

遗传算法在构建犯罪预警积分模型中的应用

闫盼盼,陈丕炜,曹圣山,王琦,吕可波,高翔

(中国海洋大学 数学科学学院,山东 青岛 266100)

摘要:通过建立线性积分模型,研究犯罪嫌疑人的分类分级问题,实现对犯罪行为的预警。将积分模型参数的确定归结为目标函数非解析的最佳参数识别问题,并利用遗传算法得到最佳参数。为了克服传统遗传算法的早熟现象和局部收敛问题,文中提出了一种具有改进的交叉算子和变异算子的遗传算法。改进的遗传算法可加快算法收敛速度,从而缩短寻找最优解的时间,提高算法的效率。数值实验结果表明,改进遗传算法用于犯罪嫌疑人的分类分级问题寻找最佳参数有更高的运行效率,建立的积分模型对犯罪嫌疑人的分类分级具有较好的准确率。

关键词:犯罪预警;积分模型;遗传算法;参数识别

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2016)07-0142-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2016.07.030

Application of Genetic Algorithm in Construction of Criminal Early Warning Cumulative Model

YAN Pan-pan, CHEN Pi-wei, CAO Sheng-shan, WANG Qi, LÜ Ke-bo, GAO Xiang

(School of Mathematical Science, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

Abstract: By establishing the linear cumulative model, it studies the classification of the criminal suspects to realize the early warning of criminal activity. The cumulative model parameters determined come down to solving a target function non-analytic of the parameters identification problem, and use genetic algorithm to solve this model getting the optimal parameters. In order to overcome premature and local convergence of traditional genetic algorithm, it puts forward an improved genetic algorithm with a modified crossover operator and mutation operator in this paper. Improved genetic algorithm can speed up the convergence rate, thus shortening the time to find the optimal solutions and improving the efficiency of full instructions. The experimental result shows that improved genetic algorithm applied to criminal suspects has better operating efficiency to solve optimal parameters classification problem, and this cumulative model has good accuracy.

Key words: criminal early warning; cumulative model; genetic algorithm; parameters identification

0 引言

近年来,量化的犯罪情报分析越来越受到重视,相关部门积累的数据也为此奠定了基础。90年代犯罪情报分析开始纳入警方的日常工作,主要关注犯罪可能发生的时间和地点、数量和模式,让警方预先布防,有效地减少犯罪^[1-2]。刘小娟等采用灰色系统理论开展犯罪总量预测的研究^[3-5],秦立强等提出了对我国整体治安状况进行综合预警的社会治安预警指标体系^[6],这些研究对犯罪嫌疑人的分类分级问题的指导性有限。现有的积分模型存在以下问题:

(1)选择积分模型的属性特征指标时,对犯罪嫌

疑人的关联关系刻画不够;

(2)依靠主观认识给出属性指标积分分值的大小;

(3)未区分指标本身和指标重要性的差别;

(4)积分模型的本质是确定危险程度的高低顺序,原有积分模型的得分仅由个人行为确定,缺乏群体行为间的相互影响度量,易出现个别因素得分过高的不合理现象,影响模型的准确率。

文中研究构建最佳参数的犯罪预警积分模型,提取较好衡量犯罪嫌疑人危险程度的特征信息并将其科学化,通过构建参数识别模型反映指标重要性的最

收稿日期:2015-09-24

修回日期:2015-12-29

网络出版时间:2016-05-25

基金项目:国家自然科学基金资助项目(11071228)

作者简介:闫盼盼(1989-),女,硕士研究生,研究方向为数学建模及其数值解法研究;曹圣山,通讯作者,教授,研究方向为数学建模及其数值解法研究。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160525.1709.060.html>

佳参数,在达到较好准确率的同时实现犯罪嫌疑人的分类分级。

文中用遗传算法求解参数识别问题,利用其全局搜索能力得到最佳参数。一般遗传算法包含三个基本算子:繁殖、交叉和变异。交叉是通过交换个体某位基因产生新的基因组来限制遗传信息的丢失,变异是防止寻优过程中过早收敛于不成熟期^[7-8]。曹道友等采用了改进的交叉算子,根据个体间的相似度决定是否进行交叉操作^[9]。刘东平等采用单点迭代式的交叉概率和变异概率来改进遗传算法^[10]。在此基础上,文中尝试构建两点迭代的交叉概率和变异概率,加快算法收敛速度,提高算法的求解质量和效率,从而得到积分模型的最佳参数。实验结果表明该方法是可行的。

1 犯罪预警的积分模型

1.1 特征提取及数据处理

1.1.1 属性特征提取

对任意(有限)集合 A ,用 $|A|$ 表示集合 A 中元素的个数。

根据某市各区县在库犯罪嫌疑人的基本信息、动态统计信息、物流及通讯录信息等警情信息,据犯罪心理学、犯罪行为学等理论,同时兼顾犯罪类别的群体特征以及专业人员的实际经验,例如犯罪的生理依赖程度、地区性犯罪特点等,定性分析提取属性特征指标,最终确定除姓名和身份证号之外的 n 个属性特征指标 $x_j(j=1,2,\dots,n)$ 。其中, M 表示由某市各区县在库犯罪嫌疑人的各类警情信息构成的集合,则 $m=|M|$ 表示在库犯罪嫌疑人的人数; N 表示由在库犯罪嫌疑人的属性信息构成的集合,则 $n=|N|$ 表示属性个数。

1.1.2 数据处理

数据处理包括对数据缺失、数据异常等问题的处理,针对属性及属性含义不同提出不同处理方法。

由于前期数据准备的过程中,数据来自不同的数据库,各数据库信息采集不完全相同,从而导致某些属性的数据缺失;存在部分属性的数据信息完全没有录入和犯罪嫌疑人的静态信息缺失等情况。除此之外,还存在数据异常和属性信息数据覆盖率低、有价值数据较少等情况。

首先,基于现有的数据,对数据进行清洗工作后,最终确定 n 个属性的量化方式。

由于属性及属性含义不同,各属性的取值方式也各不相同,包括数值、文字、字典项等多种数据格式。因此文中模型共采用以下5种不同的量化方法处理原始数据:直接量化、正态量化、统计量化、相对统计量化、反比统计量化。

直接量化:针对特征指标值为数值型的属性,且危险程度与之成正比,则模型中使用原始数据,即 $y_{ij}=x_{ij}$ 。

正态量化:针对特征指标值服从正态分布的属性,采用正态量化,即根据属性 n_j 的样本 $x_{1j},x_{2j},\dots,x_{mj}$ 计算其均值 μ 和标准差 σ ,并由此计算 $y_{ij}=e^{-\frac{(x_{ij}-\mu)^2}{2\sigma^2}}$ 。

统计量化:根据事件发生占样本总体的频数的一种量化方式。首先计算属性 n_j 样本 $x_{1j},x_{2j},\dots,x_{mj}$ 可能的取值 g_1,g_2,\dots,g_s ;然后对每个可能取值 $g_k(k=1,2,\dots,s)$ 计算样本值 $x_{1j},x_{2j},\dots,x_{mj}$ 出现的频数或频率 $h_k(k=1,2,\dots,s)$;最后对 $i=1,2,\dots,m$,如果 $x_{ij}=g_k$,则 $y_{ij}=h_k,k=1,2,\dots,s$ 。

相对统计量化:给定相对向量 $r_k(k=1,2,\dots,s)$,根据事件发生在相关总体中所占比例进行的一种量化方式。首先计算样本 $x_{1j},x_{2j},\dots,x_{mj}$ 可能的取值 g_1,g_2,\dots,g_s ;然后对每个可能取值 $g_k(k=1,2,\dots,s)$ 计算样本值 $x_{1j},x_{2j},\dots,x_{mj}$ 出现的频数或频率 $h_k(k=1,2,\dots,s)$;最后对 $i=1,2,\dots,m$,如果 $x_{ij}=g_k$,则 $y_{ij}=\frac{h_k}{r_k},k=1,2,\dots,s$ 。

反比统计量化:针对特征指标值较少且离散,且其危险程度与发生的频数占样本总体比例成反比的属性,采用反比统计量化。首先计算样本 $x_{1j},x_{2j},\dots,x_{mj}$ 可能的取值 g_1,g_2,\dots,g_s ;然后对每个可能取值 $g_k(k=1,2,\dots,s)$ 计算样本值 $x_{1j},x_{2j},\dots,x_{mj}$ 出现的频数或频率 $h_k(k=1,2,\dots,s)$;最后对 $i=1,2,\dots,m$,如果 $x_{ij}=g_k$,则 $y_{ij}=\frac{1}{h_k},k=1,2,\dots,s$ 。

然后,针对不同类型的原始数据使用上述不同的量化方法。量化针对属性的所有犯罪嫌疑人,从而体现犯罪嫌疑人的关联关系,刻画群体行为间的相互影响。记 $X=F(Z)$,其中 $Z=(z_{ij})_{m \times n}$ 为重点人员原始数据信息, $X=(x_{ij})_{m \times n}$ 为量化后的数据, $F=(f_1,f_2,\dots,f_n)$ 表示指标的量化方式。量化后的数据符合统一均值和统一的标准差。

1.2 建立犯罪预警的积分模型

为评估犯罪嫌疑人的危险程度,实现对犯罪嫌疑人的预警工作,建立如下积分模型:

$$y_i = \sum_{j=1}^n \alpha_j x_{ij}, i=1,2,\dots,m \quad (1)$$

其中, $x_{ij}(i=1,2,\dots,m,j=1,2,\dots,n)$ 为量化后的属性指标值;待定参数 $\alpha_j(j=1,2,\dots,n)$ 表示指标重要性。

对 m 个犯罪嫌疑人以此积分为依据按照积分由高到低进行排序,排序后的人员编号记为(1),(2), $\dots,(m)$ 。

1.3 建立求解参数 $\alpha_j(j=1,2,\dots,n)$ 的参数识别模型

为求解满足积分模型(见式(1))的最佳参数,根据式(1)推送的高危犯罪嫌疑人与近期抓获人员的比对人数,确定参数识别模型。

由于警力原因,难以对所有犯罪嫌疑人进行监督侦查,故给出高危犯罪嫌疑人的比例系数(δ 在此取10%),根据系数 δ 对一定时间段内高危犯罪嫌疑人进行监督侦查。 P 为高危犯罪嫌疑人的各类警情信息构成的集合,其中 $P \subseteq M$, $|P| = [\delta m]$;对给定近期抓获在库人员构成的集合 $Q \subseteq M$,求解 P 与 Q 交集所含元素个数的最大值,此时的参数为积分模型(见式(1))的最佳参数。

记函数:

$$I(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = |P \cap Q| \quad (2)$$

表示由 $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ 确定的积分模型的稳定性,以此作为目标进行优化。

使得函数 $I(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = |P \cap Q|$ 最大的一组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 即模型(1)的最佳参数。即目标函数非解析的参数识别模型为:

$$\begin{aligned} \max I(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \\ \text{s. t} \begin{cases} y_i = \sum_{j=1}^n \alpha_j x_{ij}, i = 1, 2, \dots, m \\ x_{ij} > 0, \alpha_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

求解的一组 $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_n$ 为积分模型的最佳参数,即模型指标的重要性。

2 改进的遗传算法对参数识别模型的求解

2.1 遗传算法

文中选择遗传算法求解上述目标函数非解析的参数识别模型。遗传算法^[11-12](Genetic Algorithm, GA)是一种全局最优搜索算法,被广泛应用于优化、系统识别中的参数估计等领域。遗传算法不需要一定满足目标函数和约束函数的可解性。遗传算法在参数优化中的进展^[13-14]可用来解决文中的参数优化问题。

2.1.1 遗传算法的流程图

通过对上一种群基因的复制、变换和变异,基本的遗传算法产生新种群。算法的处理流程图见图1。

根据“适者生存”“优胜劣汰”的原则,遗传算法通过编码产生初始种群,对个体进行遗传和进化操作。适值函数反映每个个体适应环境的能力,由上代群体中选择下一代种群。

遗传包括交叉和变异:交叉是影响算法收敛性及搜索效率的关键因素,依据交叉准则对两个染色体进行操作,组合两者生成新的后代;变异是染色体自发地产生随机变化,随机改变个体的基因值,使个体呈现多样性。

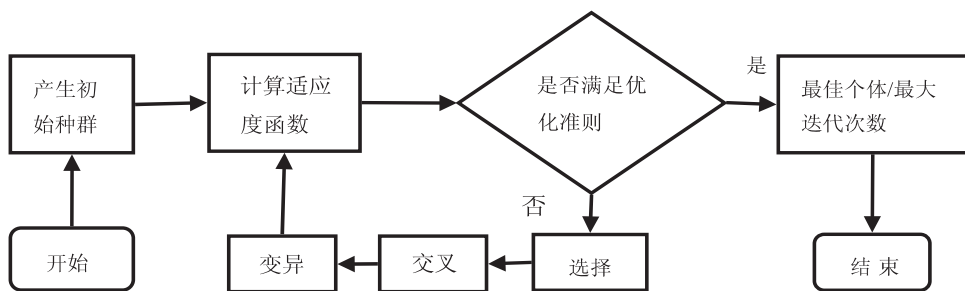


图1 遗传算法的处理流程示意图

2.1.2 遗传算法编码方式

遗传算法只能处理以基因码串形式表示的个体,编码就是把解的参数形式转换成基因码串的形式。遗传算法已有许多种不同形式的编码方法,主要分为三大类:二进制编码、浮点数编码和符号编码。

文中采用二进制编码方法。二进制编码是遗传算法中最重要的一种编码方式,具有编码、解码简单易行,易于交叉和变异操作的优点。

2.1.3 选择初始群体

种群规模影响遗传算法的收敛速度或计算效率。种群规模一般在10~200之间选定。种群生成是随机产生 H 个初始数据,一个数据即为一个个体,相当于拟合模型的一个可行解, H 个个体构成一个群体。遗传算法就是以这 H 个初始数据作为初始点开

始迭代。

2.1.4 遗传算子

遗传算子包括交叉算子、变异算子等。交叉算子(或重组算子)指的是染色体重组,在新复制的群体中随机选取两个个体,随机选取位置,互换从该位置起两个个体的末尾部分。交叉概率一般在0.4~0.99间取值。变异算子相当于生物进化过程中个体的基因突变现象,即改变染色体某个(些)位上的基因。变异概率一般在0.0001~0.1间取值。

2.2 交叉算子和变异算子的改进

由于固定的交叉与变异概率,传统遗传算法不能反映进化的过程,容易出现早熟现象。针对遗传算法的早熟问题,文中对遗传算法固定的交叉概率和变异概率加以改进。较大的交叉概率和较小的变异概率有

利于遗传算法初期保存有用的遗传信息,较小的交叉概率和较大的变异概率有利于遗传算法后期增加个体的多样性,实现算法的全局搜索和克服早熟现象^[10]。刘东平等^[10]提出了自适应的交叉概率 $P_c(T+1) = P_c(T) - \frac{|P_c(1) - 0.6|}{T_{\max}}$ 和变异概率 $P_m(T+1) = P_m(T) + \frac{|0.08 - P_m(1)|}{T_{\max}}$ 。在此基础上,文中尝试采用两点迭代方式构建自适应交叉概率和变异概率。

$$P_c(T+1) = \frac{P_c(T) + P_c(T-1)}{2} - \frac{P_c(T) - 0.4}{T_{\max}} \tag{4}$$
$$P_m(T+1) = \frac{P_m(T) + P_m(T-1)}{2} + \frac{0.1 - P_m(T)}{T_{\max}} \tag{5}$$

其中, T 为遗传代数; T_{\max} 为最大遗传代数; $P_c(T)$ 和 $P_m(T)$ 分别为第 T 代的交叉概率和变异概率。

案例分析如下:
Shubert 函数:

表1 Shubert 函数在两种遗传算法下的实验结果

算法	时间/s	最佳值	成功率/%	平均值	最佳代数	最优解
传统 GA	4.287 646	-186.730 909	94	-186.706 892	131	-186.731
改进 GA	6.438 720	-186.730 909	100	-186.730 909	77	

从算法成功率、平均值方面看,改进遗传算法优于传统遗传算法,且新添加的指标—最佳代数也可体现,改进遗传算法收敛更快,更容易搜索到最优解附近。

2.3 改进遗传算法在参数识别模型中的应用

根据上述案例可以看出,改进遗传算法在算法效率上有一定的提高。文中应用改进遗传算法对参数识别模型参数优化的主要步骤如下:

Step1:对参数识别模型中的参数 α_j 进行初始化和二进制编码,生成初始群体;二进制编码码串长度为 20,种群规模 $K = 10$;经过多次实验后选取 $\frac{1}{3} < \alpha_j < 3 (j = 1, 2, \cdots, 37)$ 为搜索空间。

Step2:遗传算法的参数设定为,初始代数 $T = 1$,初始交叉概率 $P_c(1) = P_c(2) = 0.9$,初始变异概率 $P_m(1) = P_m(2) = 0.01$,最大遗传代数 $T_{\max} = 50$,交叉概率和变异概率分别由式(4)和式(5)确定。

Step3:初始群体解码并代入参数识别模型求解,计算个体适应度 $f_k = I(\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_{37}), k = 1, 2, \cdots, K$ 。

Step4:把适应度(比对人数)最高的个体保存下来,防止因遗传算子操作使优秀基因丢失。

Step5:采用轮盘赌选择方法和单点交叉,经过遗

$$\begin{cases} f(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^5 i \cos((i+1)x_1 + i) \sum_{i=1}^5 i \cos((i+1)x_2 + i) \\ -10 \leq x_i \leq 10, i = 1, 2 \end{cases} \tag{6}$$

在定义域内 Shubert 共有 760 个局部极小值点,其中 18 个点是全局最小值点。全局最小值是 $f_{\min} = -186.731$ 。

传统遗传算法参数选择按照文献[15]中设定。对 Shubert 函数,文中分别用传统遗传算法、改进遗传算法各计算 100 次。算法的性能按照文献[15]中设定,同样从质量和效率两个方面考虑。算法的质量用成功率、最佳值、平均值三个指标来衡量;算法效率用时间指标来衡量。此外,增加另一指标—最佳代数。

其中,时间指标为函数运算 100 次的平均时间。成功率指计算结果中绝对误差小于 0.001 的比例;最佳值是 100 次结果中最小值;平均值是指 100 次结果的平均值。最佳代数为 100 次训练中最佳值所在代数的平均值(若最佳值只出现一次,则为最佳值出现时的代数)。计算结果和比较内容如表 1 所示。

传算子操作产生新群体,根据适应度选择,重插入子群到种群,最终产生新的群体并返回 Step3 进行训练。

Step6:检查是否满足算法终止条件。连续几代最优个体的适应度相等作为算法终止的条件之一;设定的最大遗传代数(T_{\max})作为算法的另一个终止条件。满足上述两个条件中任何一个即可停止算法。

同样分别用传统遗传算法和改进遗传算法各计算 10 次(传统遗传算法交叉概率和变异概率分别取值 0.9 和 0.001)。

其中,时间指标为函数运算 10 次的平均时间。最佳值是 10 次结果中最大值;平均值是指 10 次结果的平均值。最佳代数为 10 次训练中最佳值所在代数的平均值(若最佳值只出现一次,则为最佳值出现时的代数)。结果如表 2 所示。

表2 模型在两种遗传算法下的实验结果

算法	最佳值	平均值	最佳代数	时间/s
传统 GA	249	240.2	21	4 581.2
改进 GA	255	248.4	25	3 894.2

其中,在库犯罪嫌疑人总人数 $m = 20\ 134$,由积分模型给出积分排序前 δ 的人也就是高危犯罪嫌疑人

$|P|=2\ 014$, 近期抓获在库的犯罪嫌疑人 $|Q|=1\ 034$ 。

经过改进遗传算法的运算, 得出该参数识别问题的一组最佳参数:

$$(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_{37}) = (0.656\ 6, 0.979\ 8, 1.868\ 7, 1.949\ 5, 0.414\ 1, 0.737\ 4, 2.515\ 2, 1.868\ 7, 2.191\ 9, 1.626\ 3, 0.656\ 6, 1.626\ 3, 2.191\ 9, 0.818\ 2, 2.434\ 3, 2.838\ 4, 0.899\ 0, 1.787\ 9, 2.272\ 7, 1.303\ 0, 2.919\ 2, 1.626\ 3, 0.494\ 9, 0.656\ 6, 1.303\ 0, 1.141\ 4, 0.656\ 6, 1.626\ 3, 2.596\ 0, 2.515\ 2, 0.575\ 8, 2.272\ 7, 0.899\ 0, 2.191\ 9, 0.737\ 4, 1.787\ 9, 0.575\ 8)$$

将上述最佳参数应用于建立的积分模型, 有效抓获犯罪嫌疑人 $S=255$, 抓获率 $(S/|Q|)$ 为 24.66%。

3 结束语

通过对某市在库犯罪嫌疑人案例分析可以看出, 犯罪预警积分模型的建立可以实现对犯罪嫌疑人的分类分级工作, 提高预测准确率。文中构建的数学模型, 对各属性指标进行科学定量计算, 考虑犯罪嫌疑人之间的关联关系和指标的重要性, 度量群体行为的相互影响、确定模型最佳参数, 从而对积分预警模式提供参考依据。文中使用改进的交叉算子和变异算子, 加快了算法的收敛速度。实验表明, 改进遗传算法可提高传统算法的搜索能力, 加快搜索到更优参数值的速度, 用来求解积分模型的最佳参数有较高的效率。

参考文献:

[1] 王 欣. 治安预测方法与技术比较研究[J]. 中国人民公安大学学报: 自然科学版, 2011, 17(3): 29-35.
[2] 卢晓宾. 我国情报研究活动现状分析[J]. 情报学报, 1994,

13(3): 185-191.
[3] 刘小娟, 高连生. 灰色系统理论在犯罪动态预测中的应用[J]. 中国人民公安大学学报: 社会科学版, 2005, 21(1): 44-48.
[4] 王洪革, 于子建. 基于灰色理论的青少年犯罪预测模型及其应用[J]. 广东培正学院学报, 2005(2): 51-55.
[5] 陈 鹏, 胡诗妍, 罗万杰, 等. 基于灰色-马尔可夫模型的侵财类警情预测研究[J]. 中国公共安全: 学术版, 2014(2): 32-35.
[6] 秦立强, 王 光. 浅谈我国社会治安环境的评价与预警[J]. 统计研究, 2002(4): 28-33.
[7] 陈长征, 王 楠. 遗传算法中交叉和变异概率选择的自适应方法及作用机理[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(1): 41-43.
[8] 焦李成, 保 铮. 进化计算与遗传算法-计算智能的新方向[J]. 系统工程与电子技术, 1995, 17(6): 20-32.
[9] 曹道友, 程家兴. 基于改进的选择算子和交叉算子的遗传算法[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(2): 44-47.
[10] 刘东平, 单甘霖, 张蛟龙, 等. 基于改进遗传算法的支持向量机参数优化[J]. 微计算机应用, 2010, 31(5): 11-15.
[11] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. USA: MIT Press, 1992.
[12] Goldberg D E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning[M]. [s. l.]: Addison-Wesley Professional, 1989.
[13] Deb K. An efficient constraint handling method for genetic algorithms[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2003, 186(2): 311-338.
[14] Deb K, Anand A, Joshi D. A computationally efficient evolutionary algorithm for real-parameter optimization[J]. Evolutionary Computation, 2002, 10(4): 371-395.
[15] 于 洋, 查建中, 唐晓君. 基于学习的遗传算法及其在布局中的应用[J]. 计算机学报, 2001, 24(12): 1242-1249.

2016 全国第十四届嵌入式系统学术会议征文

2016 年全国嵌入式系统学术会议(ESTC 2016)将于 2016 年 10 月 29 日~30 日在上海举办。ESTC 2016 以“安全可信嵌入式系统设计、验证与应用”为主题。会议论文范围包括但不限于: 1. 可信嵌入式计算; 2. 高性能嵌入式计算; 3. 移动计算与情境感知计算; 4. 智能制造与工业控制; 5. 物联网技术; 6. 信息物理融合系统; 7. 嵌入式系统结构; 8. 单片机与智能硬件; 9. 嵌入式操作系统与中间件; 10. 微处理器与微系统技术; 11. 软硬件协同设计与验证; 12. 嵌入式系统安全与可靠性技术; 13. 形式化验证与可信评估; 14. 可靠性模型与预测; 15. 嵌入式系统课程建设与教育; 16. 嵌入式系统应用技术。

投稿地址: <https://easychair.org/conferences/?conf=estc2016>。

投稿截止时间: 英文: 2016 年 7 月 15 日, 中文: 2016 年 8 月 10 日, Poster: 2016 年 9 月 10 日。

论文发表: 录用的英文论文将在 IEEE CPS(EI 检索)或 Springer CCIS(EI 检索)上刊载; 录用的中文论文将全部推荐至《计算机学报》、《软件学报》、《通信学报》、《计算机研究与发展》、《计算机应用与软件》或《计算机技术与发展》、《计算机教育》等期刊; 录用的 Poster 将全部在会上展出并在专委会网站发布。