

基于并行人工免疫算法的变精度属性约简

郝晓丽, 谢克明

HAO Xiao-li, XIE Ke-ming

太原理工大学 计算机学院, 太原 030024

Taiyuan Technology University, Taiyuan 030024, China

E-mail: haoxiaoli2006@sina.com

HAO Xiao-li, XIE Ke-ming. Variable precision attribution reduction based on parallel artificial immune algorithm. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(21): 173-176.

Abstract: In order to avoid local optimization in attribution reduction with traditional artificial immune algorithm, we produce parallel artificial immune algorithm which has self-adaptive characteristic, and apply it to variable precision attribution reduction. In the algorithm, we construct similar-taxis operator, dissimilation operator and optimization operator. In similar-taxis operator, we can realize parallel searching in several sub-population. In dissimilation operator, we can exchange optimized antibodies' information among sub-population to maintain its diversity. In optimization operator, we can distribute the optimized individuals into each sub-population to realize span evolution. At the same time, the introduction uncertain measurement H^{VPRS} as evaluation factors can adjust cross probability and mutation probability. At last, the example of fault diagnose shows that the rule sets acquired by the algorithm has better accuracy rate and coverage rate, and satisfy the requirement in fault diagnose.

Key words: parallel artificial immune algorithm; self-adaptive; variable precision; attribution reduction

摘要: 为了避免传统的人工免疫算法在属性约简时陷入局部最优解, 提出了具有自适应特性的并行人工免疫算法, 并且运用该算法进行粗糙集的变精度属性约简。该算法构造了趋同算子, 异化算子和传优算子, 利用“趋同”算子的分布性特点实现多个子种群的并行搜索, 利用“异化”算子来交换种群之间优秀个体的信息, 维持种群的多样性, 利用“传优算子”把当前最优抗体分配到各个子群体当中, 实现群体跨越式进化。在各个算子操作过程中, 为了从准确度和覆盖度两方面来度量生成的规则集合的不确定性, 引入了不确定量度 H^{VPRS} 作为评价因子, 并以此为依据, 自动调整抗体的交叉概率和变异概率, 使得算法不仅具有自适应的特性, 而且所提取的规则集具有较高的覆盖能力和泛化能力。最后通过某发电厂发电机级故障诊断的实例, 表明该算法获得的故障诊断规则集合具有较高准确度和覆盖度, 满足了实际故障诊断中的要求。

关键词: 并行人工免疫算法; 自适应; 变精度; 属性约简

文章编号: 1002-8331(2007)21-0173-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP18

1 引言

粗糙集理论是一种新型的处理模糊和不确定知识的数学工具, 目前已成为机器学习、数据挖掘等方面的新方法^[1]。其中, 属性约简属于 NP 问题, 因此成为粗糙集理论研究的重要问题之一。目前的研究是采用启发式算法获得一个最优或近似最优的解, 如基于差别矩阵的属性约简策略^[2], 和加权平均属性重要度的启发式算法^[3]。另外, 遗传算法和传统的人工免疫算法作为一种有效的全局寻优技术也被广泛应用在最优属性约简中, 如以属性重要性作为启发式信息, 结合遗传算法获得决策表中一个最小的相对约简集合^[4], 和基于克隆选择的粗糙集属性约简方法^[5], 在多模态优化上的应用取得了一定效果。

但是由于传统的人工免疫算法和遗传算法都存在着严重的缺陷, 即容易陷入局部最优的平衡态, 使得算法最终搜索的

结果往往不是全局最优解而是局部最优解, 从而影响了属性约简的结果。因此, 本文在传统的人工免疫算法的基础上, 提出了自适应并行人工免疫算法。该算法构造了多个子群体和三个算子, 分别为趋同算子, 异化算子和传优算子。在各个子群体内部进行趋同操作, 并行搜索局部最优解。并且当每一代进化结束后, 子群体之间进行异化操作, 即分别从每个子群体中选择 N_k 个抗体参加全局的竞争, 实现子群体之间的信息交换, 从而得到最优解。每进化若干代后再通过传优算子把当前最优个体分配到各个子群体中去。交换子群体之间优秀个体所携带的优良信息来打破子群体内部的暂平衡状态进入更高的平衡状态。从本质上说, 这种改进的免疫算法是一种并行免疫算法, 能加快进化速度, 防止早熟。同时, 为了提高并行人工免疫算法的自适应性及提取的属性约简集合在实际故障检测中的应用, 本文构

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60374029); 高等院校博士学科点专项科研基金(the China Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education under Grant No.20060112005); 山西省留学人员基金(No.2004-18)。

作者简介: 郝晓丽(1973-), 博士生, 主要研究方向为人工智能, 进化计算, 故障检测等; 谢克明, 教授, 博士生导师, 主要研究方向智能控制等。

造变精度粗糙模型,引入分类误差精度 $\beta(0.5 < \beta \leq 1)$,在寻找最优个体的过程中运用不确定量度 H^{VRS} 作为评价因素,自动调整抗体的交叉概率和变异概率,该算法的提出不仅具有自适应性,而且可以从准确度和覆盖度两方面度量所获取的规则集合的不确定性。

2 变精度粗糙集规则的不确定量度

基本 RS 理论是在保持分类不变的前提下,通过知识约简,导出问题的决策或分类规则。由于基本 RS 理论是严格按照等价类进行分类的,因此,当应用到更广泛的对象数据集时,无法保证有较理想的结果。变精度粗糙集是对标准粗糙集理论的一种扩展,它通过设置阈值参数 β ,使得知识的约简在保持原系统的相容度不变的情况下,选择出对于决策属性的 β 相对依赖性最小的条件属性子集,放松了标准粗糙集理论对近似边界的严格定义。

2.1 β 粗糙集

在一个决策表中,条件属性与决策属性之间的因果关系可以表示为粗糙决策规则。从数据中发现这种规则,正是粗糙集数据分析的目标。若 $Q \subseteq C, X_i \in U/Q = \{X_1, \dots, X_s\}, Y_j \in U/d = \{Y_1, \dots, Y_t\}, M_i = \{Y_j | X_i \cap Y_j \neq \emptyset\}$,则有如下定义:

定义 1 设 $M_i = \{Y_{j_1}, Y_{j_2}, \dots, Y_{j_m}\}, m \leq t$, 则称如下规则: $x \in X_i \rightarrow \bigvee_{1 \leq k \leq m} (x \in Y_{j_k})$ 为由 Q 到 d 的粗糙决策规则。

规则 $x \in X_i \rightarrow x \in Y_j$ 常记为 $X_i \rightarrow Y_j$, 同时,记 $Q \xrightarrow{\beta} d \subseteq U/Q \times U \rightarrow d$ 为 Q 到 d 的 β 粗糙规则集,且有 $(X_i \rightarrow Y_j) \in (Q \xrightarrow{\beta} d) \Leftrightarrow X_i \subseteq Q^{\beta-d}(Y_j)$; 记 $Q \xrightarrow{\beta-d} d = \{(X_i \rightarrow Y_j) \in (Q \xrightarrow{\beta} d) \mid X_i \subseteq Q^{\beta-d}(Y_j)\}$ 为 β 一致性规则集合,称集合 $V_i = \cup \{X \in U/Q \mid \exists Y \in U/d, (X \rightarrow Y) \in Q \xrightarrow{\beta-d} d\}$ 为 β 粗糙规则集合 $Q \xrightarrow{\beta} d$ 的正域, U/V_i 为 β 粗糙规则集合的边界域。

2.2 规则的评价和规则的不确定性

对于一个决策规则 $X_i \rightarrow Y_j$ 而言,一般可用两个指标来评价其优劣:准确度和覆盖度,其定义分别为:

$$\alpha_{i,j} = \frac{|X_i \cap Y_j|}{|X_i|} \text{ 和 } \lambda_{i,j} = \frac{|X_i \cap Y_j|}{|Y_j|}$$

规则的准确度反映了当规则的前件成立时规则后件成立的可能性。当规则度小于 1 时,说明在满足规则的条件时,有多个可能的结论,这反映了规则的不致性。规则的覆盖度是同时满足规则前件和后件的数据对象在满足规则后件的数据对象中所占的比重。若覆盖度过小,说明规则的代表度不够,从而表现出一定的随机性,这种随机性过大,则其对新数据对象的分类预测能力会大大下降。我们希望得到的是既有高的准确度,又有高的覆盖度的规则,也就是说,我们希望不一致性和随机性这两种不确定性因素均在不同程度上得到消除。

2.3 规则的不确定量度

论文通过分析粗糙决策规则集合的不确定性量度问题,构造了基于信息熵的可变精度粗糙规则集的不确定量度 H^{VRS} ,它可以从准确度和覆盖度两方面度量粗糙规则集合的不确定性。

定义 2 给定论域 U 及 $C \cup D = A, Q \subseteq C, U/Q = \{X_1, \dots, X_s\}, U/d = \{Y_1, \dots, Y_t\}$ 且有 $0.5 < \beta \leq 1$, 标准粗糙规则集的正域, $V_0 = X_1 \cup \dots \cup X_s$ 。变精度粗糙规则集的正域 $V_i = V_0 \cup X_{c+1} \cup \dots \cup X_{c+b}$, 则基于信息熵的可变精度粗糙规则集的不确定性量度为:

$$H^{VRS} = H_1 + H_2 + H_3 = \sum_{i \in c} \frac{|X_i|}{|U|} \lg \frac{|U|}{|X_i|} + \sum_{c < c+b} \frac{|X_i|}{|U|} \lg \frac{|U|}{|X_i|} + \frac{|UV_1|}{|U|} \lg |U| \quad (1)$$

式中 H_1 用来量度标准粗糙集意义下的一致性规则的随机性, H_2 用来量度准确度不低于阈值 β 的“几乎一致性”规则的随机性。对不一致性较强的规则视为不一致规则,通过给这些不一致规则赋以最大的随机性来量度它们的不一致性,即认为 UV_1 中的每个对象均各自对应一条随机规则,因此式(1)中的 H_3 包含了不一致规则在信息熵意义下的最大不稳定性。

在并行人工免疫算法中,本论文用具有一定噪声容忍度的不确定量度 H^{VRS} 作为属性选取的评判标准来求取属性约简。一般来讲, H^{VRS} 越小,说明粗糙规则集的不确定度越小,所选择的属性子集越好。

3 基于并行人工免疫算法的变精度属性约简

3.1 并行人工免疫算法原理

由于免疫算法和遗传算法都是仿生进化算法,具有相通之处,因此借鉴遗传算法中采用并行机制避免局部收敛的思想。本文通过多个子群体和三个算子的构造,提出了具有自适应特性的并行人工免疫算法。

在算法开始时,所有的抗体进行全局搜索,并形成若干个子种群,即产生初始群体及多个子种群。

定义 3 趋同算子:在子种群范围内,抗体为成为胜者而竞争的过程叫做趋同。趋同操作是在各个子种群范围内进行的,它是抗体为成为胜者而竞争的过程。

定义 4 异化算子:在整个解空间内,各子种群间为成为胜者而竞争,不断地探测解空间中新的抗体,这个过程叫异化。

异化有两个含义:(1)在该算法中,为了打破子种群内部的暂平衡状态,防止算法陷入局部最优,每进化一代后,分别从各个子种群中选择 N_h 个抗体参加全局的竞争,实现子群体之间的信息交换。(2)被释放的抗体在全局范围内重新进行搜索并形成新的临时种群。重新开始新一轮的趋同和异化操作。

定义 5 传优算子:为了保留每代种群中的最优抗体,并且充分利用最优抗体,发挥其指导搜索作用,每进化若干代后,把当前子群体中的最优个体分配到其它所有子群体中,实现群体跨越式进化。

3.2 基于并行人工免疫算法的变精度粗糙规则集的形成过程

(1)预处理:将数据库中的初始数据信息转换为粗糙集形式,并明确条件属性和决策属性;

(2)属性相对约简:在保持系统分类能力不变的前提下,选择尽可能少的条件属性来表示决策规则。本文将基于信息熵量度的粗糙决策规则挖掘方法,运用自适应并行人工免疫算法来求取属性相对约简。

算法 1

输入:决策表 $S = (U, C \cup D, V, f), C = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, 阈值 $0.5 < \beta \leq 1$; 群体规模 n 。相应的评价因子为 H^{VRS} 。

输出:属性子集 $C' \subseteq C$

①识别抗原;对问题及其解的特性进行分析和了解,由于算法不能直接运用问题解,所以首先必须把问题解的表示型转化为抗体基因型,即进行抗体编码。

②种群初始化和抗体编码: 将条件属性空间 $Q_c=2^n$ 经过二进制编码产生原始抗体, 长度为 n 的二进制串, 基因位码值取 1 代表包含对应的属性, 取 0 代表不包含该属性, 由此在解空间随机散布 n 个二进制编码抗体作为初始种群 $A(k)$ 。

③抗体评价: 在算法进化过程中, 当有些抗体的规模达到一定程度后, 而又不是最优解, 就要对其进行限制, 以防止过早收敛。本算法采用抗体浓度来抑制规模比较大又不是最优解的抗体, 以不确定量度 H^{VPRS} 作为度量亲和度的指标, 以期望繁殖率作为评价抗体的标准。

为提高该算法在实际工程中的应用, 本文构造变精度粗糙模型, 运用不确定量度 H^{VPRS} 作为每个抗体的评价因子。

抗体的亲和力: 用于表明两抗体之间的相似度。第 v 个抗体和第 w 个抗体之间的亲和力为:

$$\alpha_{v,w} = 1 - \lg \frac{H^{VPRS}(v)}{H^{VPRS}(w)} \quad (2)$$

式中, $H^{VPRS}(v)$, $H^{VPRS}(w)$ 分别是第 v 个抗体和第 w 个抗体的不确定量度, 当 $\alpha_{v,w}$ 为 0 时说明两抗体相同。同样, 抗体和抗原之间的亲和力定义为:

$$\alpha_v = \frac{1}{1+d_v} \quad (3)$$

其中, d_v 表示抗体与抗原之间的差异程度, 一般采用海明离来度量。当 $d_v=0$ 时, $\alpha_v=1$, 表明抗体和抗原非常匹配, 该抗体是最优解。

抗体的浓度用于表示某个抗体以及与其很相似的抗体群的规模。第 v 号抗体的浓度 C_v 为

$$C_v = \frac{1}{N} \sum_{w=1}^N b_{v,w} \quad (4)$$

式中 $b_{v,w} = \begin{cases} 1, & \alpha_{v,w} \leq \alpha_v \leq b\alpha_{v,w} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$, a 和 b 为调节系数, a 比 1 稍小, b 比 1 稍大。采用调节系数使浓度计算不只考虑相同抗体, 还考虑相似抗体, 更有利于限制浓度较大的抗体。

④抗体的选择操作: 计算种群 $A(k)$ 中每个抗体的亲合度, 并计算抗体的浓度, 基于抗体浓度的概率公式(4)选择其中的 m 个亲和力最高的抗体作为免疫记忆抗体保留, 得到抗群 $B(k)$ 。

⑤抗体的趋同操作: 抗群 $B(k)$ 中的 m 个抗体在趋同半径内进行趋同操作, 产生抗体群 $D(k)$ 。趋同操作可细化为交叉操作和变异操作。交叉操作将抗体群 $B(k)$ 中的抗体 v 和 w 抗体随机两两配对, 并按交叉概率 P_c 进行交叉操作。然后对抗体群 $C(k)$ 中的抗体 P_m 进行突变操作, 即对每个抗体, 按照一定的变异概率进行变异操作, 得到抗体群 $D(k)$ 。

在人工免疫算法中, 交叉概率、变异概率是决定算法性能的主要因素。因此本文提出参数自动调整的具有自适应特性的并行免疫算法, 即当种群个体亲和力趋于一致或陷入局部最优时, 提高交叉概率和变异概率等参数, 以跳出局部最优; 当群体多样性保持得比较好时, 则降低交叉概率和变异概率等参数, 有利于优良个体的保存。主要免疫参数有交叉概率 P_c 和 P_m 变异概率, 其计算公式如下:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{(\alpha_{\max} - \alpha')}{\alpha_{\max} - \alpha_{\text{avg}}}, & \alpha' > \alpha_{\text{avg}} \\ k_2, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

$$P_m = \begin{cases} k_3 \sin\left(\frac{\pi}{2} * \frac{\alpha_{\max} - \alpha}{\alpha_{\max} - \alpha_{\text{avg}}}\right), & \alpha > \alpha_{\text{avg}} \\ k_4, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

其中, α_{\max} : 每代群体中最大的亲和力值, α_{avg} : 每代群体的平均亲和力值, α : 要变异个体的亲和力值, α' : 参与交叉的两个个体中较大的亲和力值。

⑥选择异化个体: 单个子种群经过一定时间的进化容易陷入平衡状态, 在该算法中, 为打破这种状态, 每进化一代, 都需要选取每个子种群中通过趋同算法得到的最优抗体, 与另一子种群进行异化操作。

⑦抗体的异化操作: 通过异化算子, 将两个子种群中选取的最优抗体进行相互竞争, 交换所携带的最优信息, 以打破子种群内部的平衡态。

⑧抗体的传优操作: 算法要求每经过 k 代, 就执行传优操作, 所以判断当前的代数是否为 k , 如果不够, 则不执行传优操作, 让代数加 1; 否则, 通过传优算子执行传优操作。

⑨判断是否满足约束条件: 当算法得出最优解或达到事先设定的最大进化代数时, 算法就结束, 并输出求解结果, 否则继续往下执行, 返回步骤(3)。

(3)发现规则: 在约简后的决策表中发现规则。形成的粗糙集规则集应为

$$Q \xrightarrow{\beta} d = \{X_i \rightarrow Y_j | i=1, 2, \dots, s, j=1, 2, \dots, t, X_i \cap Y_j \neq \emptyset\}$$

其中确定性规则集:

$$Q \xrightarrow{\beta-\text{det}} d = \{X_i \rightarrow Y_j | i=1, 2, \dots, s, j=1, 2, \dots, t, X_i \in V_1, X_i \cap Y_j \neq \emptyset\}$$

算法 2

输入: 一个得到化简的决策表 $S^*=(U, C^*Ud, V, f)$ 和 $0.5 < \beta \leq 1$ 。

输出: 变精度粗糙规则集 $Q \xrightarrow{\beta} d$ 。

(1)输入一条条件属性 $C1$ 。

(2)对于决策表 S^* :

①找出与 $C1$ 属性值相同的元素个数 N 。

②对每一个不同的决策属性值, $d_j(j=1, 2, \dots, t)$ 求出与 $C1$ 和 d_j 的值都相同的元素个数 M_j , 并求出 $a_j=M_j/N(j=1, 2, \dots, t)$ 。

③判断是否存在某一 $a_j \geq \beta$, 如果是, 则转④, 否则, 则转⑤。

④判断规则 $C1 \rightarrow d_j$ 是否在规则表中, 如果不在, 则输出该确定性规则, 并转步骤(3)。否则, 直接转步骤(3)。

⑤判断规则 $C1 \rightarrow \bigvee_{0 < \alpha_j < \beta} Y_j$ 是否在规则表中, 如果不在, 并转步骤(3)。否则, 直接转步骤(3)。

(3)判断是否输完所有条件属性值。如果不是, 则跳转执行(1), 否则, 终止计算。

4 算例

在这里, 选择某电厂发电机组的不同运行状态构造知识表达系统进行属性约简。表 1 为汽轮机轴系某测点下由振动状态构造的决策表 $S=(U, CUd, V, f)$, 每组样本提取了 10 个条件属性和 1 个决策属性, 其中条件属性 X_1, \dots, X_{10} 分别表示测点振动数据在不同频谱区间的最大幅值, 由于其是连续变化的, 因此采用模糊聚类方法进行离散化处理, 将每个属性离散为高、中、低 3 种状态, 分别用 1、2、3 表示; 决策属性 d 为实际运行的状况, 分别用 0、1 来表示状态正常与否。

取适当的精度 $\beta=0.9, m=15$, 对知识运用上述算法进行约简处理, 有 6 个最简特征属性子集分别为: $M_1=\{s_6, s_7, s_8, s_9\}, M_2=\{s_3, s_7, s_8, s_{10}\}, M_3=\{s_7, s_8, s_9, s_{10}\}, M_4=\{s_3\}, M_5=\{s_9\}, M_6=\{s_3, s_4, s_6, s_7, s_8\}$ 相应的信息熵, $H_{M_1}^{VPRS}=0.1708, H_{M_2}^{VPRS}=0.3743, H_{M_3}^{VPRS}=0.2478,$

表1 数据量化后形成的决策表

U	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	d
1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	0
2	1	1	2	1	1	1	1	2	1	1	0
...											
49	1	1	2	1	2	3	2	2	2	2	1
50	1	1	2	1	2	2	2	2	2	2	1

$H_{M4}^{VPRS} = 0.4367, H_{M5}^{VPRS} = 0.4128, H_{M6}^{VPRS} = 0.1937$ 取其中信息熵最小的条件属性子集 M_1 , 它对应的所有规则均相容不得, 无须添加新的特征属性, 直接进行决策规则的约简和极小化处理, 最后可获得 8 条知识规则。

对表 2 中的规则集, 再通过设置数据覆盖度阈值可将一些过于琐碎的规则屏蔽掉, 只保留比较强壮的规则, 若取 $\lambda=0.3$, 则保留的规则为规则 1, 2, 5, 6, 7, 8。

表2 变精度粗糙规则集

	x_6	x_7	x_8	x_9	d	准确度	覆盖度
1	1	*	*	*	0	1.00	0.43
2	*	*	*	3	0	0.95	0.71
3	*	*	*	4	0	1.00	0.22
4	*	*	3	*	0	0.17	0.13
5	2	2	1	*	0	0.61	0.52
6	3	*	*	2	1	0.80	0.50
7	*	1	*	2	1	0.27	0.36
8	2	*	2	*	1	0.75	0.18

5 结论

本文研究了基于粗糙集理论和具有自适应特性的并行人工

免疫算法相结合的数据挖掘方法, 把信息论应用于属性约简中。在算法中提出的趋同、异化和传优三种操作算子, 解决了传统人工免疫算法在进化后期搜索停滞不前的问题; 交叉概率和变异概率算式的提出增强了该算法的自适应性; 同时将不确定量度 H^{VPRS} 作为抗体的评价因子, 使得所提取的规则集具有较高的覆盖能力和泛化能力。通过对某电厂发电机组故障诊断的实例验证, 表明在具有自适应特性的并行人工免疫算法的优化策略作用下, 提取的规则集具有较高准确度和覆盖度, 从而为基于现场情况的进一步故障诊断提供了理论依据。

(收稿日期: 2006 年 11 月)

参考文献:

- [1] 王国胤. Rough 集理论与知识获取[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2001: 155-156.
- [2] 王珏, 王任, 苗夺谦, 等. 基于 Rough Set 理论的“数据浓缩”[J]. 计算机学报, 1998, 21(5): 393-400.
- [3] 石峰, 张永清. 一种改进的粗糙集属性约简启发式算法[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(4): 478-481.
- [4] 代建华, 李元香. 粗集中属性约简的一种启发式遗传算法[J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(2): 1287-1290.
- [5] 梁霖, 徐光华. 基于克隆选择的粗糙集属性约简方法[J]. 西安交通大学学报, 2005(11).
- [6] 朱克敏, 陶志. 并行遗传算法在粗糙集属性约简中的应用[J]. 沈阳工程学报, 2005(3).
- [7] 于达仁, 胡清华, 鲍文. 融合粗糙集和模糊聚类的连续数据知识发现[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(6): 205-210.

2007 年全国高性能计算学术年会征文通知

National Annual Conference on High Performance Computing, HPC China 2007

2007 年 10 月 26-28 日深圳·明华国际会议中心

<http://www.siat.ac.cn/hpcchina2007>

由中国计算机学会高性能计算专业委员会主办, 中国科学院深圳先进技术研究院承办的“2007 年全国高性能计算学术年会”将于 2007 年 10 月 26 日至 28 日在深圳召开。全国高性能计算学术年会是中国高性能计算领域一年一度的盛会, 为相关领域的学者提供交流合作、发布最前沿科研成果的平台, 并将有力促进中国高性能计算的发展。会议的学术内容及展览涵盖高性能计算应用特征分析、数据模拟与仿真、高性能计算机系统、网格应用、并行算法等多个领域。本届会议的主题是展示和推广高性能计算技术在各学科和领域的应用。欢迎从事高性能计算及相关研究的专家、学者踊跃投稿。

会议内容:

- 1、大会特邀报告(Keynote)
- 2、学术报告(Paper Session)
- 3、圆桌会议(Round-table)
- 4、高性能计算应用相关的培训(Tutorial)
- 5、企业和科研院所最新技术的介绍、展览会议

论文涉及的主要领域:

- 1、高性能计算应用特征分析
- 2、数据模拟与仿真(数字城市、水利工程、CAE、航空航天、气候、地球物理、生物化学等)
- 3、高性能计算软件及算法
- 4、网格技术及其应用
- 5、高性能计算机体系结构
- 6、其他高性能计算相关领域

投稿须知:

1、论文应是未发表的研究成果, 语言要求中文, 格式请参照《计算机研究与发展》(<http://crad.ict.ac.cn/fkzgya.htm>)。

2、务必附上第一作者简历(姓名、性别、出生年月、出生地、职称、学位、研究方向等)、通信地址、邮政编码、联系电话和电子邮箱, 并注明论文所属领域。

3、会议录用论文将在《计算机研究与发展》(正刊/增刊)或会议论文集上发表。被《计算机研究与发展》录用的文章投稿声明(<http://crad.ict.ac.cn/xzx/htm>)需在录用后传真到会务组, 版面费自理。

4、论文通过电子邮件提交至: hpcchina2007@siat.ac.cn。

重要日期:

- 1、论文提交截止时间: 2007 年 08 月 26 日
- 2、论文录用通知时间: 2007 年 09 月 26 日
- 3、排版稿件截止时间: 2007 年 10 月 16 日

联系方式:

中国科学院深圳先进技术研究院 朱定局

电话: 0755-26803533 13266867589

传真: 0755-26803589

E-mail: dj.zhu@siat.ac.cn; zhudingju@ncic.ac.cn

会议主席: 樊建平(中国科学院深圳先进技术研究院院长)

程序委员会主席: 陈国良(中国科学技术大学中国科学院院士)