

文章编号: 1001-0920(2007)11-1264-05

## 基于克隆选择调节算法的 IIR 数字滤波器设计

洪 露<sup>1</sup>, 沈记全<sup>2</sup>, 穆志纯<sup>1</sup>

(1. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083; 2. 河南理工大学 计算机科学与技术学院, 河南 焦作 454000)

**摘 要:** 在克隆选择算法的基础上, 结合独特型免疫网络理论中抗体间的自适应动态调节思想, 提出一种新的免疫算法——克隆选择调节算法(CSAA), 并用于 IIR 数字滤波器的设计. 该算法能更好地保持解的多样性及收敛速度快, 有效地避免了早熟现象. 对多个典型系统进行随机仿真并与其他方法进行比较研究, 结果表明, 该算法在多模态搜索空间中具有更好的全局收敛性和稳定性, 是一种有效可行的 IIR 数字滤波器设计方法.

**关键词:** 克隆选择算法; IIR 数字滤波器; 多样性

中图分类号: TP18

文献标识码: A

### Design of IIR digital filter based on clonal selection adjustment algorithm

HONG Lu<sup>1</sup>, SHEN Ji-quan<sup>2</sup>, MU Zhi-chun<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

2. School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China.

Correspondent: MU Zhi-chun, E-mail: mu@ies.ustb.edu.cn)

**Abstract:** Based on the clonal selection algorithm, with the combination of the dynamic adjustment idea between antibodies of the idiotypic immune network theory, a new immune algorithm, the clonal selection adjustment algorithm (CSAA), is proposed and applied to the design of IIR digital filter. CSAA has preferable diversity and converging speed and can avoid prematurity effectively. Random simulation based on some typical systems is compared with that of other methods. The simulation results show that the proposed approach has preferable global convergent ability and stability in multi-modal search space, and is a feasible and high efficiency design method for the design of IIR digital filter.

**Key words:** Clonal selection algorithm; IIR digital filter; Diversity

### 1 引言

数字滤波器的设计一直是信号处理中的重要研究课题之一<sup>[1]</sup>. 与 FIR (Finite Impulse Response) 数字滤波器相比, IIR (Infinite Impulse Response) 数字滤波器可用较少的阶数获得很高的频率选择性, 具有良好的幅频响应特性, 被广泛应用于通信、控制、生物医学、计算机网络、雷达和声纳等领域. IIR 数字滤波器的设计是一个多维变量寻优问题, 通常误差曲面存在大量局部极小. 因此, 用 IIR 数字滤波器设计的传统梯度下降法易陷入局部极小, 其性能对步长和初始状态有很大的依赖性. 近年来, 已有不少国内外学者将现代启发式随机优化算法用于 IIR 数

字滤波器的设计, 其中最具代表性的有遗传算法<sup>[2]</sup> (GA), 模拟退火算法<sup>[3]</sup> (SA) 和禁忌搜索算法<sup>[4]</sup> (TS) 等. 然而这些优化算法也存在不足, 如 GA 受其全局选择机制和交叉算子影响, 种群存在向单一模式收敛的趋势, 不同模式不易长期并存, 即种群模式缺乏多样性, 容易出现早熟现象, 且收敛速度慢, 优化效果不甚理想<sup>[5]</sup>. TS 和 SA 算法采用的是一种基于邻域的搜索机制, 算法的性能对搜索空间的初始点依赖很大.

受生物免疫系统信息处理机制启发而发展起来的启发式搜索算法——人工免疫算法 (AIA), 因其固有的多样性、自适应性、记忆和学习等特性, 已在组合优化、机器学习、异常和故障诊断、网络入侵检

收稿日期: 2006-07-03; 修回日期: 2006-11-07.

基金项目: 北京市教委重点学科共建项目 (XK100080537).

作者简介: 洪露 (1975—), 男, 湖南株洲人, 博士生, 从事人工免疫、智能控制等研究; 穆志纯 (1952—), 男, 天津人, 教授, 博士生导师, 从事系统建模、智能控制等研究.

测、神经网络设计、工业生产等领域取得了令人瞩目的成果<sup>[6]</sup>。

本文基于免疫学中克隆选择和独特型免疫网络的相关原理,提出一种新的人工免疫算法——克隆选择调节算法(CSAA),并将其用于 IIR 数字滤波器的设计。仿真结果表明,与其他算法相比,该方法具有良好的优化效果和较快的收敛速度,避免了局部收敛,为 IIR 数字滤波器的设计提供了一种新的思路。

### 2 克隆选择调节算法

生物免疫系统具有强大的信息处理能力,其中克隆选择学说和独特型免疫网络理论是免疫学中两个最重要的基本原理。De Castro<sup>[7]</sup>提出的克隆选择算法是近年来比较典型的一种免疫克隆选择算法,它的出现标志着从免疫自身机理出发开发智能优化算法解决优化问题的开始。但在克隆过程中,被选择的抗体受制于亲和力成熟过程,而且克隆的父代与子代间只有信息的简单复制,并没有不同信息的交流,算法中没有体现抗体之间的促进与抑制动态调节机制,从而导致算法搜索过程中出现群体多样性的缺乏以及抗体的选择不具有随机性,即仅有适应度改善的抗体或克隆被保存,这隐含着算法可能陷入局部极小<sup>[8]</sup>。因此,克隆选择学说与独特型免疫网络原理结合,更能合理地反映免疫系统与抗原之间的作用机制。对此,本文提出了克隆选择调节算法(CSAA)。该算法采用实数编码,避免了二进制中的编码和解码运算,提高了计算效率;通过设立记忆单元,引入克隆抑制机制,加快了抗体亲和力成熟的速度;为提高算法对局部极值点的逃逸能力,采用柯西变异算子对克隆进行变异;引入基于浓度和亲和力的随机选择策略对抗体种群进行补充更新,以体现抗体间的促进与抑制动态调节机制,增加种群的多样性,避免早熟现象。

不失一般性,设抗体群  $X = \{ X_1, X_2, \dots, X_N \}$ ,  $X(0)$  表示初始种群;抗体空间为  $S$ ;抗体  $X_i = \{ x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{il} \}$ ,其中:  $x_{ik} \in [a_i, b_i], i = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, l, N$  为抗体群中抗体的个数,  $l$  为抗体中变量的个数;  $f(X_i)$  为归一化后抗体  $X_i$  的亲和力;采用一种基于抗体间欧氏距离及亲和度的方法计算抗体相似度和浓度,记抗体  $X_i$  和  $X_j$  的欧氏距离为  $ED(i, j)$ ,亲和力分别为  $f(X_i)$  和  $f(X_j)$ ,给定适当常数  $\alpha > 0, \beta > 0$ ,若满足下式:

$$\begin{cases} ED(X_i, X_j) < \alpha \\ |f(X_i) - f(X_j)| < \beta \end{cases}, \quad (1)$$

则称抗体  $X_i$  和  $X_j$  相似。记与抗体  $X_i$  相似的抗体的个数为  $Sim(X_i)$ ,则抗体  $X_i$  的浓度为

$$D(X_i) = Sim(X_i) / N.$$

下面给出 CSAA 算法实现的具体步骤:

Step1: 随机生成  $N$  个抗体的初始种群  $X(0)$ 。

Step2: 计算每个抗体的亲和力  $f(X_i)$ ,如果最大的亲和力值大于记忆阈值  $\theta_m$ ,则该抗体迁移到记忆单元,然后比较记忆单元中是否有其相似性抗体,如果有,则进行克隆抑制  $T_r$  操作,删除其中亲和度小的抗体。

Step3: 判断是否满足终止条件,终止条件可设定为亲和力所能达到的阈值或迭代次数。若满足,则终止迭代,确定当前记忆单元中的最佳个体作为算法最终的解,否则继续。

Step4: 抗体克隆  $T_c$ 。根据亲和力的大小,对每个抗体进行克隆,按下式计算每个抗体的克隆规模  $C_i$ <sup>[9]</sup>:

$$C_i = \text{Int} \left( N^c \frac{f(X_i)}{\sum_{i=1}^N f(X_i)} \right). \quad (2)$$

其中:  $N^c = \sum_{i=1}^N C_i$  是总的克隆规模,  $\text{Int}(\cdot)$  为取整函数。克隆后,种群变为  $X^c(t) = \{ X, X_1^c, X_2^c, \dots, X_N^c \}$ ,  $X_i^c$  为抗体  $X_i$  的克隆子群。

Step5: 克隆变异  $T_m$ 。为保留抗体的原始信息,只对抗体克隆子群  $X_i^c$  中所有抗体按下式进行柯西变异:

$$x_i^c(j) = x_i^c(j) + \partial \exp(-f(X_i)) C(0, 1), \quad (3)$$

从而实现算法对解的局部搜索。该变异算子比高斯变异算子有更强的摆脱局部极值点的能力。式(3)中:  $x_i^c(j)$  ( $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, l$ ) 是抗体  $X_i^c$  变异后的第  $j$  个分量;  $C(0, 1)$  是中心值为 0,比例系数为 1 的柯西分布随机变量;  $\partial \in (-1, 1)$  是个体的变异率;  $f(X_i)$  是抗体  $X_i$  的亲和力。每个变量变异后仍处于其定义域内。式(3)说明抗体的变异程度和亲和力成反比。变异后的抗体群为  $X^{cm}(t) = \{ X, X_1^{cm}, X_2^{cm}, \dots, X_N^{cm} \}$ 。

Step6: 克隆选择  $T_s$ 。对于每个克隆子群  $X_i^{cm}$ ,若存在变异后抗体  $Y_i = \{ X_{ik}^{cm} \mid \max(f(X_{ik}^{cm})) \}, k = 1, 2, \dots, C_i, i = 1, 2, \dots, N$ ,有

$$f(Y_i) > f(X_i), X_i = Y_i, \quad (4)$$

则用  $Y_i$  取代抗体  $X_i$ ;否则  $X_i$  不变,从而更新抗体群,得到抗体群  $X(t) = \{ X_1, X_2, \dots, X_n \}$ ,种群数仍为  $N$ 。

Step7: 免疫选择  $T_b$ 。为保证抗体的多样性,提高算法的全局搜索能力,模拟免疫系统动态平衡维持机制,体现免疫系统的亚动力学特点,即随机产生  $d$  个抗体替代抗体群  $X(t)$  中亲和力较低的  $d$  个抗

体, 抗体  $X_i$  被选择进入下一代的几率为

$$p(X_i) = \frac{f(X_i) \exp\left(-\frac{D(X_i)}{w_p}\right)}{\sum_{j=1}^N f(X_j) \exp\left(-\frac{D(X_j)}{w_p}\right)} \quad (5)$$

式中:  $w_p$  为调节因子,  $f(X_i)$  为抗体  $X_i$  的亲密度,  $D(X_i)$  为抗体  $X_i$  的浓度. 式(5)体现了抗体选择的不确定性特征及独特型免疫网络理论中抗体之间的促进和抑制动态调节机制. 从上式可以看出, 当抗体浓度较高时, 亲和度高的抗体被选中的概率就小; 而当抗体浓度不高时, 亲和度高的抗体被选中的概率就大. 这样既保留了优秀抗体, 又可减少相似抗体的选择, 从而确保了抗体的多样性.

重复执行 Step2 ~ Step7, 直到算法满足结束条件, 记忆单元中的最佳抗体即为所求解.

### 3 基于 CSAA 的 IIR 数字滤波器设计

IIR 数字滤波器的输入输出关系和相应的传递函数通常可描述为

$$y(k) + \sum_{j=1}^M b_j y(k-j) = \sum_{i=0}^L a_i x(k-i) \quad (6)$$

$$H(z) = \frac{A(z)}{B(z)} = \frac{\sum_{i=0}^L a_i z^{-i}}{1 + \sum_{j=1}^M b_j z^{-j}} \quad (7)$$

式中:  $x(k)$ ,  $y(k)$  分别是滤波器的输入和输出;  $a_i$ ,  $b_j$  分别是滤波器输入和输出的延迟系数;  $M$  ( $M \leq L$ ) 是滤波器的阶次. IIR 数字滤波器的设计原理如图 1 所示.

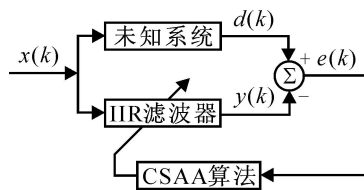


图 1 IIR 数字滤波器设计原理

图中  $d(k)$  和  $y(k)$  分别为理想 IIR 数字滤波器的输出和设计 IIR 数字滤波器的输出. 本文的 IIR 数字滤波器的优化设计是利用 CSAA 算法优化一组滤波器系数  $w$ ,  $w = [a_i, b_j]$ ,  $i = 0, 1, \dots, L$ ,  $j = 1, 2, \dots, M$ , 使得某目标函数  $J(w)$  达到最小. 通常采用的  $J(w)$  是均方误差函数 (MSE), 即

$$J(w) = \frac{1}{P} \sum_{k=1}^P [d(k) - y(k)]^2 \quad (8)$$

式中  $P$  为频率采样点数. 显然, 这是一个多维变量寻优问题.

在实际仿真中发现, 当直接运用上述误差函数时, 由于事前没有设定系统函数极点的位置,  $H(z)$

的某些极点可能会位于单位圆外, 即有  $|z_p| > 1$ , 使得所设计的滤波器不稳定. 为克服不稳定极点对系统的影响, 本文对误差函数进行了改进<sup>[10]</sup>. 设单位圆外的极点数为  $n$ , 原误差函数为  $J(w)$ , 则改进后的 IIR 数字滤波器的误差函数为

$$(w) = J(w) + w_p n \quad (9)$$

式中  $w_p$  为误差系数. 当不稳定的极点数  $n$  增加时, 对误差函数的影响也会增大, 因此选择合适的  $w_p$ , 通过式(9), 可将单位圆外的极点“拉回”单位圆内, 直到  $n = 0$ . 经过多次仿真实验, 取  $w_p = 100$  比较合适. 本文中, 抗体由滤波器系数  $[a_i, b_j]$  组成, 采用实数编码, 结构编码如表 1 所示. 适应度函数  $f(w)$  为改进误差函数的函数, 即

$$f(w) = \frac{1}{1 + (w)} \quad (10)$$

表 1 抗体结构编码

$a_0$	$a_1$	...	$a_L$	$b_1$	$b_2$	...	$b_M$
-------	-------	-----	-------	-------	-------	-----	-------

### 4 仿真实验

为充分验证本文所提 CSAA 算法在 IIR 数字滤波器设计中的性能, 对下面两个典型的降阶 IIR 数字滤波器设计的例子进行了随机仿真实验研究.

**实验 1** 未知系统和 IIR 数字滤波器的传递函数分别为

$$H(z) = \frac{0.05 - 0.4z^{-1}}{1.0 - 1.1314z^{-1} + 0.25z^{-2}}$$

$$H_m(z) = \frac{a_0}{1 + b_1 z^{-1}}$$

**实验 2** 未知系统和 IIR 数字滤波器的传递函数分别为

$$H(z) = \frac{-0.3 + 0.4z^{-1} - 0.5z^{-2}}{1 - 1.2z^{-1} + 0.5z^{-2} - 0.1z^{-3}}$$

$$H_m(z) = \frac{a_0 + a_1 z^{-1}}{1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}}$$

实验 1 中, 采用的滤波器是降阶的, 因此它的误差曲面存在多个极值, 其误差曲面如图 2 所示. 误差函数的最优解位于  $(a_0, b_1)^* = (-0.311, -0.906)$ , 全局最小误差函数  $(w)^* = 0.2772$ ; 另一局部解位于  $(a_0, b_1) = (0.114, 0.519)$ , 当初始解  $w$  接近该局部解时, 基于传统梯度的算法很难搜索到全局最优解. 实验 2 中, 误差曲面函数同样存在多个极值, 仿真显示其最优解为 0.0559.

输入信号  $x(k)$  采用高斯白噪声, 暂不考虑外部干扰的影响.  $P = 150$ ,  $w_p = 100$ . CSAA 算法中, 初始群体规模  $N = 80$ , 记忆阈值  $m = 0.1$ , 克隆总数  $N^c = 400$ , 变异率  $\partial = 0.01$ , 式(5)中调节因子  $w_p = 3$ , 每代随机抗体更新数  $d = 20$ . 采用 CSAA 对两个

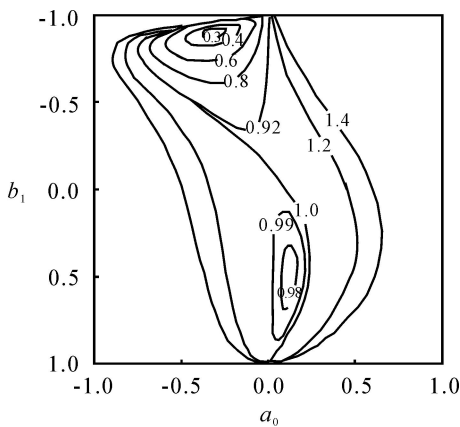


图 2 滤波器 1 误差曲面图

仿真例子各运行 40 次随机试验,每次都随机选择滤波器系数  $w$ . IIR 数字滤波器设计的统计结果如表 2 所示.

表 2 IIR 数字滤波器设计结果

IIR 滤波器 1 参数					
	$a_0$	$b_1$	MSE		
平均值	- 0.312	- 0.905	0.279		
方差	1.42e-6	2.33e-7	4.22e-6		
IIR 滤波器 2 参数					
	$a_0$	$a_1$	$b_1$	$b_2$	MSE
平均值	- 0.391	- 0.073	- 0.224	- 0.571	0.058
方差	0.002	0.001 6	1.79e-4	3.96e-4	3.41e-7

由此可见,CSAA 算法可以稳定地、全局最优地设计 IIR 数字滤波器,且对随机初值具有很强的鲁棒性.因此 CSAA 算法是设计 IIR 数字滤波器的一

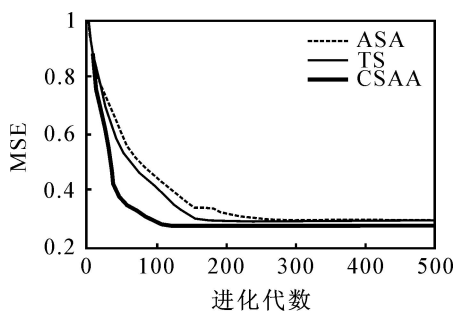


图 3 实验 1 的 MSE 结果

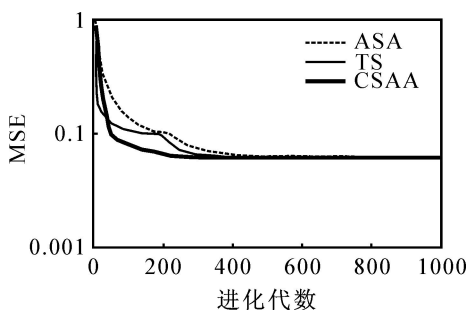


图 4 实验 2 的 MSE 结果

种有效方法.

此外,为了进一步说明 CSAA 算法的稳定性和快速性,针对上例,将本文算法与文献[3]中的自适应模拟退火算法(ASA)和文献[4]中的禁忌搜索算法(TS)进行了比较研究.实验 1 和实验 2 的 40 次平均 MSE 的运行结果分别如图 3 和图 4 所示.3 种算法的全局收敛次数和平均收敛时间的统计结果如表 3 所示.

表 3 3 种算法实验统计结果

	实验 1			实验 2		
	ASA	TS	CSAA	ASA	TS	CSAA
全局收敛次数/次	29	36	40	27	35	40
平均收敛时间/s	112.6	92.5	63.2	142.3	127.4	84.8

由以上实验结果和统计结果可知,CSAA 算法由于其出色的多样性及记忆功能,在系统的稳定性、全局收敛性和收敛速度等方面比 TS 和 ASA 算法表现出了更好的性能.

### 5 结 语

本文提出了将 CSAA 算法用于 IIR 数字滤波器的设计,该算法不仅包含克隆选择原理及克隆抑制机制,而且包括抗体间促进和抑制动态调节思想及动态平衡维持机制,更好地反映了免疫系统对抗原的作用机制.仿真实验表明,与其他算法相比,该算法能更好地保持解的多样性,有效地克服了早熟问题,而且收敛速度快,在 IIR 数字滤波器优化设计中保证了系统的稳定性,达到了全局寻优和快速收敛的目的,显示出了更好的性能.算法的实际应用,与现有方法的结合以及如何进一步提高滤波器的设计质量,将是下一步的研究工作.

### 参考文献(References)

[1] 刘益成,孙祥娥.数字信号处理[M].北京:电子工业出版社,2004.  
(Liu Yi-cheng, Sun Xiang-e. Digital signal processing [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.)

[2] Ng S C, Leung S H, Chung C Y, et al. The genetic search approach: A new learning algorithm for adaptive IIR filtering [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1996, 13(6): 38-46.

[3] Chen S, Istepanian R H, Luk B L. Digital IIR filter design using adaptive simulated annealing [J]. Digital Signal Processing, 2001, 11(3): 241-251.

[4] Kalinli A, Karaboga N. A new method for adaptive IIR filter design based on tabu search algorithm[J]. Int J of

- Electronics and Communications, 2005, 59 (2): 111-117.
- [5] 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.  
(Chen Guo-liang, Wang Xu-fa, Zhuang Zhen-quan, et al. Genetic algorithm and applications [M]. Beijing: Post and Telecom Press, 1996.)
- [6] 丁永生, 任立红. 人工免疫系统: 理论与应用[J]. 模式识别与人工智能, 2000, 13(1): 52-59.  
(Ding Yong-sheng, Ren Li-hong. Artificial immune system: Theory and applications [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2000, 13 (1): 52-59.)
- [7] De Castro L N, Von Zuben F J, et al. Learning and optimization using the clonal selection principle [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems, 2001, 6(3): 239-251.
- [8] 黄席樾, 张著洪, 胡小兵, 等. 现代智能算法理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.  
(Huang Xi-yue, Zhang Zhu-hong, Hu Xiao-bing, et al. Theory and application of modern intelligent algorithm [M]. Beijing: Science Press, 2005.)
- [9] De Castro L N, Timmis J. An artificial immune network for multi-modal function optimization [C]. Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Honolulu, 2002: 699-704.
- [10] Karaboga N, Cetinkaya B. Design of minimum phase digital IIR filters by using genetic algorithm [C]. Proc of the 6th Nordic Signal Processing Symposium. Espoo, 2004: 29-32.

(上接第 1263 页)

- [6] Smith M F. Evaluation: Review of the past, preview of the future [J]. Evaluation Practice, 1994, 15 (2): 215-227.
- [7] 余雁, 梁樑. 基于 Nash 均衡约束的竞争性评估方法研究[J]. 管理科学学报, 2006, 9(1): 8-13.  
(Yu Yan, Liang Liang. Study of competitive assessment approach based on restriction of Nash equilibrium [J]. J of Management Science in China, 2006, 9(1): 8-13.)
- [8] 郭亚军, 易平涛. 一种基于整体差异的客观组合评价方法[J]. 中国管理科学, 2006, 14(3): 60-64.  
(Guo Ya-jun, Yi Ping-tao. Whole diversity-based reasoning for objective combined evaluation [J]. Chinese J of Management Science, 2006, 14(3): 60-64.)
- [9] 易平涛, 郭亚军. 双方冲突特征下多评价结论协商组合方法[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(11): 63-72.  
(Yi Ping-tao, Guo Ya-jun. A method of multi-evaluation conclusions bargaining combination under the feature of conflict [J]. System Engineering Theory and Practice, 2006, 26(11): 63-72.)
- [10] 邱苑华. 群组决策特征根法[J]. 应用数学和力学, 1997, 18(11): 1027-1031.  
(Qiu Wan-hua. An eigenvalue method on group decision [J]. Applied Mathematics and Mechanics, 1997, 18(11): 1027-1031.)

## 第 19 届中国过程控制会议征文通知

第 19 届中国过程控制会议是中国自动化学会过程控制专业委员会主办、北京化工大学承办、北京自动化学会和控制工程编辑部协办的全国性学术会议。会议拟定于 2008 年 7 月下旬在北京召开。大会组委会现向全国同行发出会议通知, 竭诚欢迎各位专家、学者、研究生踊跃投稿。

征文范围及投稿要求请登录会议网站 <http://cpcc2008.buct.edu.cn>