第18卷 第2期　　自 动 化 学 报　　Vol. 18, No. 2
1992 年 3 月　　ACTA AUTOMATICA SINICA　　Mar., 1992

连续大系统的网络结构最优滤波器

张建华　戴冠中
(西北工业大学计算机系,西安 710072)

摘　要

本文提出一种连续大系统状态估计器的设计方法——网络结构最优滤波器. 这个方法基于矩阵最小值原理,其计算结果是满足任意结构约束的最优估计. 对于分散和递阶结构而言,此方法具有容错和设计灵活等特点,特别适宜于用多计算机系统来实现,且不要求信道有很宽的通频带.

关键词: 随机大系统,最优状态估计,多计算机系统,网络.

一、前　言

八十年代前后,对大系统的研究开始深入. 其中,最引人瞩目的成就之一是分散控制和递阶控制[1],这使确定性大系统控制的发展向前迈进了很重要的一步. 相对而言,随机大系统的研究却很缓慢. 自然,作为其子问题之一的状态估计问题也不例外. 其原因是: 1) 随机大系统的测量一般分散进行,这往往导致非经典信息结构; 2)对确定性大系统最为有效的递阶方法在随机大系统的状态估计问题上受到了严重的挑战,究其根本原因是:较高级的协调工作是通过它与下级处理器之间不断地交换信息并在整个优化区间上迭代地进行,这与实时动态估计要求系统必须逐点递推相矛盾. 尽管如此,随着大系统理论的深入研究,许多学者为解决具有分散信息结构大系统的状态估计问题进行了大量的尝试. 如 Sage 和 Arafeh 利用最大验后法和不变嵌入法推导出一组次优递阶递推算法[2]; Sanders 和 Linton 提出了另外一个设计方法,其思想是利用矩阵最小值原理[3]求解一个具有特殊测量结构的分散滤波器[4].

本文旨在提出一种新的滤波器设计方法——大系统的网络结构滤波器. 当然, VLSI 技术和多计算机系统的迅猛发展也是本文工作的一个驱动因素.

二、问 题 描 述

由N个相互耦合的子系统构成的连续线性随机大系统,其子系统 i 的系统演化方程、关联模型和观测方程分别为

本文于 1990 年 11 月 27 日收到.

$$\dot{\boldsymbol{x}}_i(t) = A_i(t)\boldsymbol{x}_i(t) + C_i(t)\boldsymbol{z}_i(t) + F_i(t)\boldsymbol{w}_i(t), \tag{1}$$

$$\boldsymbol{z}_i(t) = \sum_{j=1}^{N} L_{ij}(t)\boldsymbol{x}_j(t), \tag{2}$$

$$\boldsymbol{y}_i(t) = H_{i1}(t)\boldsymbol{x}_i(t) + H_{i2}(t)\boldsymbol{z}_i(t) + \boldsymbol{v}_i(t), \tag{3}$$

其中，$\boldsymbol{x}_i(t) \in R^{n_i}$、$\boldsymbol{z}_i(t) \in R^{p_i}$ 及 $\boldsymbol{y}_i(t) \in R^{q_i}$ 分别表示子系统 i 的状态向量、耦合向量以及观测向量，整个系统的状态向量定义为

$$\boldsymbol{x}^T(t) = [\boldsymbol{x}_1^T(t)|\cdots|\boldsymbol{x}_N^T(t)] \in R^{1\times n},\quad n = \sum_{i=1}^{N} n_i, \tag{4}$$

设 $\boldsymbol{w}_i(t) \in R^{n_i}$ 和 $\boldsymbol{v}_i(t) \in R^{q_i}$ 是均值为 0 的高斯白噪声,状态向量初值 $\boldsymbol{x}_i(0)$ 也是高斯型随机向量,其统计特性为：均值 $m_i(0)$.

定义

$$\left.\begin{aligned} \boldsymbol{w}^T(t) &= [\boldsymbol{w}_1^T(t)|\cdots|\boldsymbol{w}_N^T(t)] \\ \boldsymbol{v}^T(t) &= [\boldsymbol{v}_1^T(t)|\cdots|\boldsymbol{v}_N^T(t)] \\ \boldsymbol{m}^T(0) &= [\boldsymbol{m}_1^T(0)|\cdots|\boldsymbol{m}_N^T(0)] \end{aligned}\right\}, \tag{5}$$

分别为整个系统的驱动噪声、观测噪声和状态向量初值的均值．进一步假定

$$E\left\{\begin{bmatrix} \boldsymbol{x}(0) - \boldsymbol{m}(0) \\ \boldsymbol{w}(t) \\ \boldsymbol{v}(t) \end{bmatrix} [\boldsymbol{\pi}^T(0) - \boldsymbol{m}^T(0)|\boldsymbol{w}^T(t)|\boldsymbol{v}^T(t)]\right\} = \delta(t-\tau),$$

$$\mathrm{diag}[\Sigma_1(0),\cdots,\Sigma_N(0),\bar{Q}_1(t),\cdots,\bar{Q}_N(t),\bar{R}_1(t),\cdots,\bar{R}_N(t)]. \tag{6}$$

其中，$\Sigma_i(0) \in R^{n_i\times n_i}$，$\bar{Q}_i(t) \in R^{h_i\times h_i}$，$\bar{R}_i(t) \in R^{q_i\times q_i}$，$i = 1,\cdots,N$ 分别是对称正定阵，$\delta(t-\tau)$ 是 Dirac 函数．设按图 1 所示的网络结构设计连续大系统 (1)—(3) 的滤波器，每个节点即是一个处理器，N个节点之间的通讯连接可以具有任意的结构，设在时刻 t 向 i 通讯的节点集合为 $\bar{C}_i(t)$，则 $\bar{C}(t) = \{\bar{C}_i(t),\ i = 1,\cdots,N\}$ 表示在 t 时刻网络的动态结构．节点 i 在时刻 t 拥有信息为

$$I_i(t) = I_M \cup I_{O_i}(t) \cup I_{C_i}(t), \tag{7}$$

其中

$$I_M = \bigcup_{i=1}^{N} [I_{M_i} \cup \{L_{ij}(t)|\ j = 1,\cdots,N,\ 0 \leqslant t \leqslant \infty\}],$$

$$I_{M_i} = \{A_i(t), C_i(t), F_i(t), H_{i1}(t), H_{i2}(t), \bar{Q}_i(t), \bar{R}_i(t), m_i(0), \Sigma_i(0), 0 \leqslant t < \infty\},$$

$$I_{O_i}(t) = \{y_i(\tau), 0 \leqslant \tau \leqslant t\},$$

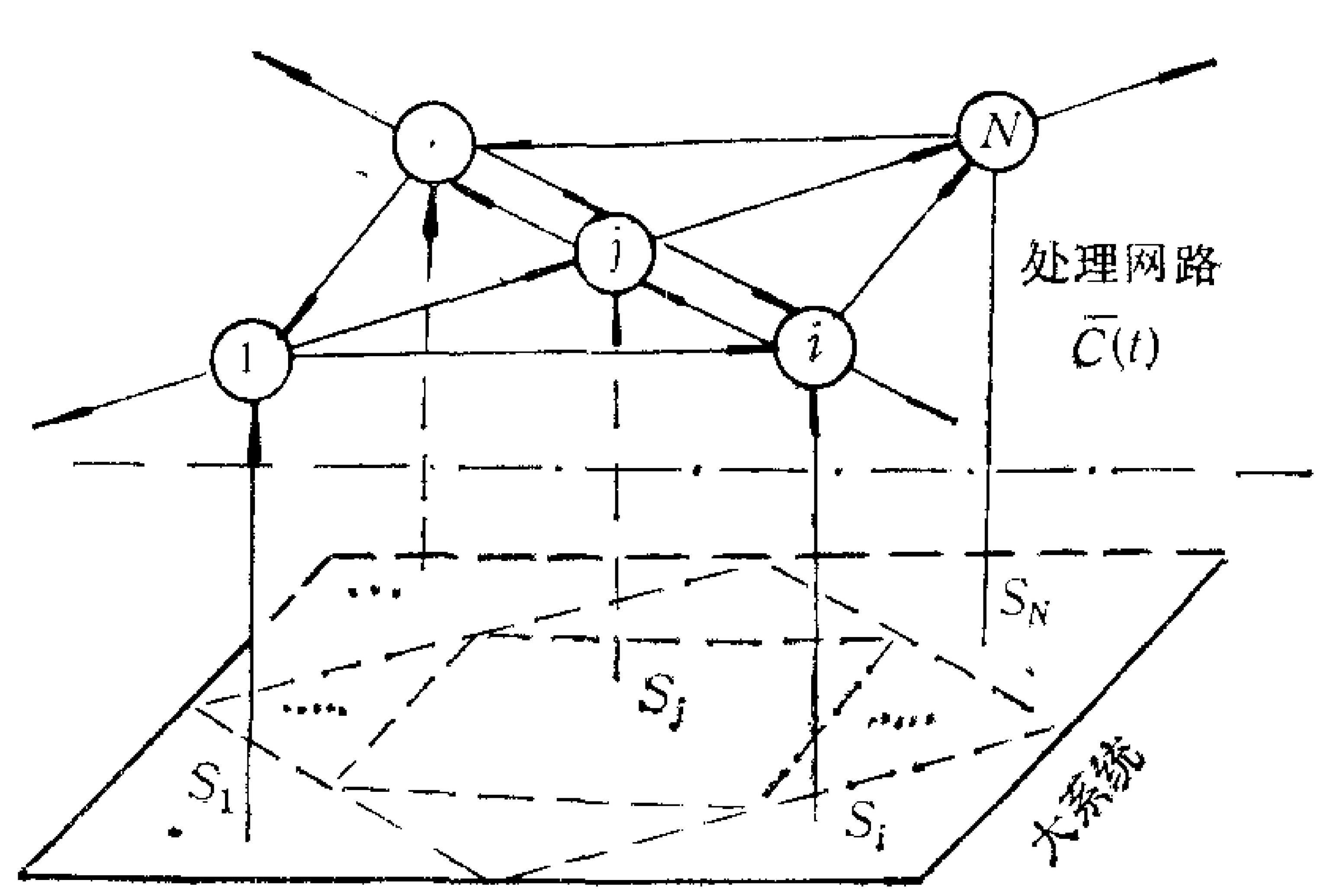

图 1　处理网络示意图

$$I_{C_i}(t) = \bigcup_{j\in\bar{C}_i(t)} I_{C_{ij}}(t)$$

分别称为局部模型信息、在线测量信息和通讯信息，$I_{C_{ij}}(t)$ 是子处理器 j 向 i 所通讯传递的信息，且假设通讯链路所传递的信息既不延迟失真，也不包含噪声干扰．

节点 i 基于信息 $I_i(t)$ 对子系统 i 的状态进行滤波估计，设为 $\hat{\boldsymbol{x}}_i(t|t)$，设$N$个节点

的目标函数是相同的(这显然是一个 Team 决策问题),它们使下述指标取最小值:

$$J = E[\tilde{\boldsymbol{x}}^T(t|t)S(t)\tilde{\boldsymbol{x}}^T(t|t)] = \sum_{i=1}^{N} J_i,$$

其中

$$\left.\begin{aligned}&\tilde{\boldsymbol{x}}(t|t) = \boldsymbol{x}(t) - \hat{\boldsymbol{x}}(t|t)\\&\hat{\boldsymbol{x}}^T(t|t) = [\hat{\boldsymbol{x}}_1^T(t|t)|\cdots|\hat{\boldsymbol{x}}_N^T(t|t)]\\&S(t) = S_1(t)\otimes\cdots S_N(t)\end{aligned}\right\}, \tag{8}$$

式中, $S_i(t), i = 1,\cdots,N$ 是对称半正定阵。

三、网络结构最优滤波器

设局部处理器 i 采用如下形式的滤波方程:

$$\dot{\hat{\boldsymbol{x}}}_i(t|t) = \Gamma_i(t)\hat{\boldsymbol{x}}_i(t|t) + \sum_{j\in\bar{C}_i(t)} B_{ij}(t)\hat{\boldsymbol{x}}_j(t|t) + G_i(t)\boldsymbol{y}_i(t). \tag{9}$$

由式(9)减去式(1)很容易证明: 为保证滤波的无偏性,则要求

$$\hat{\boldsymbol{x}}_i(0|0) = \boldsymbol{m}_i(0), \tag{10}$$

$$\Gamma_i(t) = A_i(t) - G_i(t)H_{i1}(t), \tag{11}$$

$$B_{ij}(t) = [C_i(t) - G_i(t)H_{i2}(t)]L_{ij}(t), j\in\bar{C}_i(t), \tag{12}$$

$$[C_i(t) - G_i(t)H_{i2}(t)]L_{ij}(t) = 0,\ j\in\tilde{C}_i(t) = \{1,\cdots,N\}/\{i\}\cup\bar{C}_i(t). \tag{13}$$

这样就有

$$\dot{\tilde{\boldsymbol{x}}}_i(t|t) = \Gamma_i(t)\tilde{\boldsymbol{x}}_i(t|t) + \sum_{j\in\bar{C}_i(t)} B_{ij}(t)\tilde{\boldsymbol{x}}_j(t|t) + F_i(t)\boldsymbol{w}_i(t) - G_i(t)\boldsymbol{v}_i(t). \tag{14}$$

引理 1. 子系统 i 具有网络结构 ($\bar{C}(t)$, 如图 1 所示)滤波器的条件应为

$$\mathrm{Rank}[H_{i2}(t)E_i(t)] = \mathrm{Rank}\left\{\begin{bmatrix}H_{i2}(t)\\C_i(t)\end{bmatrix}E_i(t)\right\}, \tag{15}$$

其中

$$\left.\begin{aligned}&E_i(t) = [L_{ij_1}(t)|\cdots|L_{ij_m}(t)],\ j_1<j_2<\cdots<j_m\\&\tilde{C}_i(t) = \{j_1,j_2,\cdots,j_m\}\end{aligned}\right\}. \tag{16}$$

证明. 显然,要使子系统 i 的网络结构滤波器存在,即要求式(13)有解,亦即

$$[C_i(t) - G_i(t)H_{i2}(t)]E_i(t) = 0 \tag{17}$$

应有解,容易证明式(15)成立。

引理 2. 在满足式(15)的条件下,子系统 i 的网络结构滤波器的增益矩阵 $G_i(t)$ 在约去约束(13)后有关系式

$$G_i(t) = B_i(t) + \tilde{G}_{i2}(t)\phi_i(t) \tag{18}$$

成立,其中, $\tilde{G}_{i2}(t)$ 完全自由,可用之来进行优化设计,而 $B_i(t)$, $\phi_i(t)$ 按下式计算:

$$\sigma_i = \sum_{j\in\bar{C}_i(t)} n_j, \tag{19}$$

求排列阵 $T_{i1}(t)\in R^{\sigma_i\times\sigma_i}$, $T_{i2}(t)\in R^{q_i\times q_i}$ 使得

$$T_{i1}(t)E_i^T(t)H_{i2}^T(t)T_{i2}(t) = \begin{bmatrix}\tilde{D}_{i11}^T(t) & \tilde{D}_{i12}^T(t)\\\tilde{D}_{i21}^T(t) & \tilde{D}_{i22}^T(t)\end{bmatrix}, \tag{20}$$

$$r_i = \mathrm{Rank}[H_{i2}(t)E_i(t)],$$

式中 $\widetilde{D}_{i11}(t)\in R^{r_i\times r_i}$ 非奇异.

$$B_i(t)=C_i(t)E_i(t)T_{i1}^T(t)\begin{bmatrix}\widetilde{D}_{i11}^{-1}(t) & \\ & 0\end{bmatrix}T_{i2}^T(t), \tag{21}$$

$$\phi_i(t)=[-\widetilde{D}_{i12}(t)\widetilde{D}_{i11}^{-1}(t)\mid I_{q_i}-r_i](I_{q_i-r_i}). \tag{22}$$

证明. 在满足上述引理的条件下，对式(13)作进一步的处理，根据式(19)，则方程(13)等价于

$$E_i^T(t)H_{i2}^T(t)\boldsymbol{g}_{ij}(t)=\boldsymbol{b}_{ij}(t),j=1,\cdots,n_i, \tag{23}$$

设排列阵 $T_{i1}(t)$，$T_{i2}(t)$ 满足引理的条件(20). 定义

$$T_{i2}^T(t)\boldsymbol{g}_{ij}(t)=\begin{bmatrix}\tilde{\boldsymbol{g}}_{ij1}(t)\\ \tilde{\boldsymbol{g}}_{ij2}(t)\end{bmatrix}, \tag{24}$$

易得
$$\tilde{\boldsymbol{g}}_{ij1}(t)=\widetilde{D}_{i11}^{-T}(t)[\tilde{\boldsymbol{b}}_{ij1}(t)-\widetilde{D}_{i12}^T(t)\tilde{\boldsymbol{g}}_{ij2}(t)], \tag{25}$$

其中
$$\begin{bmatrix}\tilde{\boldsymbol{b}}_{ij1}(t)\\ \tilde{\boldsymbol{b}}_{ij2}(t)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}I_{r_i} & 0\\ -\widetilde{D}_{i21}^T(t)\widetilde{D}_{i11}^{-T}(t) & I_{n_i-r_i}\end{bmatrix}T_{i1}(t)\boldsymbol{b}_{ij}(t), \tag{26}$$

所以
$$G_i(t)=\begin{bmatrix}\boldsymbol{g}_{i1}^T(t)\\ \cdots\\ \boldsymbol{g}_{in_i}^T(t)\end{bmatrix}T_{i2}^T(t)=C_i(t)E_i(t)T_{i1}^T(t)\begin{bmatrix}\widetilde{D}_{i11}^{-1}(t) & \\ & 0\end{bmatrix}T_{i2}^T(t)$$
$$+\widetilde{G}_{i2}(t)[-\widetilde{D}_{i2}(t)\widetilde{D}_{i11}^{-1}(t)\mid I_{q_i-r_i}]T_{i2}^T(t) \tag{27}$$

引理 3. 具有形如式(9)且满足式(10)—(13)的子系统 i 的滤波器，其估计误差方程为

$$\dot{P}_i(t|t)=\Gamma_i(t)P_i(t|t)+P_i(t|t)\Gamma_i^T(t)+\sum_{j\in\bar{C}_i(t)}B_{ij}(t)P_{ji}(t)$$
$$+\sum_{j\in\bar{C}_i(t)}P_{ij}(t)B_{ij}^T(t)+F_i(t)Q_i(t)F_i^T(t)$$
$$+G_i(t)R_i(t)G_i^T(t), \tag{28}$$

初始值为
$$P_i(0|0)=\Sigma_i(0), \tag{29}$$

子系统 i 的滤波估计误差和子系统 j 的滤波估计误差因信息的耦合而相关，其相关矩阵满足方程

$$\dot{P}_{ij}(t|t)=\Gamma_i(t)P_{ij}(t|t)+P_{ij}(t|t)\Gamma_j^T(t)+\sum_{l\in\bar{C}_i(t)}B_{il}(t)P_{lj}(t|t)$$
$$+\sum_{l\in\bar{C}_j(t)}P_{il}(t|t)B_{jl}^T(t), \tag{30}$$

初始值是
$$P_{ij}(0|0)=0\ (i\neq j), \tag{31}$$

其中
$$P_{ij}(t|t)=E[\tilde{x}_i(t|t)\tilde{x}_j^T(t|t)],P_i(t|t)=P_{ii}(t|t).$$

证明.
$$\dot{P}_i(t|t)=E[\dot{\tilde{\boldsymbol{x}}}_i(t|t)\tilde{\boldsymbol{x}}_i^T(t|t)]+E[\tilde{\boldsymbol{x}}_i(t|t)\dot{\tilde{\boldsymbol{x}}}_i^T(t|t)], \tag{32}$$

注意 $\tilde{\boldsymbol{x}}_i(t|t)$ 不是均方可微的，因此，对上式的处理要格外仔细[5]. 考虑到式(14)，则有

$$E[\dot{\tilde{\boldsymbol{x}}}_i(t|t)\tilde{\boldsymbol{x}}_i^T(t|t)]=E[F_i(t)\boldsymbol{w}_i(t)\tilde{\boldsymbol{x}}_i^T(t|t)]-G_i(t)E[\boldsymbol{v}_i(t)\tilde{\boldsymbol{x}}_i^T(t|t)]$$
$$+\Gamma_i(t)P_i(t|t)+\sum_{j\in\bar{C}_i(t)}B_{ij}(t)P_{ji}(t|t). \tag{33}$$

在式(14)中，令 $i=1,\cdots,N$，且定义

$$F(t) = \mathrm{diag}[F_1(t), \cdots, F_N(t)], \tag{34}$$

$$G(t) = \mathrm{diag}[G_1(t), \cdots, G_N(t)], \tag{35}$$

$$\Phi(t) = \{\Phi_{ij}(t)\} = \begin{bmatrix} \Gamma_1(t) & \times & \cdots & \times \\ \times & \Gamma_2(t) & \cdots & \times \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \times & \times & \cdots & \Gamma_N(t) \end{bmatrix}, \tag{36}$$

这里,×表示 $\Phi(t)$ 的第 (i,j) 个元素为

$$\Phi_{ij}(t) = \begin{cases} 0, & j \in \tilde{C}_i(t), \\ B_{ij}(t), & j \in \bar{C}_i(t). \end{cases}$$

于是有
$$\dot{\tilde{\boldsymbol{x}}}(t|t) = \Phi(t)\tilde{\boldsymbol{x}}(t|t) + F(t)\boldsymbol{w}(t) - G(t)\boldsymbol{v}(t), \tag{37}$$

则
$$E[\tilde{x}(t|t)\boldsymbol{w}^T(t)] = E\{[\boldsymbol{\Phi}(t,0)\tilde{x}(0|0) + \int_0^t \boldsymbol{\Phi}(t,\tau)[F(\tau)$$

$$\boldsymbol{w}(\tau) - G(\tau)v(\tau)]d\tau]\boldsymbol{w}^T(t)\} = \boldsymbol{\Phi}(t,0)E[\tilde{\boldsymbol{x}}(0|0)\boldsymbol{w}^T(t)]$$

$$+ \int_0^t \boldsymbol{\Phi}(t,\tau)\{F(\tau)E[\boldsymbol{w}(\tau)\boldsymbol{w}^T(t)] - G(\tau)E[\boldsymbol{v}(\tau)\boldsymbol{w}^T(t)]\}d\tau$$

$$= \int_0^t \boldsymbol{\Phi}(t,\tau)F(\tau)Q(\tau)\delta(t-\tau)d\tau, \tag{38}$$

其中,$\boldsymbol{\Phi}(t,\tau)$ 是方程(37)的状态转移阵,且 $Q(t) = \mathrm{diag}[Q_1(t), \cdots, Q_N(t)]$. 由于 δ 函数是对称的,所以只对其半进行积分,故

$$E[\tilde{x}(t|t)\boldsymbol{w}^T(t)] = \frac{1}{2} F(t)Q(t), \tag{39}$$

由此得
$$E[\tilde{\boldsymbol{x}}_j(t|t)\boldsymbol{w}_i^T(t)] = \begin{cases} 0, & i \neq j, \\ \frac{1}{2} F_i(t)Q_i(t), & i = j, \end{cases} \tag{40}$$

同理得
$$E[\tilde{\boldsymbol{x}}_i(t|t)\boldsymbol{v}_i^T(t)] = \begin{cases} 0, & i \neq j, \\ -\frac{1}{2} G_i(t)R_i(t), & i = j. \end{cases} \tag{41}$$

代入式(33)中有

$$E[\dot{\tilde{\boldsymbol{x}}}_i(t|t)\tilde{\boldsymbol{x}}_i^T(t|t)] = \Gamma_i(t)P_i(t|t) + \sum_{j \in \bar{C}_i(t)} B_{ij}(t)P_{ji}(t|t)$$

$$+ \frac{1}{2} F_i(t)Q_i(t)F_i^T(t) + \frac{1}{2} G_i(t)R_i(t)G_i^T(t), \tag{42}$$

在时刻 t 要求
$$J = E[\tilde{\boldsymbol{x}}^T(t|t)S(t)\tilde{\boldsymbol{x}}(t|t)] = \sum_{i=1}^N E[\tilde{\boldsymbol{x}}_i^T(t|t)S_i(t)$$

$$\tilde{\boldsymbol{x}}_i(t|t)] = \sum_{i=1}^N \mathrm{tr}[S_i(t)P_i(t|t)] = \sum_{i=1}^N J_i = \min, \tag{43}$$

而 $\mathrm{tr}[S_i(t)P_i(t|t)] \geqslant 0$. 由此不难得出

引理 4. 设计网络结构 $\bar{C}(t)$ 滤波器 i 问题等价于:在时刻 t 求 $G_i(t)$,在满足约束(11)—(13)和(28)—(31)的前提条件下,使得

$$J_i = \mathrm{tr}[S_i(t)P_i(t|t)] = \min. \tag{44}$$

应用矩阵最小值原理[3]及上述一系列结果可得

定理. 线性连续大系统(1)—(3),按图 1 所示的网络结构 $\bar{C}(t)$ 进行滤波,倘子系统 i 满足引理 1,则形如式(9)的无偏子滤波器设计矩阵 $\Gamma_i(t)$, $B_{ij}(t)$, $j\in \bar{C}_i(t)$, $G_i(t)$ 按下列步骤计算:

1) 由式(16)计算 $E_i(t)$;

2) 据引理 3 解 $B_i(t)$, $\phi_i(t)$;

3) 按方程(28)—(31)计算 $P_i(t|t)$, $P_{ij}(t|t)$, $j\in \bar{C}_i(t)$;

4) $\tilde{G}_{i2}(t) = [P_i(t|t)H_{i1}^T(t) + \sum_{j\in \bar{C}_i(t)} P_{ij}(t|t)L_{ij}^T(t)H_{i2}^T(t) + B_i(t)]\phi_i^T(t)[\phi_i(t)R_i(t)\phi_i^T(t)]^{-1}$;

5) 按式(18),(11)—(12)解出 $G_i(t)$, $\Gamma_i(t)$, $B_{ij}(t)$, $j\in \bar{C}_i(t)$;

6) 据式(9)—(10)求出 $\hat{x}_i(t|t)$.

四、结　论

1) 从式(15)可以看出，每增加(减少)一个节点向 i 通讯，约束就减少(增加)一个，当 $\bar{C}_i(t) = \{1,\cdots\cdots,N\} - \{i\}$ 时，子系统 i 就变成强连接网络中的节点,这时 $G_i(t)$ 无约束;相反当 $\bar{C}_i(t) = \phi$ 时,子处理器 i 中的滤波算法是分散的,当子系统的相应节点不具有耦合阵 $L_{ij}(t)$, $j\in \bar{C}_i(t)$ 的知识时,此时的结论即是 Sanders *et al.*[4] 的结果. 循着这样的设计思路就可设计出一个具有恰当复杂度的滤波网络，以满足各子系统不同的估计精度要求;

2) 系统的驱动和观测噪声的高斯性要求并非必要;

3) 这种结构可以使结构复杂性、每个节点处理器的计算量和通讯开销都控制在一个合适的水平上,而又能保证滤波性能不致太差. 各个处理器有很好的并行性,适宜于用多计算机系统来实现;

4) 定理的算法是递推的,它仅包含有低阶矩阵的求逆和简单的矩阵运算;

5) 各处理器所传递的信息是经过处理的信号,故实现算法并不需要通讯信道有很宽的通频带.

参　考　文　献

[1] Singh, M. G., et al., Systems: Decomposition, Optimization and Control, Pergamon Press, (1978), 249—640.

[2] Arafeh, S. and Sage, A. P., Multilevel Discrete Time Identification in Large Scale Systems, *Int. J. Systems Sci.*, 5(1974), 6, 753—791.

[3] Athans, M., The Matrix Minimum Principle, *Inform. Contr.*, 11(1967), 5, 592—606.

[4] Sanders, C. W., et al., A New Class of Decentralized Filters for Interconnected Systems, *IEEE Trans. Aut. Contr.*, 19(1974), 4, 259—262.

[5] Van Trees, H. L., Detection, Estimation and Modulation Theory——Part I, New York: Wiley, (1978), 357—412.

OPTIMAL NETWORK ESTIMATOR FOR LARGE SCALE CONTINUOUS-TIME SYSTEMS

ZHANG JIANHUA DAI GUANZHONG

(Dept. of Computer Sci. & Eng., Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

ABSTRACT

The paper deals with the real-time state estimation problem of large scale systems. Based on matrix minimum principle, an optimal network estimator is proposed. The algorithms derived are proven to be optimal for large scale system state estimation subject to information flow constraints in processing net, and have flexibility in comparision with decentralized or hierarchical methods. Clearly, multicomputer systems can be available to carry out the scheme.

Key words: Stochastic large scale systems; optimal state estimation; multicomputer systems; network.

张建华 1965 年生. 1985 年毕业于西北工业大学电子工程系, 1988 年获该系工学硕士学位. 现为西北工业大学计算机科学与工程系博士生,从事综合电子系统、微分对策、分布式估计等的理论与应用研究. 对非线性系统及神经网络的应用基础有兴趣.

戴冠中 1937 年生, 1961 年毕业于哈尔滨军事工程学院航空系. 1970 年起到西北工业大学任教,1980 年晋升为副教授, 1985 年晋升为教授,现为西北工业大学自动控制系主任,自动控制理论及应用学科博士生导师, 国家教委科技委自动控制学科组成员,《航空学报》副主编,《控制理论与应用》、《控制与决策》、《信息与控制》编委. 主要学术兴趣为大系统的估计与控制,控制系统中的并行处理、智能控制、控制理论在石油勘探中的应用等.