

4D-7

適応性をもつ状況の認識

島川 博光, 宇佐美 照夫
三菱電機 産業システム研究所

1. はじめに

観測対象をいくつかの変数で表現し、ある時間間隔でこれら変数値を記録する。このような時系列データを本研究では状況と呼ぶ。状況認識とは、状況の特徴をあらかじめ状況スケルトン[1]として表現しておき、観測状況と状況スケルトンを比較することによって、対象の異常を監視するために開発された技術である。

オンラインで対象を監視する場合、そのふるまいはある条件によって変化するかもしれない。このため状況スケルトンに適応性をもたせる必要がある。

本稿では適応性をもった状況スケルトンの実現方法について説明する。

2. 適応しながらの監視

プラント内のある熱機器の正常な状況は図1(a)に示されるようなものであるとする。Program.1はこれに対応する状況スケルトンである。状況スケルトン内には各区間での熱機器の状態を不等式で示した概念スケルトンがある。観測状況のどこからどこまでが、どの概念スケルトンに相当するかを判定することを我々は場面マッチング[1]と呼んでいる。場面マッチングの結果を図1(b)に示す。

状況を正確に認識するためには各場面の長さも判定しなければならないことがある。我々はこれを時間軸マッチング[1]と呼んでいる。時間軸マッチングは図2に示したようなニューラルネットワークを使って行

う。あらかじめ正常と判定された観測状況に場面マッチングを施して場面の継続時間を浮き立たせ、この区間内でのみ一定値以上の値を出力するようにニューラルネットワークをトレーニングしておく。新たに状況が観測されたときは、場面マッチングを施し、さらにこのニューラルネットワークで時間軸マッチングを行なう。場面マッチングと時間軸マッチングの両方に成功したときこの観測状況は正常であると判定される。

さて、熱機器が 500°C から 850°C の間で変動するようにオペレータが制御パラメータを変更したとしよう。このようなとき、状況スケルトンが一定のままでは、正常な状態遷移も異常と判定される。概念スケルトンだけでなく区間の長さを表すニューラルネットワークも新しい制御パラメータに適合するよう

```
situation SwitchOnOff(controller)
  skeleton Controller controller under {
    t2 - t1 >= 500; t2 - t1 <= 800;
  };
  {
    axis has
      concept Transition point1, point2, point3;

    scene before(point1)
      leaving controller such that
        switch == OFF;
    scene from(point1) to(point2)
      cooling controller such that
        switch == ON;
    scene after(point2) before(point3)
      leaving controller;
    scene from(point3)
      cooling controller;
  }
}
```

Program.1. Situation Skeleton SwitchOnOff

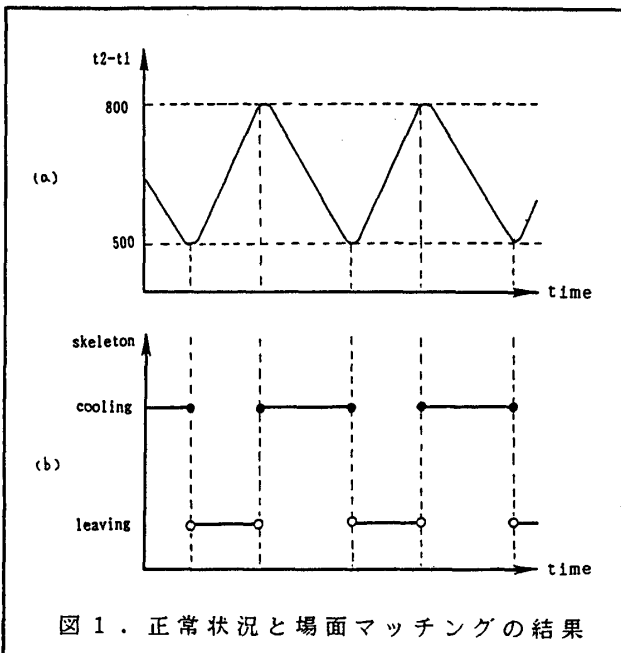


図1. 正常状況と場面マッチングの結果

Adaptive Recognition of Situations
Hiromitsu Shimakawa, Teruo Usami
Mitsubishi Electric Corp.

に修正されなければならない。

適応化の作業は概念スケルトンとニューラルネットワークの2つに分けて行われる。概念スケルトンについては不等式の係数が修正される。ニューラルネットワークについては、概念スケルトンが満たされる区間の始点と終点がいくつかの観測状況を例題として設定しなおされる。

3. ニューラルネットワークの設定

ニューラルネットワークは時点が、ある区間内にあるかどうかを判定する。従来、ニューラルネットワークがパターンを正しく分別するような重みを設定するには膨大な量のトレーニングを要したが、本手法では重みの初期値を近似値に設定するので、トレーニングの量を大幅に減らすことに成功している。

ニューラルネットワークは概念スケルトンが満たされる区間に一対一対応で存在する。例として図3のよ

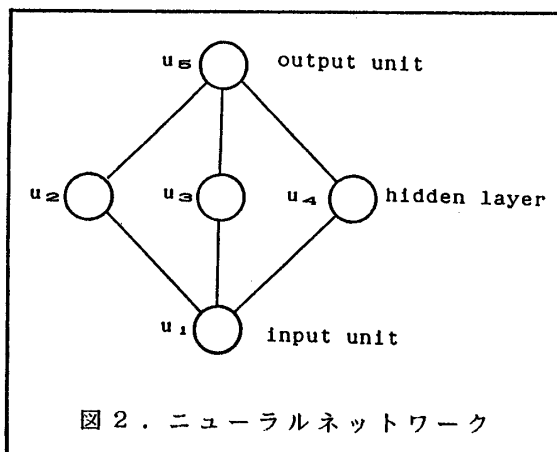


図2. ニューラルネットワーク

うに区間Iが2つのセル[2]からできている場合を考える。今、関数 f_1, f_2, f_3 を

$$f_1: t-T_1, f_2: t-T_2, f_3: t-T_3 \quad (1)$$

とすると区間Iは

$$\begin{aligned} & ((f_1 \geq 0) \wedge (f_2 < 0) \wedge (f_3 < 0)) \vee \\ & ((f_1 \geq 0) \wedge (f_2 \geq 0) \wedge (f_3 \geq 0)) \end{aligned} \quad (2)$$

である。図2のような f_1, f_2, f_3 に相当するユニット u_2, u_3, u_4 を中間層に、変数 t に相当するユニット u_1 を入力に、区間Iに相当するユニット u_5 を出力にもつ三層ニューラルネットワークを考える。 u_i から u_j への結合の重みを w_{ij} とする。また、各ユニットは内部にバイアスを持っており u_i のバイアス値を w_{0i} と書くこととする。入力ユニットから中間層への重みと中間層のバイアスを

$$\begin{aligned} w_{12} &= 1.0, & w_{02} &= -T_1, \\ w_{13} &= 1.0, & w_{03} &= -T_2, \\ w_{14} &= 1.0, & w_{04} &= -T_3 \end{aligned} \quad (3)$$

と設定する。ユニット u_i の入力 x_j 、出力 y_j は

$$x_j = \sum_k w_{kj} y_k + w_{0j} \quad (4)$$

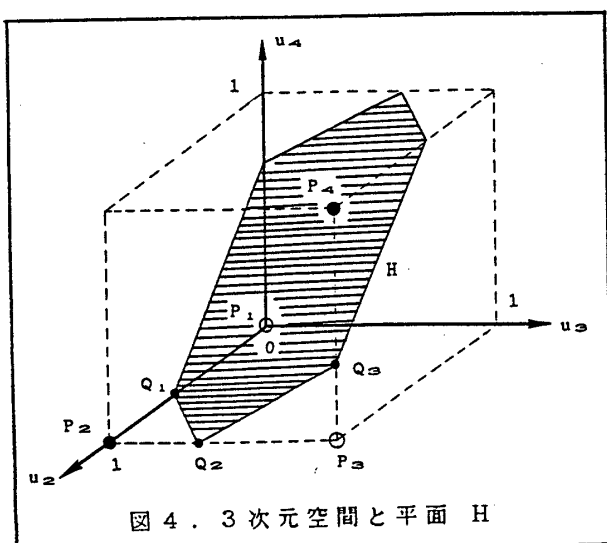


図4. 3次元空間と平面H

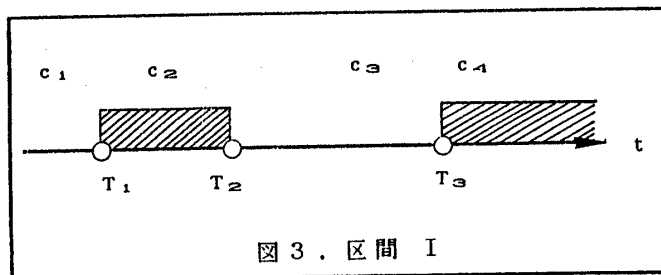


図3. 区間I

$$y_j = 1 / (1 + \exp(-a \cdot x_j)) \quad (5)$$

で決定されるものとする。(5)において a の値が大きくなると、 y_j は近似的に

$$y_j = \begin{cases} 0 & (x_j < 0) \\ 1 & (x_j > 0) \end{cases} \quad (6)$$

となる。この近似を用いると、 n 入力のユニットの出力は n 次元空間をつぎの超平面で分別する。

$$w_{0j} + w_{1j}x_1 + w_{2j}x_2 + \dots + w_{nj}x_n = 0 \quad (7)$$

この近似のもとで u_2, u_3, u_4 の出力を3軸とする空間を考えてみると図4のようになる。区間Iを構成するセル c_2, c_4 の像 p_2, p_4 をその正の側に、セル c_1, c_3 の像 p_1, p_3 を負の側に分別する平面 H を求める。線分 P_1P_2, P_2P_3, P_3P_4 を適当な割合で内分する点を $Q_1(q_{11}, q_{12}, q_{13}), Q_2(q_{21}, q_{22}, q_{23}), Q_3(q_{31}, q_{32}, q_{33})$ とする。 H を

$$h_0 + h_1 y_1 + h_2 y_2 + h_3 y_3 = 0 \quad (8)$$

とおくと H は連立方程式を掃出し法で解くことにより求められる。

$$w_{05} = h_0, w_{25} = h_1, w_{35} = h_2, w_{45} = h_3 \quad (9)$$

とすれば、ユニット u_5 は区間Iの中の点のみに対して活性化するユニットとなる。

この手法は(6)の近似を使っており、また区間は多くの観測状況から設定されるべきなので、上述の手法で設定された重みを複数の観測状況を例題として後向き誤差修正アルゴリズム[3]で修正する。この手法によりニューラルネットワークのトレーニングに要する誤差修正の回数は、ほとんどの場合において400回以内となっている。

4. まとめ

状況スケルトンの適応により、ふるまいが何かの理由で変化する観測対象上の状況を認識することができる。本稿では適応性の実現について説明した。

- [1] 島川他, 状況認識のための適応性をもつ協調分散モジュール, SICE'89学術講演会予稿集, pp.827-830
- [2] N.J.Nilson, Learning Machines, chap6, pp.95-114, McGraw-Hill.
- [3] G.E.Hinton, Learning Distributed Representations of Concepts, Proc.of 8th Annual Conf.of the Cognitive Science Society. pp.1-12, 1985