出力データのみからモデリングする方法が模索されている。

ニューラルネットワーク (以下 ANN) はその単純な構造にもかかわらず、プロセスの入力と出力を柔軟に関係付けることができるため、新しいモデリング法として期待を集めている。しかし、プロセスのモデリングに一般的な ANN を使用するには、以下のような難点がある。

- ネットワークのサイズを決定するシステム

チックな方法がなく、試行錯誤的にサイズを決定しなくてはならない。

- ネットワーク内部がブラックボックスであり、内部構造からプロセスの状態に関する知見を得ることができない。

化学プロセスのモデリングにおいては、とくに後者の克服が大きな課題となっている。

上記のような欠点を克服し得るネットワークの1つとして期待されているのがここで用いる Wave-Net である。Wave-Net とは直交ウェーブレットによる多重解像度解析の概念を、そのままネットワークで表現したものである。したがってウェーブレット変換と同様に、プロセスデータから特徴的な波形を抽出することが可能である。

本研究では Wave-Net と二分木を組み合わせることにより、化学プロセスからのルール抽出を試みる。すでに Stephanopoulos らにより、ウェーブレット変換と二分木を用いたルール抽出法が提案

されている⁴⁾。ここでは二分木をファジィ化することにより、より柔軟なルールの抽出を試みる。

2. Wave-Net

Wave-Net は ANN の 1 種であるが、以下のような特徴を持っている。

- ノードの基底関数に直交ウェーブレット ψ とそのスケール関数 ϕ を用いる。
- ネットワークの学習法に多重解像度解析 (以下 MRA) の概念を採り入れる。

2.1 直交ウェーブレットと MRA

ウェーブレットとは一般的に (1) 式の条件を満たすすべての関数 $\psi(t)$ に (2) 式のような平行移動と相似変形を施した関数群を表している。

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

$$\left(\hat{\psi}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \exp(-i\omega t) \psi(t) dt \right)$$

$$\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

(1) 式の条件は十分速く減衰する関数 $\psi(t)$ については (3) 式の簡明な条件と同値となる。

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3)$$

ある種のウェーブレットにおいてパラメータ a 、 b をうまく離散化するとウェーブレット全体を完全正規直交基底にすることができる。標準的な離散化は a を 2 のべき乗とするもので、(4) 式のようにして作られるウェーブレットが正規直交基底となる。

$$\left\{ \psi_{j,k} = 2^{j/2} \psi(2^j t - k), j, k \in \mathbb{Z} \right\} \quad (4)$$

これが直交ウェーブレットと呼ばれるものである。ここで (4) 式の j をウェーブレットのレベルと呼ぶことにする。

また MRA とは直交ウェーブレットを使って波形データにどのような周期の成分が含まれているかを解析する方法である。MRA では解析に用いるウェーブレットの周期を順次半分にしていく (すなわち、レベルを 1 つずつ上げていく) ことにより、解像度を倍々に上げていくことができる。これは高速フーリエ変換において、周期を順次半分にした三角関数を用いて波形解析する過程によく似ている。

2.2 ネットワーク構造

図 1 に Wave-Net の概略を示す。Wave-Net の構造は一般的な 1 入力 1 出力の三層階層型ニューラルネットワークと同様である。入力 t に対する Wave-Net $f(t)$ の出力は (5) 式となる。

$$f(t) = w_s \phi(t) + \sum_{i=0}^j \sum_{k=0}^{2^j} w_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (5)$$

ここでは Wave-Net のノードの基底関数として図 2 の Battle-Lemarie ウェーブレットとそのスケール関数を用いる。

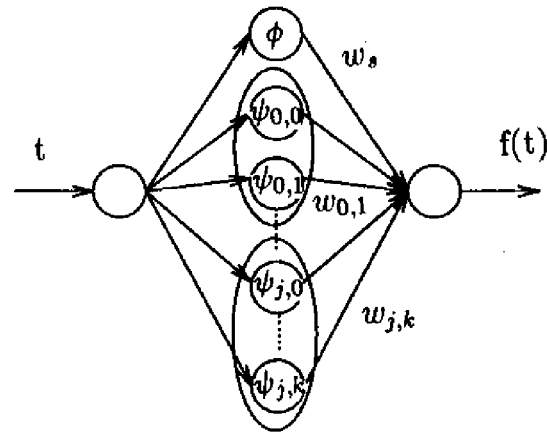
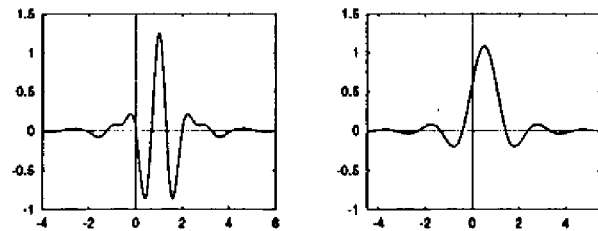


図 1. Wave-Net の概略図



(a) ウェーブレット (b) スケール関数

図 2. Battle-Lemarie ウェーブレット

2.3 学習アルゴリズム

Wave-Net では学習法に MRA の概念を採り入れており、スケール関数のノード、レベル 0 のウェーブレットのノード、レベル 1 のウェーブレットのノード、... の順番に重みを求めていく。入力データ $t_i = (t_1, t_2, \dots, t_n)^T$ と対応する出力データ $x_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ を学習するアルゴリズムを以下に示す。

- 1) 自乗誤差の和の最大値 $eset$ を設定する。
- 2) スケール関数のノードと出力層の間の重み w_s を最小自乗法を用いて求める。

$$w_s = \frac{\sum_{i=1}^n \{x_i \phi(t_i)\}}{\sum_{i=1}^n \{\phi(t_i)\}^2} \quad (6)$$

- 3) スケール関数のノードからの出力 $f_s(t)$ を求める。

$$f_s(t) = w_s \begin{pmatrix} \phi(t_1) \\ \phi(t_2) \\ \vdots \\ \phi(t_n) \end{pmatrix} \quad (7)$$

もし $(x - f_s)^T (x - f_s) \leq eset$ であれば学習終了。そうでなければ $j = 0$ として 4) へ進む。

- 4) レベル j のウェーブレット

$\{\psi_{j,k}, k = 0, 1, \dots, 2^j\}$ のノードと出力層の間の重み w_j を求める。

$$w_j = \begin{pmatrix} w_{j,0} \\ w_{j,1} \\ \vdots \\ w_{j,2^j} \end{pmatrix} = ((A^T A)^{-1} A^T) x \quad (8)$$

ここで行列 A_j は (9) 式で表される。

$$A_j = \begin{pmatrix} \psi_{j,0}(t_1) & \psi_{j,1}(t_1) & \cdots & \psi_{j,2^j}(t_1) \\ \psi_{j,0}(t_2) & \psi_{j,1}(t_2) & \cdots & \psi_{j,2^j}(t_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_{j,0}(t_n) & \psi_{j,1}(t_n) & \cdots & \psi_{j,2^j}(t_n) \end{pmatrix} \quad (9)$$

- 5) レベル j のウェーブレットのノードからの出力 $f_j(t)$ を求める。

$$f_j(t) = \sum_{i=0}^j w_i^T A_i \quad (10)$$

- 6) Wave-Net の出力 $f(t)$ を求める。

$$f(t) = f_s + \sum_{i=0}^j f_i \quad (11)$$

もし $(x - f)^T (x - f) \leq eset$ であれば学習終了。そうでなければ $j = j + 1$ として 4) へ戻る。

3. 三角形表現

Wave-Net によって分解された周期データをそのまま二分木の作成に用いることは不可能である。それゆえ周期データを三角形表現を用いたトレンドデータに変換する。三角形表現とは、波形データを図 3 の 4 種類の三角形 A、B、C、D とその頂点における種々の値を用いて、定性的かつ定量的に表すものである。図 4 に三角形表現の一例を示す。

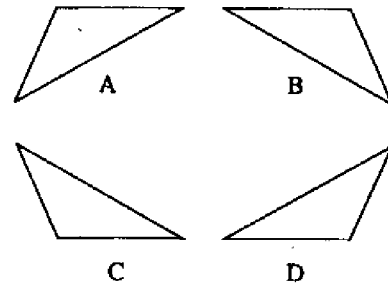


図 3. 三角形表現で用いる 4 種類の三角形

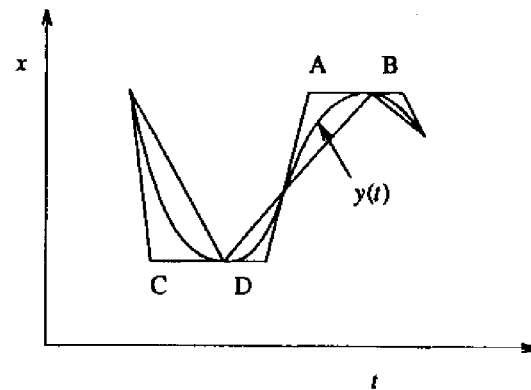


図 4. 三角形表現の一例

まず三角形表現を用いた定性的なトレンドは以下の手順で導出される。

- 1) 離散的な波形データ（本研究ではプロセスの周期データ）を三次スプライン補間し、スプライン曲線 $y(t)$ にする。
- 2) スプライン曲線 $y(t)$ を極値点および変曲点で区切る。
- 3) 各区間を曲線 $y(t)$ の一次導関数および二次導関数の正負によって図の4種類の三角形に分類する。

- $\frac{dy(t)}{dt} \geq 0 \cap \frac{d^2y(t)}{dt^2} \leq 0 \rightarrow$ 三角形 A
- $\frac{dy(t)}{dt} \leq 0 \cap \frac{d^2y(t)}{dt^2} \leq 0 \rightarrow$ 三角形 B
- $\frac{dy(t)}{dt} \leq 0 \cap \frac{d^2y(t)}{dt^2} \geq 0 \rightarrow$ 三角形 C
- $\frac{dy(t)}{dt} \geq 0 \cap \frac{d^2y(t)}{dt^2} \geq 0 \rightarrow$ 三角形 D

- 4) 分類された記号を順番に並べたものを定性的トレンドとする。したがって、ここで挙げた例の定性的トレンドは CDAB となる。

また、各三角形の定量的トレンドは Δt 、 Δx および三角形の始点と終点（すなわち、スプライン曲線の極値点および変曲点）の x 、 t 、 $\frac{dx}{dt}$ とする。したがって、1つの三角形につき8種の定量的トレンドを得ることができる。

4. 二分木の作成

ここでは最初に定性的トレンドのみを用いて二分木を作成する。そして定性的トレンドのみでは十分な分類を達成できない場合に定量的トレンドを用いる。

4.1 定性的トレンドによる二分木の作成

二分木の作成は集合を2つの小集合に分割する作業であるが、その分割の基準として以下に述べる Shannon のエントロピーを用いる。要素数が

N ですべての要素が k 種類の状態のどれかに属する集合を考える。この集合のエントロピーは (12) に示す Shannon のエントロピーで表される。

$$I(N_{C1}, N_{C2}, \dots, N_{Ck}) = - \sum_{i=1}^k \frac{N_{Ci}}{N} \times \log_2 \left(\frac{N_{Ci}}{N} \right) \quad (12)$$

ここで N_{Ci} は状態 C_i に属する要素数である。この集合を2つの集合 G_1 、 G_2 に分けた場合のエントロピーは (13) 式で表される。

$$E(G_1, G_2) = \frac{N_{G1}}{N} I(N_{C1,G1}, \dots, N_{Ck,G1}) + \frac{N_{G2}}{N} I(N_{C1,G2}, \dots, N_{Ck,G2}) \quad (13)$$

ここで N_{Gi} は集合 G_i の要素数、 $N_{Gi,Ck}$ は集合 G_i のうちで状態 C_k に属する要素数である。ここでは (13) 式が最小となるように集合を分割することにより二分木を作成していく。

4.2 定量的トレンドによる二分木の作成

ここでは定性的トレンドの場合と異なり、集合をファジィ集合として取り扱う。要素数が N 、要素 i の帰属度 $M_i > 0$ ですべての要素が k 種類の状態のどれかに属する集合を考える。さらに定性的トレンドの値 q_i が小さい順に並んでいるものとする。このファジィ集合のエントロピーは (14) で表される。

$$I_f(M_1, \dots, M_N) = - \sum_{i=1}^k \left[\frac{\sum_{j=1}^{N_{Ci}} M_{j,Ci}}{\sum_{j=1}^N M_j} \times \log_2 \left(\frac{\sum_{j=1}^{N_{Ci}} M_{j,Ci}}{\sum_{j=1}^N M_j} \right) \right] \quad (14)$$

ここで $M_{j,Ci}$ は状態 C_i に属する要素の帰属度である。このファジィ集合をしきい値 θ で2つのファジィ集合 G_1 、 G_2 に分けた場合のエントロピーは (15) 式で表される。

$$E_f(G_1, G_2) = \frac{\sum M_{i,G1}}{\sum_{i=1}^N M_i} I_f(M_{1,G1}, \dots, M_{N,G1}) + \frac{\sum M_{i,G2}}{\sum_{i=1}^N M_i} I_f(M_{1,G2}, \dots, M_{N,G2}) \quad (15)$$

ここで M_{i,G_j} は要素 i の集合 G_j に対する帰属度であり、(16) で表される。

$$M_{i,G_j} = \mu_{G_j}(q_i) M_i \quad (16)$$

ここで用いたファジイ集合 G_1 、 G_2 のメンバーシップ関数 $\mu_{G_1}(q_i)$ 、 $\mu_{G_2}(q_i)$ をそれぞれ (17) 式、(18) 式に示す。

$$\mu_{G_1}(q) = \begin{cases} 0 & (q < \theta - \frac{q_N - q_1}{2} F) \\ \frac{1}{(q_N - q_1)F} q_i - \frac{\theta}{(q_N - q_1)F} + \frac{1}{2} & (\theta - \frac{q_N - q_1}{2} F \leq q < \theta + \frac{q_N - q_1}{2} F) \\ 1 & (q \leq \theta + \frac{q_N - q_1}{2} F) \end{cases} \quad (17)$$

$$\mu_{G_2}(q) = \begin{cases} 1 & (q \leq \theta - \frac{q_N - q_1}{2} F) \\ -\frac{1}{(q_N - q_1)F} q_i + \frac{\theta}{(q_N - q_1)F} + \frac{1}{2} & (\theta - \frac{q_N - q_1}{2} F < q \leq \theta + \frac{q_N - q_1}{2} F) \\ 0 & (q > \theta + \frac{q_N - q_1}{2} F) \end{cases} \quad (18)$$

ここで、 F は二分木のファジイ化の程度を表す係数である。 $F = 0$ のとき二分木はファジイ化する前と同じであり、 F が大きくなるにつれてファジイ化の度合いが強くなる。ここでは (15) 式のエントロピーが最小となるしきい値 θ を用いて集合を分割し、二分木を作成していく。

5. ケーススタディ

5.1 対象

ここでは図5に示すバッチリアクター⁹⁾を例としてケーススタディを行う。リアクターは完全混合槽であり、内部では (19) 式のような連続反応が起こるものとする。



物質 A は反応物、物質 B は主生成物であり、物質 C は望ましくない副生成物である。反応 $A \rightarrow B$ は A の濃度 C_A に関する一次反応、 $B \rightarrow C$ は B の濃度 C_B に関する一次反応であり、A および B の生成速度 r_A 、 r_B はそれぞれ (20) 式、(21) 式で表される。

$$r_A = -k_1 C_A \quad (20)$$

$$r_B = k_1 C_A - k_2 C_B \quad (21)$$

また、 k_1 は k_2 はともに Arrhenius の式に従うものとし、それぞれ (22) 式、(23) 式で表される。

$$k_1(T) = A_1 \exp\left(-\frac{E_1}{RT}\right) \quad (22)$$

$$k_2(T) = A_2 \exp\left(-\frac{E_2}{RT}\right) \quad (23)$$

ここで、 E_1 、 E_2 は活性化エネルギー、 R は気体定数である。

初期状態ではリアクターに温度 T_0 、濃度 C_{A0} の A が充填されており、リアクターを望ましい反応温度に引き上げるためジャケットにスチームを供給する。その後 B が C へと転化するのを抑制するためにジャケットに冷却水を供給する。また、バッチ時間は 95 秒とする。学習データとしてリアクター温度 T の経時変化および B の最終濃度 C_{Bf} を用いる。図6に T の経時変化を示す。ここでは冷却水温度 T_w にばらつきを与えて No.1~14 のデータを作成した。また計算に用いたパラメータを表1に示す。

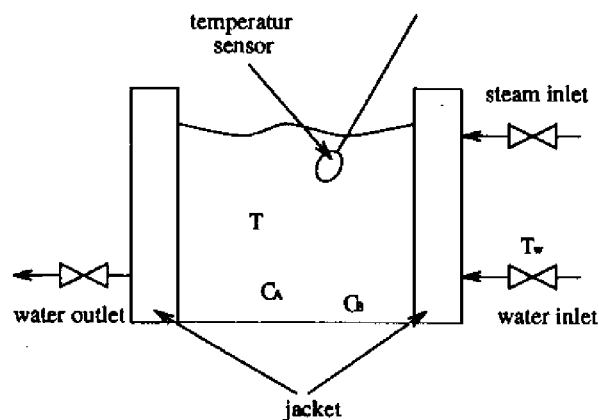


図5. バッチリアクターの概略図

表1. 計算に用いたパラメータ

A_1	729.55 min^{-1}	E_1	$15000 \text{ BTU/lb}\cdot\text{mol}$
A_2	6567.6 min^{-1}	E_2	$20000 \text{ BTU/lb}\cdot\text{mol}$
T_0	80 F	C_{A0}	$0.80 \text{ lb}\cdot\text{mol/ft}^3$

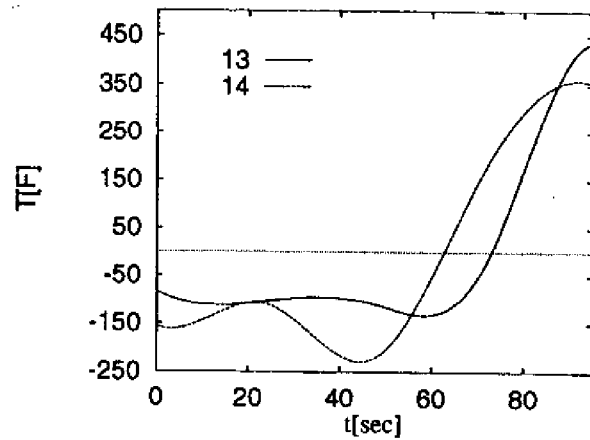
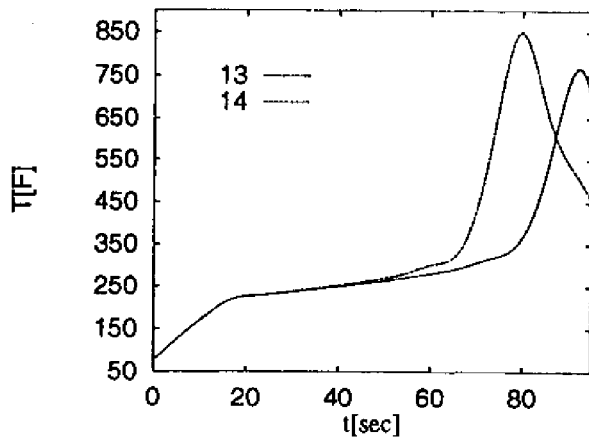
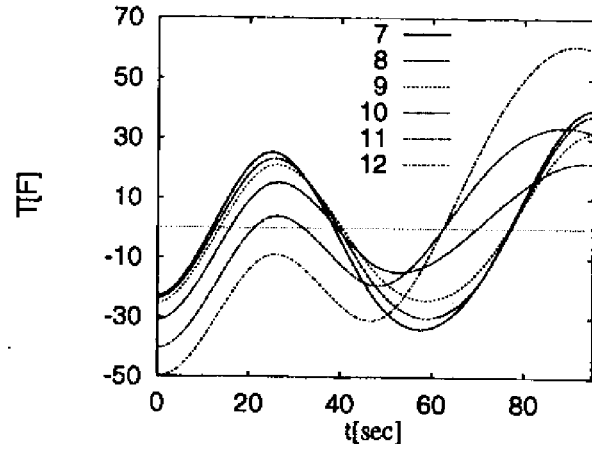
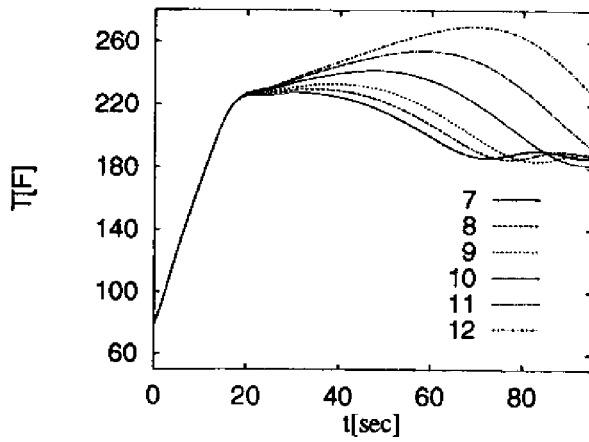
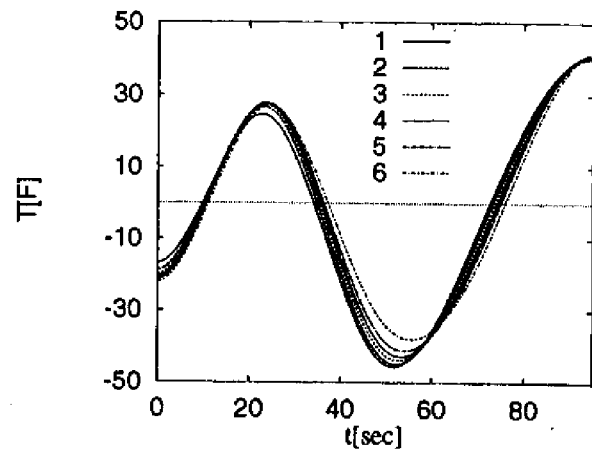
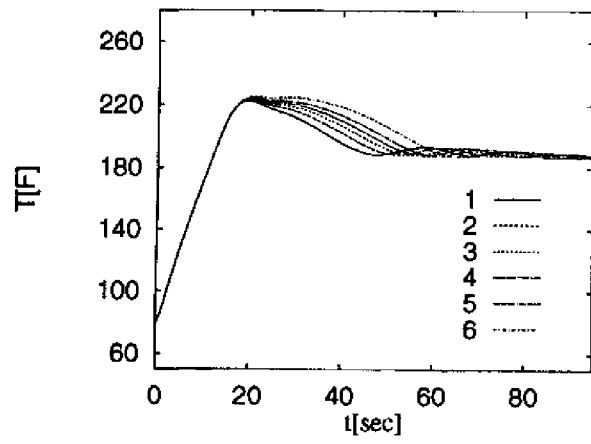


図6. リアクター内部温度の経時変化

図7. レベル1の周期データ

図6のデータから Wave-Net を用いてレベル1の周期データを抽出した。その結果を図7に示す。表2に学習データの冷却水温度、データの定性的トレンドおよびプロセスの状態を示す。ここではプロセスの状態を以下の4種類に定義している。

- $C_{Bf} \geq 0.41 \rightarrow$ 状態 GOOD
- $0.39 \leq C_{Bf} < 0.41 \rightarrow$ 状態 NORMAL
- $C_{Bf} < 0.39 \rightarrow$ 状態 BAD
- T が一点でも 300 を越えるものは C_{Bf} が著しく低くなるので $T \geq 300 \rightarrow$ 状態 T-HIGH

表2. トレンドデータ

No.	T_w	C_{Bf}	定性的トレンド	状態
1	70	0.376	DABCD A	BAD
2	75	0.381	DABCD A	NORMAL
3	78	0.385	DABCD A	NORMAL
4	80	0.389	DABCD A	NORMAL
5	82	0.393	DABCD A	NORMAL
6	85	0.400	DABCD A	NORMAL
7	88	0.410	DABCD A	GOOD
8	90	0.419	DABCD A	GOOD
9	92	0.430	DABCD A	GOOD
10	95	0.454	DABCD AB	GOOD
11	97	0.480	DABCD AB	GOOD
12	98	0.490	CDABCD AB	GOOD
13	99	0.000	CDABCD A	T-HIGH
14	100	0.000	CDABCD AB	T-HIGH

5.2 二分木の作成

最初にファジィ化していない二分木の作成を試みた。その結果を図8に示す。

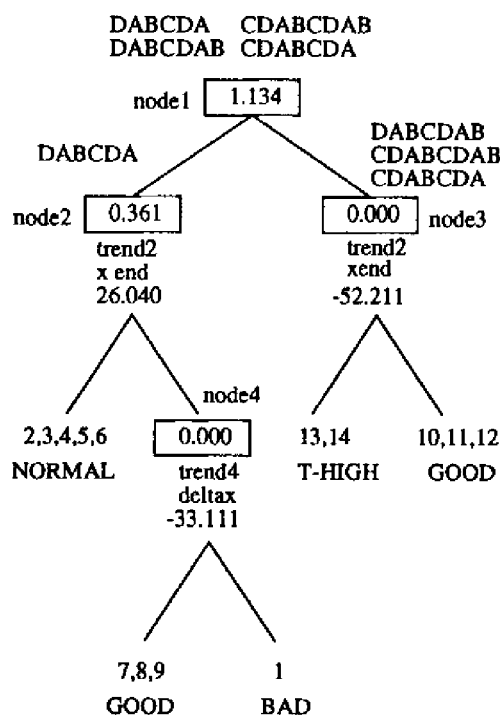


図8. ファジィ化していない二分木

node1では定性的トレンドによる分割を、node2、node3、node4では定量的トレンドによる分割を行っている。図中の四角の中の数字は分割後のエントロピーであり、その下の記号と数字は分割に用い

た定量的トレンドとそのしきい値を表している。たとえば、node2のtrend2,x end,26.040は2番目の定性的トレンドの終点の x についてしきい値26.040で分割していることを示している。node3では3種類の定性的トレンドDABCDAB、CDABCDAB、CDABCD Aが存在するので、共通の定性的トレンドであるDABCD Aの定量的トレンドを用いて二分木を作成した。

この二分木から次の5個のルールを抽出できる。

- IF 定性的トレンドがDABCD A
and 2番目の三角形の終点の $x > 26.040$
THEN 状態 NORMAL
- IF 定性的トレンドがDABCD A
and 2番目の三角形の終点の $x \leq 26.040$
and 4番目の三角形の $\Delta x > -33.111$
THEN 状態 GOOD
- IF 定性的トレンドがDABCD A
and 2番目の三角形の終点の $x \leq 26.040$
and 4番目の三角形の $\Delta x \leq -33.111$
THEN 状態 BAD
- IF 定性的トレンドが
DABCD AB or CDABCD AB or CDABCD A
and 2番目の三角形の終点の $x > -52.211$
THEN 状態 GOOD
- IF 定性的トレンドが
DABCD AB or CDABCD AB or CDABCD A
and 2番目の三角形の終点の $x \leq -52.211$
THEN 状態 T-HIGH

5.3 ファジィ化した二分木

次にファジィ集合を用いた二分木の作成を試みた。その結果を図9に示す。node1では定性的トレンドによる分割をnode2、node3、node4、node5では定量的トレンドによる分割を行っている。

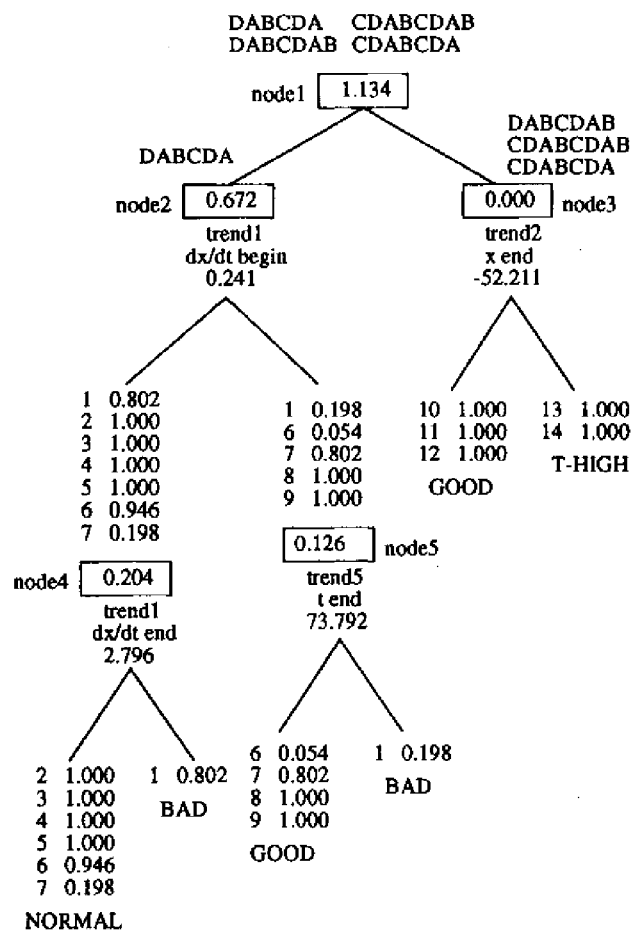


図9. ファジィ化した二分木

node5 を例としてファジィ集合を2つのファジィ集合 G_1 、 G_2 に分割したときのエントロピーの計算方法を示す。node5 では5番目の定性的トレンド D の終点の t の値を用いて、しきい値 $\theta = 73.792$ で集合を分割している。この定量的トレンドの値を小さい順に並べると $(q_1, q_6, q_7, q_8, q_9)$ $= (70.171, 77.414, 78.683, 79.071, 79.225)$ となる。また、ここで用いているしきい値 θ は q_1 と q_6 の中間値である。(17)式、(18)式より G_1 、 G_2 のメンバーシップ関数はそれぞれ(24)式、(25)式となる。

$$\mu_{G1}(q) = \begin{cases} 0 & (q < 71.527) \\ \frac{q}{4.527} - 15.800 & (71.527 \leq q < 76.053) \\ 1 & (q \geq 76.053) \end{cases} \quad (24)$$

$$\mu_{G2}(q) = \begin{cases} 1 & (q \leq 71.527) \\ -\frac{q}{4.527} + 16.800 & (71.527 < q \leq 76.053) \\ 0 & (q > 76.053) \end{cases} \quad (25)$$

このメンバーシップ関数を用いてデータの G_1 、 G_2 への帰属度を(16)式により求める。その結果を表3に示す。

表3. メンバーシップ関数と帰属度

No.	M_i	μ_{G1}	μ_{G2}	M_{G1}	M_{G2}
1	0.198	0.000	1.000	0.000	0.198
6	0.054	1.000	0.000	0.054	0.000
7	0.802	1.000	0.000	0.802	0.000
8	1.000	1.000	0.000	1.000	0.000
9	1.000	1.000	0.000	1.000	0.000

そして、(14)式により G_1 、 G_2 のエントロピー $I_{f,G1}$ 、 $I_{f,G2}$ を求める。

$$\begin{aligned} I_{f,G1} &= -\frac{0.054}{2.856} \log_2 \left(\frac{0.054}{2.856} \right) \\ &\quad -\frac{2.802}{2.856} \log_2 \left(\frac{2.802}{2.856} \right) \\ &= 0.135 \end{aligned} \quad (26)$$

$$I_{f,G2} = 0 \quad (27)$$

最後に(15)式により分割後のエントロピー E_f を求める。

$$\begin{aligned} E_f(G_1, G_2) &= \frac{2.856}{3.054} \times 0.135 + \frac{0.196}{3.054} \times 0 \\ &= 0.126 \end{aligned} \quad (28)$$

ここで作成した二分木から次の6個のルールを抽出できる。

- IF 定性的トレンドが DABCDAB
and 1番目の三角形の始点の $\frac{dx}{dt} > 0.241$
and 1番目の三角形の終点の $\frac{dx}{dt} > 2.796$
THEN 状態 NORMAL
- IF 定性的トレンドが DABCDAB
and 1番目の三角形の始点の $\frac{dx}{dt} > 0.241$
and 1番目の三角形の終点の $\frac{dx}{dt} \leq 2.796$
THEN 状態 BAD
- IF 定性的トレンドが DABCDAB
and 1番目の三角形の始点の $\frac{dx}{dt} \leq 0.241$
and 5番目の三角形の終点の $t > 73.792$
THEN 状態 GOOD

- IF 定性的トレンドが DABCD A
and 1 番目の三角形の始点の $\frac{t}{t_0} \leq 0.241$
and 5 番目の三角形の終点の $t \leq 73.792$
THEN 状態 BAD
- IF 定性的トレンドが
DABCDAB or CDABCDAB or CDABCD A
and 2 番目の三角形の終点の $x > -52.211$
THEN 状態 GOOD
- IF 定性的トレンドが
DABCDAB or CDABCDAB or CDABCD A
and 2 番目の三角形の終点の $x \leq -52.211$
THEN 状態 T-HIGH

以上のようにファジィ化した二分木ではそうでない場合より多くのルールを抽出することができた。

また、データの各状態への帰属度を二分木から求めてみた。その結果を表4に示す。データ6は状態 NORMAL \rightarrow 0.946、GOOD \rightarrow 0.054 の帰属度を、データ7は NORMAL \rightarrow 0.198、GOOD \rightarrow 0.802 の帰属度を示している。このことから、この2つのデータ間に NORMAL から GOOD への過渡期があることがわかる。十分なデータがあれば、この他の過渡期も検出できると考えられる。

表4. 二分木から求めた各状態への帰属度

No.	T_w	C_{Bf}	状態への帰属度
1	70	0.376	1.0B
2	75	0.381	1.0N
3	78	0.385	1.0N
4	80	0.389	1.0N
5	82	0.393	1.0N
6	85	0.400	0.946N + 0.054G
7	88	0.410	0.198N + 0.802G
8	90	0.419	1.0G
9	92	0.430	1.0G
10	95	0.454	1.0G
11	97	0.480	1.0G
12	98	0.490	1.0G
13	99	0.000	1.0T
14	100	0.000	1.0T

B:BAD, N:NORMAL, G:GOOD, T:T-HIGH

6. 結論

本研究では Wave-Net と二分木を用いてプロセスデータからのルール抽出を試みた。その際二分木をファジィ化することにより、より詳細なルールを得ることができた。また、プロセスの状態の過渡期を検出することもできた。

参考文献

- 1) J. T.-Y. Cheung and G. Stephanopoulos : Representation of process trends-Part I. A formal representation framework, Computers chem Engng, 14, 495/510 (1990a)
- 2) J. T.-Y. Cheung and G. Stephanopoulos : Representation of process trends-Part II. The problem of scale and qualitative scaling, Computers chem Engng, 14, 511/539 (1990a)
- 3) B. R. Bakshi and G. Stephanopoulos : Representation of process trends-Part III. Multiscale extraction of trends from process data, Computers chem Engng, 18, 267/302 (1994)
- 4) B. R. Bakshi and G. Stephanopoulos : Representation of process trends-Part IV. Induction of real-time patterns from operating data for diagnosis and supervisory control, Computers chem Engng, 18, 303/332 (1994)
- 5) B. R. Bakshi and G. Stephanopoulos : Wave-Net: a Multiresolution, Hierarchical Neural Network with Localized Learning, AIChE JI, 39-1, 57/81 (1993)
- 6) William L. Luyben: PROCESS MODELING, SIMULATION, AND CONTROL FOR CHEMICAL ENGINEERING, 57/157, MacGraw-Hill Publishing Company, (1990)
- 7) チャールズ K. チュウイ: ウェーブレット入門, 1/203, 東京電機大学出版局, (1993)
- 8) 水本政晴: ファジィ理論とその応用, 1/122, サイエンス社, (1988)