第 14 卷第 5 期　　控制理论与应用　　Vol. 14, No. 4
1997 年 10 月　　CONTROL THEORY AND APPLICATIONS　　Oct., 1997

基于神经网络算法的实时 DES 监督控制

戴学丰

（齐齐哈尔轻工学院机电系·黑龙江齐齐哈尔，161006）

摘要：本文在包含状态转移时间离散事件系统(DES)的自动机模型基础上，引入神经网络优化算法用以确定表征闭环系统最大允许逻辑行为的语言 K 的一个某项指标最优的子集 K_{opt}，并探讨了这种情况下用 R-W 理论设计监控 DES 的有关问题.

关键词：实时离散事件系统；时间最优控制；神经网络；优化算法；自动机；监督控制

1 引　　言

对于交通、通讯及 FMS 等实际物理系统，当控制指标是以诸如时间最优等形式给出时，现有基于形式语言和自动机 离散事件系统(DES) 监控方法[1~5] 往往显得缺乏可操作性，为此本文在包含状态转移时间的 DES 自动机模型基础上引入改进的神经网络旅行商优化算法[6]，完成了时间最优指标向语言型指标的转换，之后又讨论了用 R-W 理论设计监控 DES 的有关问题.

本文研究的 DES 可以表示为

$$G = (Q, \Sigma, \delta, q_0, h). \tag{1}$$

式中偏函数 $h: Q \times \Sigma \times Q \to N$ 称之为状态转移时间函数，N 是非负整数集合，$h(q_i, \sigma_k, q_j)$ 表示系统到达状态 q_i 后，只有经过 $h(\cdot)$ 个时间单位后状态才能变为 q_j（如果$(\exists\ \sigma_k)\delta(\sigma_k, q_i) = q_j$），它既包括了状态 q_i 的持续时间 $h_1(\cdot)$ 又包括了事件 σ_k 所占时间 $h_2(\cdot)$，设所有转换所占时间均大于零，其余各量同文[1]，G 是齐整的，设 q_i 所含事件集为 $\Sigma(q_i)$，若 $\Sigma(q_i)$ 非空，令其中各事件 σ_k 均有一阶数 $\deg_{ij}\sigma_k$，阶数越高，对应转换所占时间越长. 为了研究时间最优控制，引入时间矩阵 $T = [t_{ij}]$，其中

$$t_{ij} = \begin{cases} \min\limits_{\sigma_k \in \Sigma(q_{i-1})} h(q_{i-1}, \sigma_k, q_{j-1}), & \text{如果 } \delta(\sigma_k, q_{i-1}) = q_{j-1}; \\ 0, & \text{其它}. \end{cases} \tag{2}$$

这里 $T \in \mathbb{N}^{n \times n}$，$n = |Q|$，$T$ 阵元素组成的集合 $T_s = \{t_{ij} \mid i, j = 1, 2, \cdots, n\}$.

通过计算 T 阵的各次幂 $T^l (l = 1, 2, \cdots, n-1)$ 既可知道系统由初始状态 q_0 到达目标状态 q_m 所需的最少事件数，即 $t^l_{1,m+1}$ 首次由零变为非零时的 l 值，最小事件数对应的路径为初等路径，设有 n_1 条路径，系统到达第 i 条路径中状态所需经历的事件串在"$\leqslant$"关系下构成格

$$K_i = \{1, \sigma^i_1, \sigma^i_1\sigma^i_2, \cdots, \sigma^i_1\sigma^i_2\cdots\sigma^i_l\}, \tag{3}$$

对应于所有初等路径的语言为

$$K_e = \bigcup_{i=1}^{n_1} K_i. \tag{4}$$

2 神经网络优化算法

系统状态转移结束在一系列离散时刻上，同时它们又是向下一状态转移的起点，对于事

本文于 1995 年 10 月 27 日收到. 1996 年 7 月 1 日收到修改稿.

件数为 l 的路径，设状态转移结束的时刻为 $t_i(i=1,2,\cdots,l)$，再设系统初始时刻为 t_0，则其时间间隔 $\Delta t_i = t_i - t_{i-1}$ 是由系统(1) 的时间函数决定的，选性能指标为使

$$J=\sum_{i=1}^{l}\Delta t_i \tag{5}$$

极小，为使上式与系统(1) 的时间函数联系起来，将系统在各 t_i 所处的状态用一 n 维向量 U_i 来表示，其元素 $u_{ij}(j=1,2,\cdots,n)=1$ 表示系统在 t_i 时到达 q_i，$u_{ij}=0$ 表示系统在 t_i 时状态不为 q_i. t_0 和 t_l 的状态向量是已知的，即

$$U_0=[1\ \underbrace{0\ \cdots\ 0}_{n-1}]^{\mathrm{T}},\quad U_l=[\underbrace{0\ \cdots\ 0}_{m}\ 1\ \underbrace{0\ \cdots\ 0}_{n-m-1}]^{\mathrm{T}}.$$

而其余时间的状态向量未知，我们通过具有并行特色的优化算法确定，考虑到式(5) 及 U_i 中只能有一个元素为 1，将目标函数改写为

$$J=\sum_{i=0}^{l-1}U_i^{\mathrm{T}}WU_{i+1}+\frac{1}{2}B\sum_{j=1}^{l-1}\Big(\sum_{j=1}^{n}u_{ij}-1\Big)^2. \tag{6}$$

式中 W 为加权阵，它是通过将 T 阵中的零元素换成无穷大而得到的；B 为一加权系数，由式(6) 可知

$$\Delta J=\Delta U_i^{\mathrm{T}}\left(\frac{1}{2}\right)\Big[W^{\mathrm{T}}U_{i-1}+WU_{i+1}+2Be\Big(\sum_{j=1}^{n}u_{ij}-1\Big)\Big]. \tag{7}$$

式中 e 为 n 维全 1 列向量，由 J 的梯度表达式易知，当选如下形式的 ΔU_i 时，J 将逐步减小

$$\Delta U_i=-\frac{1}{2}A\Big[W^{\mathrm{T}}U_{i-1}+WU_{i+1}+2Be\Big(\sum_{j=1}^{n}u_{ij}-1\Big)\Big]. \tag{8}$$

实际计算时迭代公式为 $U_i(p+1)=U_i(p)+\Delta U_i(p)$，并不需计算 J 及 ΔJ. 只要每一个向量中都有一个元素远远大于同向量中的其它元素，优化过程便可停止，并认为该元素是 1，其余为 0. 向量的初始化可在(0,1) 间随机选取或根据状态间的邻接关系进行[6]，加权阵 W 中的无穷大可用一较大正数代替.

一般情况下有 $l<n-1$，如不考虑路径中最小事件数的限制，单纯以时间最优为指标时到达目标状态的希望路径应在事件数在 $[l,n-1]$ 内的路径中分别优化，然后利用式(5) 选出最优者. 也可选其它形式的加权阵.

3 系统综合问题

由式(6) 可得一次运行所用时间为

$$t_a=t_{1,i_1}+t_{i_1,i_2}+\cdots+t_{i_{l-1},m+1} \tag{9}$$

式中 $t_{ij}(i,j\in\{1,i_1,\cdots,i_{l-1},m+1\})\in T_s$. 因为 T 阵中元素是与事件对应的，所以上式包含了语言信息，用 $\langle T_g,+,0\rangle$ 表示一含幺半群，其中 $+$ 为数的加法运算，满足结合律，该半群是由 T_s 生成的，$\langle\Sigma^*,-,1\rangle$ 为一含幺半群，其中 $-$ 为字符串的连接运算，也满足结合律，定义 f: $T_g\to\Sigma^*$ 满足：

$$\begin{aligned}&(\forall\, t_{ij}\in T_s)f(t_{ij})=\sigma_k,\quad \text{如果 } \sigma_k\in\Sigma(q_{i-1}) \text{ 且使 } h(q_{i-1},\sigma_k,q_{j-1}) \text{ 取极小},\\&(\forall\, t_{i_1,j_1},t_{i_2,j_2}\in T_s)f(t_{i_1,j_1}+t_{i_2,j_2})=f(t_{i_1,j_1})f(t_{i_2,j_2}),\\&f(0)=1.\end{aligned} \tag{10}$$

即映射 f 是含幺半群同态，对于式(9)，

$$f(t_{1,i_1}+t_{i_1,i_2}+\cdots+t_{i_{l-1},m+1})=f(t_{1,i_1})f(t_{i_1,i_2})\cdots f(t_{i_{l-1},m+1})=\sigma_1\sigma_2\cdots\sigma_l. \tag{11}$$

该字符串既为式(3) 所示格中的最大元，根据格的性质可得最优路径对应的语言

$$K_{\text{opt}} = \{1, \sigma_1, \sigma_1\sigma_2, \cdots, \sigma_1\sigma_2\cdots\sigma_l\}. \tag{12}$$

显然 $\overline{K}_{\text{opt}} = K_{\text{opt}}$，尽管 $K_{\text{opt}} \subseteq K$，$K$ 闭且可控，但 K_{opt} 不一定可控，为了保证监控器的存在 K_{opt} 还必须是可控的，即 $\overline{K}_{\text{opt}}\Sigma_u \cap L(G) \subseteq \overline{K}_{\text{opt}}$，这里仍将完备监控器表示为 $\Psi = (S,\varphi)$，其中 $S = (X,\Sigma,\xi,x_0,u)$ 为一自动机且其事件的发生与 G 同步，式中 $u: X\times\Sigma\times X \to N$ 为时间偏函数，其余各量同文[1]，S 是 K_{opt} 的识别器，一般有 $|X| \leqslant |Q|$，监控器 Ψ 满足以下条件：

$$\begin{aligned}
&\text{I})\ (\forall\ \sigma,x)(\exists\ s)\xi(s,x_0) = x, s\sigma \in L(G), s\sigma \notin K_{\text{opt}} \Rightarrow \varphi(x)(\sigma) = 0;\\
&\text{II})\ (\forall\ \sigma,x)(\exists\ s)\xi(s,x_0) = x, s\sigma \in K_{\text{opt}} \Rightarrow \varphi(x)(\sigma) = 1;\\
&\text{III})\ (\forall\ \sigma,x)v(\varphi(x)(\sigma)) \geqslant \max\ t_{ij}(h_x(x));\\
&\text{IV})\ (\forall\ \sigma,x)(\xi(\sigma,x)!)u(x,\sigma,\xi(\sigma,x)) = h(h_x(x),\sigma,h_x(\xi(\sigma,x))).
\end{aligned} \tag{13}$$

条件 I)，II) 同文[1]，后两条件中 $v:\varphi \to N$ 为时间函数，$h_x: X \to Q$ 为一满射，$t_{ij}(h_x(x))$ 为状态 $h_x(x)$ 对应转移所用的时间.

4　算例与结语

考虑图1所示系统，图中事件下面的数字表示转换对应的时间，已知 $\deg_{42}\alpha_1 = 1$，$\deg_{42}\alpha_2 = 0$，为方便设全部事件可控，由式(2)可构成时间矩阵

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 3 & 0 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

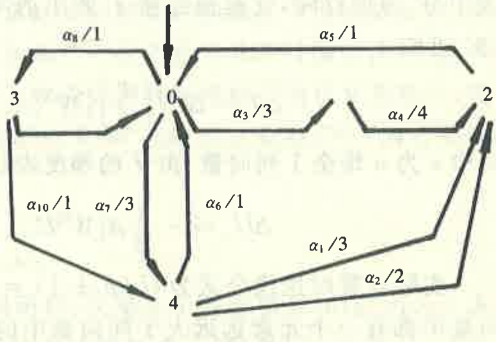

图1　算例图

系统初始状态为 q_0，当目标状态为 q_2 时，由 T 阵的幂可知最少事件路径的事件数为2，已知 $U_0 = [1\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0]^{\text{T}}$，$U_2 = [0\ \ 0\ \ 1\ \ 0\ \ 0]^{\text{T}}$，选目标函数如式(7)所示，按文[6]方法对 U_1 进行初始化，当 $A = 0.001$，$B = 100$，T 阵中的零元素也用100代替构成 W 时，U_1 的优化结果如表1所示. 当算至100步时优化过程便可停止(实际这时 u_{14} 为1.000001). 通过优化得到的路径其所用时间 $t_a = 3 + 2 = 5$，由上节定义的含幺半群同态及第2节讨论的初等路径对应语言的性质可得 $K_{\text{opt}} = \{1, \alpha_7, \alpha_7\alpha_2\}$，据此可构造监控自动机 S，整个监控器需满足的条件可由式(13)直接写出，限于篇幅略.

另外，在监控器综合过程中不可避免要遇到的一个问题就是不可控事件的影响，仍考虑上例，当 α_2 不可控时，这时可构造 $K_{\text{opt1}} = \{1, \alpha_7, \alpha_7(\alpha_2 + \alpha_1)\}$，$K_{\text{opt1}}$ 可控且封闭，然后按 K_{opt1} 设计监控器，当路径中存在多个不可控事件时可进行类似处理.

表1　U_1 优化过程

迭代步数	0	50	90	100
	0	0	0	0
	0.5	0.25	0.05	0
U_1	0	0	0	0
	0	0	0	0
	0.5	0.75	0.95	1

以上是在最少事件数路径中选出时间最优者，当只以时间最优为目的时，应多次重复以上步骤，对于本例，时间最优路径为 $q_0 \to q_3 \to q_4 \to q_2$.

不同于R-W理论中最小限制意义下的最优性，本文讨论了一类新的最优监控问题，通过神经网络优化算法的使用，使时间型指标向语言型指标转换成为可能，但是优化算法的收敛性问题仍需进一步研究.

参 考 文 献

1 Ramadge, P. J. and Wonham, W. M.. Supervisory control of a class of discrete event processes. SIAM J. Control and Optimization, 1987, 25(1): 206—230

2 Ramadge, P. J. and Wonham, W. M.. The control of discrete event systems. Proc. IEEE, 1989, 77(1): 81—98

3 李勇华,高为炳.实时离散事件系统的动态反馈控制.自动化学报,1994,20(2):209—212

4 Li, Y. and Wonham, W. M.. On supervisory control of real time discrete event systems. Information Science, 1988, 4(1): 159—183

5 Brandin, B. A. and Wonham, W. M.. Supervisory control of timed discrete-event systems. IEEE Trans. Automat. Contr., 1994, AC-39(2):329—342

6 Rauch, H. E. and Winarshe, T.. Neural networks for routing communication traffic. IEEE Control Systems Magazine, 1988, 8(2):26—31

Supervisory Control of a Class of Real Time DES Based on Neural Networks Algorithm

DAI Xuefeng

(Department of Mechanical and Electronical Engineering, Qiqihar Light Industry Institute · Heilongjian, 161006, PRC)

Abstract: In this paper we introduce the neural networks optimization algorithm to the discrete event systems (DES) with state transition times, which can be described by automata model, to determine language K_{opt} that not only is a subset of K representing closed-loop systems's behavioar in a minimally restrictive fashion but also makes a certain optimal performance index hold. And considered the issues related to the synthesis of supervisor using R-W theory.

Key words: real time discrete event systems; time optimal control; neural networks; optimization algorithm; automata; supervisory control

本文作者简介

戴学丰 1962 年生. 1985 年毕业于阜新矿业学院获工学学士学位,1992 年毕业于哈尔滨船舶工程学院获工学硕士学位后到齐齐哈尔轻工学院任教至今. 感兴趣的学术领域为神经网络与离散事件系统等.