

不确定控制系统概率鲁棒性分析——自适应重要抽样法

吴淮宁, 蔡开元

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 将自适应重要抽样(AIS)法应用于不确定控制系统的概率鲁棒性分析问题, 克服了标准 Monte Carlo 仿真(MCS)方法不能有效解决小概率事件的困难. 给出了一种新的 AIS 方案. 首先采用了一种递归的估计条件众数算法来产生一组使得系统不稳定或性能不可接受的不确定参数向量样本. 然后利用这组样本来估计初始高斯型重要抽样密度函数的参数, 并执行随后的迭代仿真过程. 仿真结果验证了该方法的有效性.

关键词: 不确定控制系统; 鲁棒性分析; 概率方法; 重要抽样; Monte Carlo 仿真

中图分类号: TP13 **文献标识码:** A

Probabilistic robustness analysis of uncertain control systems using adaptive importance sampling

WU Huai-ning, CAI Kai-yuan

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: Adaptive importance sampling (AIS) method is applied to probabilistic robustness analysis problem of uncertain control systems, in order to overcome the difficulty that the standard Monte Carlo simulation (MCS) method cannot efficiently deal with rare events. A new AIS scheme is presented. First, a recursive algorithm estimating conditional mode was employed to generate a set of uncertain parameter vector samples which lead to instability or unacceptable performance of systems. And then, the subsequent iterative simulation procedures were taken with initial Gaussian importance sampling density function whose parameters were estimated by using this set of samples. Simulation results were provided to verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: uncertain control systems; robustness analysis; probabilistic approach; importance sampling; Monte Carlo simulation

1 引言(Introduction)

众所周知, 基于最坏情形的鲁棒控制方法^[1]具有很大的保守性, 而且近年的研究表明, 许多鲁棒性分析与综合问题是 NP-难度的^[2]. 为了降低基于最坏情形方法的保守性以及突破 NP-难度障碍, 已由 Stengel 等人^[3]深入研究的概率方法近年来又重新引起许多学者的关注^[4~8].

由于不确定参数向量与系统性能函数之间的关系通常比较复杂, 因此在目前的概率鲁棒性分析中均采用 Monte Carlo 仿真(MCS)方法来估计系统性能(包括稳定性)可接受或不可接受的概率. 然而, 当性能不可接受概率很小时, 标准 MCS 方法所要求的仿真次数可能相当巨大, 这在计算上通常不可行.

重要抽样(IS)法^[9]是一种改进抽样效率方法,

其通过修改抽样过程, 用 IS 密度函数代替原来的抽样密度函数, 使出现性能不可接受的不确定参数向量样本数量增加, 从而提高抽样效率. 自适应重要抽样(AIS)算法^[10~12]则是在仿真过程中采用迭代方式来估计 IS 密度函数, 它最早是由 Bucher^[10]提出的, 用于确定机械结构系统的失效概率. 而 Stadler 与 Roy^[12]则改进了文献[10]中的 AIS 算法, 并将其应用于高性能通讯系统中. 然而文献[12]与[10]中的算法存在同样缺点, 就是如果初始参数(均值和协方差)选择的不好, 会增加算法的收敛时间或影响失效概率估计的精度.

为了减少仿真次数, 作者将采用 AIS 算法来处理不确定控制系统的小概率鲁棒性分析问题, 并对文献[12]中的 AIS 方案进行改进. 首先, 对系统的不

确定参数向量进行预抽样,采用了一种递归的条件众数估计算法来产生一组使得系统性能不可接受的不确定参数向量样本.然后,利用这组样本来估计初始高斯型 IS 密度函数的参数,并执行随后的自适应重要抽样过程.最后,通过一个简单例子验证了本文算法的有效性.

2 问题描述(Problem formulation)

令 $\mathbf{q} = [q_1 \ q_2 \ \cdots \ q_l]^T$ 为控制系统的一个随机参数向量,其在紧集 Q 中有界,也即 $\mathbf{q} \in Q$,且概率密度函数为 $f(\mathbf{q})$.令实标量可测函数 $J(\mathbf{q}): \Xi \rightarrow \Xi$ 为某一性能函数.在鲁棒控制理论中,经常要解决如下一个鲁棒性(包括稳定鲁棒性与性能鲁棒性)分析问题:

给定一个性能水平 γ ,对于所有 $\mathbf{q} \in Q$,检验 $J(\mathbf{q}) < \gamma$ 或 $J(\mathbf{q}) \geq \gamma$ 是否满足.

在目前的概率鲁棒性分析中, $J(\mathbf{q}) < \gamma$ 表示性能可接受, $J(\mathbf{q}) \geq \gamma$ 表示性能不可接受.性能不可接受的概率可写为

$$p_f = \Pr(J(\mathbf{q}) \geq \gamma) = \int_{Q_f} f(\mathbf{q}) d\mathbf{q} = \int_Q f(\mathbf{q}) I_f(\mathbf{q}) d\mathbf{q}. \quad (1)$$

其中 $Q_f = \{\mathbf{q}: J(\mathbf{q}) \geq \gamma, \mathbf{q} \in Q\}$ 为使性能不可接受的所有不确定参数向量集合, $I_f(\mathbf{q})$ 为指示函数,满足

$$I_f(\mathbf{q}) = \begin{cases} 1, & J(\mathbf{q}) \geq \gamma, \\ 0, & J(\mathbf{q}) < \gamma. \end{cases} \quad (2)$$

显然,性能可接受的概率为 $1 - p_f$.由于参数向量 $\mathbf{q}$ 与性能函数之间的关系比较复杂,故在概率鲁棒性分析中常采用 MCS 方法来近似计算 p_f ,也即,根据给定的概率密度函数 $f(\mathbf{q})$,随机产生 N_s 个独立同分布的样本值 $\mathbf{q}_i (i = 1, 2, \dots, N_s)$.若样本数足够大,则有

$$p_f \approx \hat{p}_f = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} I_f(\mathbf{q}_i). \quad (3)$$

给定精度 $\epsilon \in (0, 1)$,置信度 $\delta \in (0, 1)$,由著名的 Chernoff 界^[13]可知,如果

$$N_s \geq \frac{\ln(2/\delta)}{2\epsilon^2}, \quad (4)$$

则有

$$\Pr\{|p_f - \hat{p}_f| \leq \epsilon\} \geq 1 - \delta. \quad (5)$$

然而,对于具有高鲁棒性的控制系统来说(p_f 值很小), $\mathbf{q}$ 落入 Q_f 集合中的概率会很小,也即抽样效率会很低.在对这类系统进行概率鲁棒性分析时,为了

得到足够的使得系统性能不可接受的不确定参数向量样本,MCS 方法要求的仿真次数可能相当巨大,这在计算上通常不可行.为表达方便起见,以后将使得系统性能不可接受的不确定参数向量样本简称为不可接受样本.

3 自适应重要抽样法(Adaptive importance sampling method)

IS 法是改进抽样效率的方法之一.其基本原理描述如下^[9]:

在式(1)中引入一个 IS 密度函数 $h(\mathbf{q})$,可得

$$p_f = \int_Q g(\mathbf{q}) h(\mathbf{q}) d\mathbf{q}, \quad (6)$$

其中 $g(\mathbf{q}) = I_f(\mathbf{q}) \frac{f(\mathbf{q})}{h(\mathbf{q})}$,则估计式(6)中的积分的 MCS 算法是:根据 IS 密度函数 $h(\mathbf{q})$,随机产生 N_s 个独立同分布的样本点 $\mathbf{q}_i (i = 1, 2, \dots, N_s)$.若样本数足够大,则 p_f 的估计值可由下式给出:

$$\hat{p}_f = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} g(\mathbf{q}_i). \quad (7)$$

p_f 的方差可由下式估算:

$$\sigma_{h(\mathbf{q})}^2(\hat{p}_f) = \frac{1}{N_s} \left\{ \int_Q g(\mathbf{q})^2 h(\mathbf{q}) d\mathbf{q} - p_f^2 \right\}. \quad (8)$$

如果将 IS 密度函数选为

$$h(\mathbf{q}) = h_{\text{opt}}(\mathbf{q}) = I_f(\mathbf{q}) f(\mathbf{q}) / p_f, \quad (9)$$

则 $\hat{p}_f$ 的方差等于零,与仿真的次数无关.但由于 p_f 是个未知的待求量,所以想得到最优的 IS 密度函数是不可能的.

IS 密度函数 $h(\mathbf{q})$ 的选择是 IS 仿真成功的关键.如果选择了合适的 $h(\mathbf{q})$,则只需很少的样本数便可得到 p_f 的一个可靠估计;否则,IS 过程的效率可能非常低.目前关于 IS 方法的研究大多是为最优 IS 密度函数选择合理的近似.在经典的 IS 方法中,通常假定 IS 分布属于一个参数族 $h(\mathbf{q} | \theta)$,然后选择参数向量 θ 使得式(8)达到最小.但是,除了最简单的系统之外,所得优化问题通常与直接计算 p_f 具有同样复杂度.而 AIS 方法则避开了直接优化,它采用迭代的方式来逼近最优 IS 密度函数.

文献[10]给出了一种基于条件均值与协方差的参数 AIS 算法.该算法选取了一个 l 维无关高斯型密度函数 $h(\mathbf{q})$ 作为统一的 IS 密度函数,并将失效样本的条件均值 μ_f 与协方差 σ_f^2 的估计值作为 $h(\mathbf{q})$ 的参数.假定已根据 $h(\mathbf{q})$ 得到一组失效样本 $\mathbf{q}_i^f = [q_{1,i}^f \ q_{2,i}^f \ \cdots \ q_{l,i}^f]^T, i = 1, 2, \dots, N_f$.如果采用

标准的条件均值及协方差估计,则有

$$\hat{\mu}_f = \frac{1}{N_f} \sum_{i=1}^{N_f} \mathbf{q}_i^f, \quad (10)$$

$$\hat{\sigma}_f^2 = \frac{1}{N_f - 1} \text{diag}\{\sigma_{1,f}^2, \sigma_{2,f}^2, \dots, \sigma_{l,f}^2\}, \quad (11)$$

其中 $\hat{\mu}_f = [\hat{\mu}_1^f \ \hat{\mu}_2^f \ \dots \ \hat{\mu}_l^f]^T$, $\text{diag}\{\cdot\}$ 为对角矩阵,

$\sigma_{j,f}^2 = \sum_{i=1}^{N_f} (\mathbf{q}_{j,i}^f - \hat{\mu}_j^f)^2, j = 1, 2, \dots, l$. 然而, 文献[12]已证明, 采用式(10)去估计失效样本的均值是有偏的, 这会影响算法的收敛性. 文献[12]为 μ_f 给出了如下一个(弱)一致估计器:

$$\hat{\mu}_f = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_f} \frac{f(\mathbf{q}_i^f)}{h(\mathbf{q}_i^f)}} \sum_{i=1}^{N_f} \mathbf{q}_i^f \frac{f(\mathbf{q}_i^f)}{h(\mathbf{q}_i^f)}. \quad (12)$$

同时文献[12]也表明, 其算法与文献[10]中的算法存在着同样的缺点, 就是如果初始参数(均值和协方差)选择的不好, 会增加算法的收敛时间或影响失效概率估计的精度. 而且文献[12]的算法只将当前仿真的结果作为最终的估计结果或作为下一次仿真的 IS 密度函数参数, 并没有考虑以前的仿真结果, 从而使得计算结果有较大的波动. 另外, 文献[12]的收敛判据取决于失效样本的均值, 这显然不太合理, 因为算法真正关心的是失效概率. 基于此, 本文中对文献[12]的算法进行改进, 并将其应用于不确定控制系统的概率鲁棒性分析问题中.

4 一种新的 AIS 算法(New AIS algorithm)

同文献[10]及[12]一样, 本文中选取一个 l 维无关高斯型密度函数 $h(\mathbf{q})$ 作为统一的 IS 密度函数. 为了避免初始参数选择对算法的收敛时间或性能不可接受概率估计的精度有较大影响, 本文中首先对系统的不确定参数向量进行预抽样, 产生 M 个不可接受样本. 然后, 根据这些样本来估计初始 $h(\mathbf{q})$ 的参数, 使其不会偏离真实均值与协方差较远, 并执行随后的迭代仿真过程.

虽然用于估计初始 $h(\mathbf{q})$ 参数的样本点可通过标准 MCS 得到, 但由于在 Q_f 内抽取样本的概率与性能不可接受的概率 p_f 相等, 这对 p_f 很小的控制系统来说需要大量的抽样, 这同样是计算昂贵的. 为克服该困难, 本文中将采用一种递归的条件众数估计算法来产生一组不可接受样本, 用于估计初始 $h(\mathbf{q})$ 的参数, 其步骤如下:

1) 选择一个不可接受样本点 $\mathbf{q}_1^f$, 这可以根据原始的概率密度函数 $f(\mathbf{q})$ 来随机搜索, 也可以事先确

定. 令 $i = 1, \mu_i^f = \mathbf{q}_1^f$, 并计算 $f(\mu_i^f)$.

2) 选取 μ_i^f 作为新的采样中心去抽取第 $i + 1$ 个不可接受样本 $\mathbf{q}_{i+1}^f$, 并计算 $f(\mathbf{q}_{i+1}^f)$.

3) 计算 $\mu_{i+1}^f = \arg \max\{f(\mathbf{q}_{i+1}^f), f(\mu_i^f)\}$, 并令 $i = i + 1$.

4) 重复进行步骤 2) 与 3), 直到找到 M 个不可接受样本为止. 所用的仿真次数为 N_0 .

然后, 令 $\hat{\mu}_f(0) = \mu_M^f$, 且按式(11)来计算 $\hat{\sigma}_f^2(0)$, 并将 $\hat{\mu}_f(0)$ 和 $\hat{\sigma}_f^2(0)$ 分别作为初始 $h(\mathbf{q})$ 的均值参数和协方差参数. 这样就可令 $j = 1, s = 0$, 并按下述步骤执行随后的迭代仿真过程:

5) 将 $\hat{\mu}_f(j-1)$ 与 $\hat{\sigma}_f^2(j-1)$ 作为 IS 密度函数 $h(\mathbf{q})$ 的参数执行第 j 次仿真过程(进行 N_f 次抽样). 假定在第 j 次仿真过程所估计的均值 $\hat{\mu}_{f,j}$, 协方差 $\hat{\sigma}_{f,j}^2$ 及性能不可接受概率 $\hat{p}_{f,j}$ 可分别按式(12), (11)与(7)计算. 为了使计算结果波动较小, 并考虑以前的仿真结果, 采用如下迭代方式对所得结果进行修正:

$$\hat{\mu}_f(j) = \frac{1}{j} \left(\sum_{i=1}^{j-1} \hat{\mu}_{f,i} + \hat{\mu}_{f,j} \right) = \frac{j-1}{j} \hat{\mu}_f(j-1) + \frac{1}{j} \hat{\mu}_{f,j}, \quad (13)$$

$$\hat{\sigma}_f^2(j) = \frac{1}{j} \left(\sum_{i=1}^{j-1} \hat{\sigma}_{f,i}^2 + \hat{\sigma}_{f,j}^2 \right) = \frac{j-1}{j} \hat{\sigma}_f^2(j-1) + \frac{1}{j} \hat{\sigma}_{f,j}^2, \quad (14)$$

$$\hat{p}_f(j) = \frac{1}{j} \left(\sum_{i=1}^{j-1} \hat{p}_{f,i} + \hat{p}_{f,j} \right) = \frac{j-1}{j} \hat{p}_f(j-1) + \frac{1}{j} \hat{p}_{f,j}. \quad (15)$$

令 $j = j + 1$, 重复进行上述抽样过程第 5) 步, 直到性能失效概率收敛至一个可以接受的精度水平. 本文采用如下收敛性判据:

6) 预先给定一个容许误差界 ϵ , 计算 $\delta = \frac{|\hat{p}_f(j) - \hat{p}_f(j-s-1)|}{\hat{p}_f(j-s-1)}$, 如果 $\delta > \epsilon$, 则令 $s = 0$, 并

返回到第 5) 步; 否则, 令 $s = s + 1$, 返回到第 5) 步. 如果 $s > 10$ (也就是说如果连续 10 次迭代都有 $\delta \leq \epsilon$), 则仿真过程停止.

5 仿真示例(Simulation example)

下面将用一个简单例子来说明所建议算法的有效性. 考虑如下不确定线性自治系统:

$$\dot{x}(t) = (-3 + q)x(t),$$

其中 q 为不确定参数, 假定 q 是一个服从标准正态

分布的随机变量.目的是确定系统的不稳定概率 p_f , 这等价于计算 $q \geq 3$ 的概率.通过数值计算可知: $p_f = 1 - \Phi(3) = \Phi(-3) = 1.3499 \times 10^{-3}$, 其中

$$\Phi(\beta) = \int_{-\infty}^{\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} du.$$

现在,就利用上节所建议的算法来估计 p_f . 选取 $M = 200$, 运行上节步骤 1) ~ 4) 产生 M 个不可接受样本, 该过程所用的抽样次数为 $N_0 = 1135$. 通过计算可得 $\hat{\mu}_f(0) = 3.0026$, $\hat{\sigma}_f^2 = 1.2157$, 并将其作为初始 IS 密度函数的参数. 取 $\epsilon = 0.001$, 采用不同的 N_r , 运行上节步骤 5), 6), 当算法收敛时, 所估计的结果如表 1 所示, 其中相对误差

$$e = \frac{|\hat{p}_f - p_f|}{p_f} \times 100\%.$$

表 1 本文中算法所估计的结果 ($M = 200$)

Table 1 Results estimated by the proposed algorithm ($M = 200$)

N_r	$\hat{\mu}_f$	$\hat{\sigma}_f^2$	$\hat{p}_f$	迭代次数	相对误差 e
50	3.2920	0.3657	1.3482×10^{-3}	275	0.1283%
200	3.2848	0.5224	1.3416×10^{-3}	204	0.6142%
500	3.2830	0.4659	1.3454×10^{-3}	164	0.3305%
2000	3.2782	0.6319	1.3533×10^{-3}	71	0.2551%

图 1 给出了 $N_r = 200$ 时的仿真结果与迭代次数之间的关系. 另外, 通过选择不同的 M 进行仿真, 可以得出这样的结论: 随着 M 的不断增大, 其对初始 IS 密度函数参数的影响不断减小. 由于对初始 IS 密度函数参数进行预估的工作是近似的, 因此, 无需将 M 选择的太大而增加预抽样的时间. 利用标准 MCS 方法所估计的结果如表 2 所示.

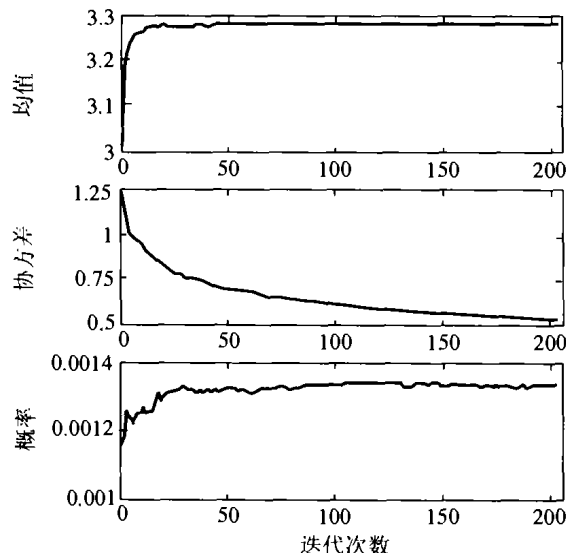


图 1 仿真结果与迭代次数之间的关系

Fig. 1 Relationship between simulation results and iterative number

表 2 标准 MCS 方法所估计的结果

Table 2 Results estimated by standard MCS method

仿真次数	$\hat{p}_f$	相对误差 e
5×10^4	1.4600×10^{-3}	8.1562%
2×10^5	1.4550×10^{-3}	7.7858%
10^6	1.3390×10^{-3}	0.8075%

6 结论 (Conclusion)

本文采用 AIS 算法处理了不确定控制系统的概率鲁棒性分析问题, 并对已有的基于条件均值及协方差的 AIS 算法进行了改进. 首先, 采用了一种递归的条件众数估计算法来产生一组使得系统性能不可接受的样本. 然后, 利用这组样本来估计初始高斯型 IS 密度函数的参数, 并执行随后的迭代仿真过程. 而且, 文中也给出了一种迭代计算性能不可接受概率的方法及收敛判据, 从而降低仿真结果的波动性以及终止自适应抽样过程. 最后, 仿真结果也验证了本文方法的有效性.

参考文献 (References):

- [1] GREEN M, LIMEBEER D J N. *Linear Robust Control* [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1995.
- [2] BLONDEL V D, TSITSIKLIS J N. A survey of computational complexity results in systems and control [J]. *Automatica*, 2000, 36(9): 1249 - 1274.
- [3] STENGEL R F, RAY L R, MARRISON C I. Probabilistic evaluation of control system robustness [J]. *Int J Systems and Sciences*, 1995, 26(7): 1363 - 1382.
- [4] BARMISH B R, LAGO A C M. The uniform distribution: A rigorous justification for its use in robustness analysis [J]. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 1997, 10(3): 203 - 222.
- [5] KHARGONEKAR P P, TIKKU A. Randomized algorithms for robust control analysis and synthesis have polynomial complexity [C] // *Proc of IEEE Conference on Decision and Control*. NJ: IEEE Press, 1996: 3470 - 3475.
- [6] TEMPO R, BAI E W, DABBENE F. Probabilistic robustness analysis: Explicit bounds for the minimum number of samplings [J]. *Systems and Control Letters*, 1997, 30(5): 237 - 242.
- [7] VIDYASAGAR M. Statistical learning theory and randomized algorithms for control [J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1998, 18(6): 69 - 85.
- [8] CALAFIORE G, DABBENE F, TEMPO R. Randomized algorithms for probabilistic robustness with real and complex structured uncertainty [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2000, 45(12): 2218 - 2235.
- [9] RUBINSTEIN R Y. *Simulation and the Monte-Carlo method* [M]. New York: John Wiley & Sons, 1981.

- [10] BUCHER C G. Adaptive sampling-An iterative fast Monte Carlo procedure [J]. *Structural Safety*, 1988, 5(2): 119 - 126.
- [11] Au S K, Beck J L. A new adaptive importance sampling scheme for reliability calculations [J]. *Structural Safety*, 1999, 21(2): 135 - 158.
- [12] STADLER J S, ROY S. Adaptive importance sampling [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1993, 11(3): 309 - 316.
- [13] CHERNOFF H. A measure of asymptotic efficiency for test of hypothesis based on the sum of observations [J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1952, 23(4): 493 - 507.

作者简介:

吴淮宁 (1972 —), 男, 1992 年于山东建材学院自动化系获学士学位, 同年进入西安交通大学信控系自控专业学习, 1997 年 6 月获博士学位, 其后至 1999 年 7 月在北京理工大学从事博士后研究工作, 现为北京航空航天大学自动化学院测控系副教授, 主要研究领域为鲁棒控制与滤波、可靠控制、模糊控制等, E-mail: huainingwu@163.com;

蔡开元 (1965 —), 男, 1980 年考入北京航空航天大学本科, 分别于 1984、1987 年、1991 年在北航获得学士、硕士、博士学位, 现为北京航空航天大学自动化学院教授、博士生导师, 教育部“长江学者奖励计划”特聘教授, 主要从事计算机系统可靠性、智能控制、模糊技术等方面的研究, E-mail: kycai@buaa.edu.cn.

2004 年第 23 届中国控制会议 会议纪要

由中国自动化学会控制理论专业委员会主办的第 23 届中国控制会议于 2004 年 8 月 11 日至 13 日在美丽的江南水乡无锡市举行. 本次会议由上海交通大学、华东理工大学、江南大学承办, IEEE 控制系统协会 (IEEE/CSS)、日本仪器与控制工程师协会 (SICE, Japan)、韩国控制自动化与系统工程学会 (ICASE, Korea)、中国科学院数学与系统科学研究院系统科学研究所、上海市自动化学会协办.

作为专业委员会工作的一项重大改革, 本次会议的组织工作主要由承办单位具体负责, 控制理论专业委员会在挂靠单位中科院数学与系统科学研究院的指导与支持下, 与上海交通大学、华东理工大学和江南大学进行了愉快的合作. 通过积极认真筹备, 本次会议共收到投稿论文 434 篇, 是中国控制会议自 1979 年首届会议以来的 25 年间收到投稿论文最多的一次. 经过控制理论专业委员会组织专家评审, 录用论文 346 篇, 会议论文集由华东理工大学出版社正式出版. 这次会议的论文集将被 INSPEC 收录.

本次会议注册人数达到 356 人, 是中国控制会议历史上规模最大的一次, 其中据不完全统计, 来自国外, 包括美国、日本、韩国、英国、加拿大、新加坡、苏丹、利比亚的注册代表 24 人, 香港地区代表 5 人, 两者合计占代表总数的 8% 以上. 国内控制界的 5 位中国科学院院士郭雷、陈翰馥、冯纯伯、黄琳、吴宏鑫齐聚会场, 共同对会议的决策、导向献计献策.

会议开幕式于 2004 年 8 月 11 日上午在无锡紫京会议中心报告厅召开. 开幕式由大会组织委员会副主席、江南大学纪志成教授主持. 无锡市委书记王荣、江南大学党委书记简大均出席了开幕式, 他们分别介绍了无锡市和江南大学的发展现状及未来的发展蓝图. 开幕式上国际自动控制联合会执委、大会总主席陈翰馥院士回顾了当年关肇直先生为推动控制理论和应用在中国的发展, 联合控制界知名人士提议于 1979 年召开了第一届全国控制理论与应用学术年会 (中国控制会议的前身). 如今新一届控制理论专业委员会继续加强中国控制会议对理论与应用两方面的推动作用, 并积极致力于中国控制会议的国际化, 使中国控制会议有了新的突破与发展. 中国自动化学会副理事长、大会程序委员会主席席裕庚教授汇报了第 23 届中国控制会议的程序和组织工作, 中国自动化学会控制理论专业委员会主任程代展教授汇报了控制理论专业委员会的年度工作及对中国控制会议发展的设想和展望.

本次大会特别邀请了 6 位国内外知名学者做大会报告, 他们分别是美国 MIT 的 Dimitri P. Bertsekas 教授 (美国工程院院士)、日本东京大学的 Yoichi Hori 教授、华东理工大学的王行愚教授、美国 Illinois 大学的 Mark W. Spong 教授 (IEEE Fellow, IEEE/CSS 主席)、美国 Texas 大学的 Frank L. Lewis 教授 (IEEE Fellow) 和上海交通大学的吕勇哉教授 (IEEE Fellow). 报告内容涉及控制理论及其在行走机器人、电动汽车、金融市场等领域的应用, 反映了这些前沿领域的最新进展和重要成果.

由于论文数量多, 这次会议首次安排了张贴论文. 根据会议时间安排和会场情况, 安排了 208 篇口头报告, 81 篇张贴论文和一个研讨会 (Round table discussion). 口头报告分 40 个专题小组, 包括 7 个邀请组报告, 4 个为 English Session. 本次会议继承和发扬了中国控制会议严谨求实的传统, 坚持以学术交流为会议的中心任

(下转第 822 页)