不完全な履歴情報からの状態遷移経路同定方法の提案

6J－4　橋本 和夫　松本 一則　小花 貞夫　谷戸 文廣
KDD 研究所

1. はじめに

プロセス管理やネットワーク運用などで、過去の障害に関して障害原因の推定などの診断を行なうエキスパートシステムでは、障害発生時の状況を履歴情報から推定するため、履歴情報から任意の過去の状況を復元する必要がある。

このため、筆者らは観測対象の状態遷移を時間制約の条件も加えて詳細化した決定論的モデルとして表現し、このモデルに基づく状態遷移経路の推定方法[1]を考案したが、同手法は履歴情報を生成する可能性のある状態遷移の経路は複数存在し一意に定めることは難しいこと、状態遷移経路の計算量が膨大となること、などの欠点をもっていた。

そこで本稿では、状態遷移の確率モデルを仮定し、履歴情報として与えられる出力記号列 (イベント系列) $\mathbf{Y}$ を、この確率モデルからの標本と見なし、$\mathbf{Y}$ を実現する確率が最大となる入力記号列 (状態遷移経路) を、最ゆう推定法により推定する手法を提案する。

2. 従来の観測対象モデルと問題点

2.1 決定論的モデル

従来の監視型エキスパートシステムでは、観測対象の状態遷移を決定論的モデルで記述し、観測事象からの状態推定を一種の定理証明と見なし、状態遷移の経路推定を行なっていた。

監視系に通知されない状態遷移も存在するような観測対象の場合は、「入力記号は直接観測できず、出力記号のみが観測可能である有限オートマトン FSA 」としてモデル化される。入力記号は実際に起こった状態遷移、出力記号は状態遷移に付随して発生する通知イベントに対応する。FSA の定義を (1) 式に示す。

$$FSA \quad = \quad < S, X, Y, f, g, \pi_0 > \qquad (1)$$

ただし、

S : 内部状態の有限集合
X : 入力記号の有限集合
Y : 出力記号の有限集合
f : 状態遷移関数 ($f : S \times X \rightarrow S$)
g : 出力関数 ($g : S \times X \rightarrow Y$)
π_0 : 初期状態 ($\pi_0 \in S$)

"On identifying the most probable path of state transition with insufficient event history," Kazuo Hashimoto, Kazunori Matsumoto, Sadao Obana and Fumihiro Yato, Kokusai Denshin Denwa Co. Ltd.

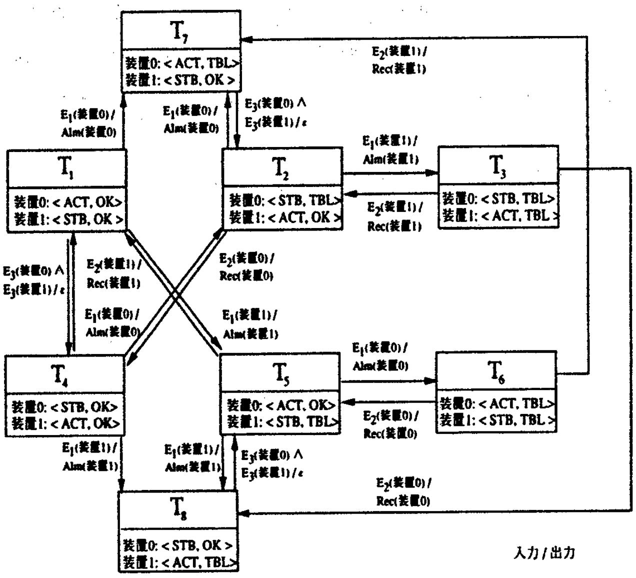

図 1: 二重系の FSA

FSA のモデルによって、各状態毎の平均滞在時間・連続して起こる状態遷移の時間間隔など、観測対象の動作を詳細に記述できれば、履歴情報からの状態遷移経路の推定を正確に行なうことができるが、モデルの詳細度は観測対象の規模が大きくなるほど劣化する。不完全なモデルのもとでは、出力記号列を生成する状態遷移経路は複数存在し、一意に定めることは難しい。2.2では、履歴情報からの状態遷移経路推定の問題点を具体例によって示す。

2.2 履歴情報からの状態遷移経路推定の問題点

図1に示すオートマトン $FSA_{二重系}$ において、アークには入力記号/出力記号のラベルが付与してある。$FSA_{二重系}$ において、入力記号の時系列は不明であるが、出力記号の時系列、初期状態、終了状態が以下のように与えられた場合の、状態遷移経路について考える。

$$H \equiv \{< ALM(装置\,0), t_1 >, < REC(装置\,0), t_2 >, < ALM(装置\,1), t_3 >\}$$

$T_1 \equiv$ 初期状態
$T_5 \equiv$ 終了状態

実際に起こった状態遷移経路 P_{true} は、(2) であったとする。しかし、(3), (4) のような別の経路 P_1, P_2 も出力記号の時系列 H の条件を満たす。

$$P_{true} = \{T_1, T_7, T_2, T_4, T_8, T_5\} \quad (2)$$
$$P_1 = \{T_1, T_4, T_2, T_4, T_8, T_5\} \quad (3)$$
$$P_2 = \{T_1, T_4, T_2, T_4, T_1, T_5\} \quad (4)$$

このため、状態遷移経路の確からしさを評価する手法が必要となる。以下では FSA を確率モデル λ に拡張し、最ゆう推定法により状態遷移経路を推定する手法を提案する。

3. 確率モデルに基づく状態遷移経路推定方法

3.1 状態遷移の確率モデル

FSA に確率を付与し、状態遷移の確率モデル λ を< S, T, Y, A, B, Π > により構成する。

(1) S(状態の有限集合) $\equiv \{s_i \mid 1 \leq i \leq M\}$

(2) T(観測時刻の有限集合) $\equiv \{t_i \mid 1 \leq i \leq N\}$

(3) Y(観測データの有限集合) $\equiv \{y_i \mid 1 \leq i \leq N\}$

(4) A(遷移確率) $\equiv \{a_{ij} \mid 1 \leq i,j \leq M\}$
ただし a_{ij} は状態 s_i から s_j への遷移確率
$\sum_{j=1}^{M} a_{ij} = 1$

(5) B(出力確率) $\equiv \{b_{ij}(y) \mid 1 \leq i,j \leq M,\ y \in \mathbf{Y}\}$
ただし $b_{ij}(y)$ は、状態 s_i から s_j への遷移の際、観測データ y を生成する確率

(6) Π(初期状態確率) $\equiv \{\pi(s_i,t) \mid 1 \leq i \leq M, t \in \mathbf{T}\}$
ただし、$\pi(s_i,t)$ は、時刻 t における状態 s の初期状態確率

ここで定義した確率モデル λ は、隠れマルコフモデル (Hidden Markov Model: HMM) と等価であるため、Baum-Welch のパラメータ推定法[2] を用いて、パラメータの推定値 $\hat{\pi}(s,t_1)$, $\hat{a}_{ij}$, $\hat{b}_{ij}(y)$ を得ることができる。

このときの学習データの構成としては、N サンプルの観測データおよび内部状態の時系列、$\{ < y_k, t_k > \mid 1 \leq k \leq N\}$, $\{ < s_k, t_k > \mid 1 \leq k \leq N\}$, を収集すればよい。

3.2 状態遷移経路の推定方法

観測データ Y を生成するすべての状態遷移経路の内、最も生起確率が高いものを推定する問題は、本質的には、内部状態の時系列を確率モデルλ の各状態に最適に対応させる動的計画法による最適経路探索問題であり、Viterbi アルゴリズム[3]を用いて、(5) 式で求めることができる。ただし、$\alpha(s_i,t_n)$ は、観測時刻 t_n で、状態 s_i に滞在する確率 (前向き確率) で、(6) 式の漸化式で定義される。

$$\alpha(s_j,t_{n+1}) = [\max_{s_i} \alpha(s_i,t_n)a_{ij}]\, b_{ij}(y_{n+1}) \quad (5)$$

$$\left.\begin{aligned} \alpha(s_i,t_n) &= \sum_{j=1}^{M} \alpha(s_j,t_{n-1})a_{ij}b_{ij}(y_n) \\ \alpha(s_i,t_1) &= \pi(s_i,t_1) \end{aligned}\right\} \quad (6)$$

4. 考察

4.1 提案した状態遷移の確率モデルの特徴

網管理やプラント制御などの設備の状態遷移のモデルとしては、障害発生をポアソン過程、障害継続時間を指数関数で近似するが、確率モデル λ は、このような障害発生モデルに基づいている。

確率モデル λ がマルコフ過程であることの当然の帰結として、$t_{i+1} - t_i = \Delta\ (1 \leq i \leq N-1)$ とすると、時間 $k\Delta$ のあいだ状態 s_i に滞在する確率は $(a_{ii})^{k-1}(1-a_{ii})$ の指数関数となり、平均滞在時間 $D(s_1)$ は、(7) 式で与えられる。

$$\begin{aligned} D(s_i) &= \sum_{k=1}^{\infty} \Delta k (\hat{a}_{ii})^{k-1}(1-\hat{a}_{ii}) \\ &= \frac{\Delta}{1-\hat{a}_{ii}} \end{aligned} \quad (7)$$

4.2 経路推定の計算量

FAS の決定論的モデルでは、経路推定の計算量は、一つのノード当たり平均 b 通りに分岐するノードを n 回遷移する時、$O(b^n)$ のオーダとなる。一方、λ の確率モデルのもとでは、Viterbi アルゴリズムの計算量は $O(bMn)$ となり、経路推定の計算時間を大幅に改善することができる。

5. まとめ

観測対象の状態遷移は、時間制約などの条件を自由に記述できる枠組が提供されたとしても、決定論的モデルとして構成することは難しい。そこで、状態遷移を確率モデルとして定式化し、これが隠れマルコフモデルとなることを示し、Viterbi アルゴリズムに基づく状態遷移の経路推定方式を提案した。提案した推定方式は、計算量的にも優れており、履歴診断を行なうエキスパートシステムの診断時間を大幅に短縮する。

参考文献

[1] 橋本、松本、小花: "履歴診断エキスパートシステムのための状態推定方式の提案" 電子情報通信学会, 信学技法, AI95-4, 25-32.

[2] Baum, L.E.: "An Inequality and Associated Maximization Technique in Statistical Estimation of Probabilistic Functions of a Markov Process" Inequalities Vol.3, pp 1-8, 1972.

[3] Viterbi, A.J.: "Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimal decoding algorithm" IEEE Trans. Information Theory, IT-13, pp 260-269, April 1967.