

# 基于粗糙集的人侵检测方法研究<sup>\*</sup>

## Research on an Intrusion Detection Method Based on Rough Sets

史志才,夏永祥

SHI Zhi-cai, XIA Yong-xiang

(上海工程技术大学电子电气工程学院,上海 201620)

(School of Electronic and Electrical Engineering,

Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**摘要:**为了改善入侵检测系统的性能,常采用特征提取的方法精简初始数据,以减轻系统的处理负荷,提高检测速度。本文首先采用粗糙集理论对入侵检测系统进行了形式化描述,以信息熵作为测度对连续数值属性进行离散化,使用知识约简对入侵检测的属性特征进行提取,通过信息增益控制属性特征的约简过程,有效剔除了冗余特征,减少了系统的处理负荷,提高了系统的检测时效。实验证实所提出的方法使系统对于 PROBING、DoS 等典型攻击的训练时间分别缩短 2.8 和 3.2 倍,而检测速度分别提高 3.3 和 3.8 倍。

**Abstract:** In order to improve the performance of intrusion detection systems, the initial data are usually preprocessed by feature extraction so as to reduce the payload of the system and increase its detection speed. At first the rough set theory is used to give a formal description to the intrusion detection systems. Information entropy is applied to the discretization of continuous numerical attributes. Attribute features for intrusion detection are extracted by knowledge reduction. Information gain is used to control the reduction procedure of attribute features. The redundant features are eliminated effectively. The processing payload of the system is reduced and its detection effect is improved. The experiments justify that the proposed method makes the training time of the system to typical attacks for DoS and PROBING is reduced by 2.8 and 3.2 times. The detection speed of the system for two attacks is increased by 3.2 and 4.5 times.

**关键词:**入侵检测;粗糙集;属性约简;信息熵

**Key words:** intrusion detection; rough set; attribute reduction; information entropy

**doi:** 10.3969/j.issn.1007-130X.2012.02.003

**中图分类号:** TP393.08

**文献标识码:** A

## 1 引言

作为重要的网络与信息安全技术之一,入侵检测技术自问世以来一直得到业界的普遍关注和重

视,并得到广泛应用。但是,随着网速的急剧增长以及海量数据的膨胀,入侵检测系统(Intrusion Detection System,简称IDS)的处理负荷越来越为繁重,严重影响了系统的响应性能,降低了检测效率,所以如何提高IDS的响应性能、确保检测时效

<sup>\*</sup> 收稿日期:2010-07-15;修订日期:2011-03-28

基金项目:上海市教委科研创新项目(09YZ370);上海工程技术大学科技发展基金项目(2011XY16)

通讯地址:201620 上海市松江区龙腾路 333 号上海工程技术大学电子电气学院

Address: School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, 333 Longteng Rd, Songjiang District, Shanghai 201620, P. R. China

一直是该领域的研究重点。解决的有效途径之一是通过特征提取精简原始数据,减轻系统的工作负荷,提高其吞吐率,以期获得理想的响应性能。目前常用的方法是核主成分分析,该方法因涉及低维特征空间到高维特征空间的非线性映射,方法复杂,计算量大。对于IDS而言,其所处理的对象是一个不完备的数据集合<sup>[1]</sup>,该集合包含大量不确定、不精确信息,而粗糙集理论是从这类信息中获取知识的有效方法,知识约简是其中的一个重要环节。通过知识约简可以消除冗余的属性特征,减少系统处理的数据量,缩短模型的训练和检测时间,提高响应速度。因而,许多研究<sup>[2~6]</sup>采用条件信息熵、互信息等作为测度对属性进行约简,不但计算量大,而且往往只是笼统地给出了所选择特征的个数,而没有给出所提取的具体特征;或者只是随机选择一个数据集合进行处理,具有一定的片面性。本文将粗糙集理论与信息论相融合,提出了一种有效的入侵检测方法,对上述问题进行改进,并通过实验证实了方法的有效性。

## 2 粗糙集理论及其对IDS的描述

粗糙集理论是由华沙理工大学Lak Z P教授于1982年提出,用于描述和处理不精确、不完全和不相容知识的数学理论<sup>[7]</sup>。它不需要任何先验信息,能够有效分析和处理不完备、不一致、不精确的数据。该方法已在知识获取、规则提取、决策分析、模式识别等领域获得了广泛应用。

在粗糙集中采用知识表达系统对知识进行表述和处理。一个知识表达系统是一个四元组 $S = (U, A, V, f)$ ,其中 $U$ 是非空对象的有限集合,称为论域; $A$ 是属性的非空集合; $V = \bigcup_{a \in A} V_a$ , $V_a$ 是属性 $a$ 的值域; $f: U \times A \rightarrow V$ 是一个信息函数,它为对象的每个属性赋以一个值,即: $\forall a \in A, \forall x \in U, f(x, a) \in V_a$ 。

决策表是一类特殊而重要的知识表达系统,多数决策问题都可以采用决策表的形式来表达。此时,知识表达系统中的 $A = C \cup D, C \cap D = \emptyset$ ,其中 $C$ 称为条件属性集, $D$ 称为决策属性集;把这种具有条件属性和决策属性的知识表达系统称为决策表。

对于入侵检测而言,检测过程就是根据所获取的大量数据来推测系统行为的过程,也就相当于一个系统的决策过程;而IDS所处理的数据由若干属性特征的值所组成,这些属性特征就相当于决策

表中的条件属性集;而入侵检测的结果可以用取值为布尔量(真或假)的唯一属性来表示,该属性与决策表中的决策属性相对应,所以IDS可以采用决策表进行描述。

设五元组 $S = (U, C, D, V, f)$ 是描述IDS的一个决策表,其中 $U$ 是样本数据的集合, $C$ 非空,它是已知数据的属性特征集(即条件属性集), $U$ 中的每个样本均是由 $C$ 中的各个属性所组成向量的一个实例; $D$ 是决策属性集,它具有唯一的决策属性(亦称为类别属性),即 $D = \{d\}$ ,该属性的取值表示系统的状态(被攻击或者正常)。由于系统状态和网络攻击的复杂性,IDS常常处理的是具有高维属性特征的数据;为了提高系统的检测时效,常采用知识约简对系统所要处理的原始数据中的属性特征进行约简。所谓知识约简,就是在保证系统决策能力不变的情况下,删除其中不相关或不重要的属性。对于某一条件属性 $r \in C$ ,若条件概率 $p(\{d\} | C) = p(\{d\} | C/\{r\})$ ,即条件属性集 $C$ 中的 $r$ 存在与否对于决策属性的取值没有影响,则认为属性 $r$ 是可以被约简的。下面通过信息增益来探讨属性特征的约简方法。

## 3 属性特征的约简

在入侵检测过程中所处理的样本数据常包括连续属性和离散属性,由于粗糙集理论仅能处理离散数据,所以约简属性特征前需要对连续的数值属性进行离散化,然后再对各个离散的属性特征进行约简。样本数据按照约简后的属性特征对入侵检测模型进行训练,得到实用的检测模型。该模型相当于一个分类器,在检测过程中,对获取的网络数据进行分类,以检测出可能发生的网络攻击。这种基于粗糙集入侵检测流程如图1所示,其中连续数值属性的离散化以及属性特征知识的约简均是采用信息熵的相关量作为测度。

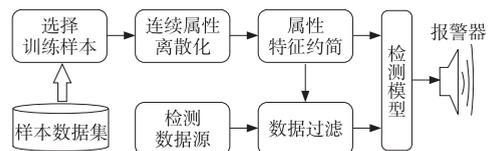


图1 基于粗糙集入侵检测流程

### 3.1 信息熵的基本概念

熵是信息论中的一个重要概念,它常用于度量一个随机变量取值的不确定性(Uncertainty)程度,或者用于描述一个集合取值的不规则(Irregu-

larity)程度。设  $S$  是样本数据的集合,其类别属性  $D$  具有  $k$  个不同的值,其第  $i$  个类别值记为  $D_i$ ,则样本集  $S$  的分类信息熵  $E(S)$  定义为:

$$E(S) = - \sum_{i=1}^k p(D_i, S) \lg p(D_i, S) \quad (1)$$

其中,  $p(D_i, S)$  是指样本集  $S$  中类别属性值为  $D_i$  的样本所占的比例,即:

$$p(D_i, S) = \frac{|\{s \mid s \in S \text{ 且 } s \text{ 的类别属性值} = D_i\}|}{|S|} \quad (2)$$

假设  $X$  是样本空间上的一个条件属性,即  $X \in C$ ,  $X$  将  $S$  分为不相交的  $n$  个子集,即  $S = \bigcup_{i=1}^n S_i$ , 当  $i \neq j$ ,  $S_i \cap S_j = \emptyset$ , 其中:

$$S_i = \{s \mid s \text{ 的 } X \text{ 属性值} = x_i, s \in S, x_i \in \text{value}(X)\} \quad (3)$$

其中,  $\text{value}(X)$  是属性  $X$  取值的集合,则  $S$  被属性  $X$  划分所得到的分类信息熵  $E(X, S)$  可表示为:

$$E(X, S) = \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} E(S_i) \quad (4)$$

条件属性  $X$  相对于样本集  $S$  的信息增益  $IG(X, S)$  定义为:

$$IG(X, S) = E(S) - E(X, S) \quad (5)$$

与热力学中熵的物理意义类似,信息熵可以用来描述一个系统的“无序”程度,熵值越大说明系统中的数据越无序,熵值越小说明系统中的数据越有序,越“纯净”。对于聚类问题,由于熵仅依赖于各个属性的概率,各个属性的取值可以是离散和无序的,所以信息熵非常适合处理具有类别属性的样本数据的聚类问题;根据聚类效果的判断准则,同一聚类中的数据越相似,熵值越小,聚类效果越好。下面通过信息熵的相关概念采用聚类合并的方法对连续数值属性进行离散化。

### 3.2 基于信息损耗的连续属性离散化

连续属性离散化的本质就是利用选取的若干个断点对条件属性所构成的样本空间进行划分,并根据一定准则将相邻的区间进行聚类合并的问题。首先根据条件属性  $X$  的值对样本空间  $S$  由小到大进行排序,设属性  $X$  的不同观察值由小到大依次为  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 则  $n$  个初始区间  $I_1, I_2, \dots, I_n$  构造如下:

$$\left[ x_1, \frac{x_1 + x_2}{2} \right), \left[ \frac{x_1 + x_2}{2}, \frac{x_2 + x_3}{2} \right), \dots, \left[ \frac{x_{n-2} + x_{n-1}}{2}, \frac{x_{n-1} + x_n}{2} \right), \left[ \frac{x_{n-1} + x_n}{2}, x_n \right] \quad (6)$$

其中,每个初始区间只包括一个观察值。极端情况下,当样本集中所有样本的  $X$  属性值均不相同时,初始区间数与样本数相同。

然后对相邻的区间反复进行聚类合并,直到满足一定的判断准则,此时得到的每个区间即对应一个不同的离散值,从而实现了连续属性的离散化。

为了提高区间聚类合并的速度,对于初始化得到的区间  $I_1, I_2, \dots, I_n$ , 若某些相邻的区间具有相同的类别属性则将它们合并为一个区间,从而减少初始区间的个数。

假设每次考虑将  $m$  个相邻区间  $I_{p+1}, I_{p+2}, \dots, I_{p+m}$  进行聚类并加以合并,显然存在多个这样的区间,那么优先选择哪一个区间段进行合并呢? 下面通过信息熵来定义另一个概念:信息损耗,它描述了相邻区间合并前后信息的损失量,并以它作为优先选择某个相邻区间段进行合并的准则。

现考虑将相邻区间段  $I_{p+1}, I_{p+2}, \dots, I_{p+m}$  合并为区间  $I$ , 则合并前的信息熵为:

$$E(I_{p+1}, I_{p+2}, \dots, I_{p+m}) = \sum_{i=1}^m \frac{|I_{p+i}|}{|I|} E(I_{p+i}) \quad (7)$$

其中,  $|I_{p+i}|$ 、 $|I|$  分别表示属性  $X$  的值位于区间  $I_{p+i}$  和区间  $I$  上的样本数。而区间合并成后  $I$  的分类信息熵计算如下:

$$E(I) = E\left(\bigcup_{i=1}^m I_{p+i}\right) = - \sum_{i=1}^k p(D_i, I) \lg p(D_i, I) \quad (8)$$

则区间合并前后的信息损耗为:

$$\text{Infor\_Loss} = E(I) - E(I_{p+1}, I_{p+2}, \dots, I_{p+m}) \quad (9)$$

显然,区间合并前后的信息损耗越小越好。下面以信息损耗作为区间选择的测度,选择信息损耗最小的区间段进行合并,当存在信息损耗最小值相同的多个区间段时,选择样本数最少的区间段进行合并,这样有利于减少离散化过程中的信息损耗<sup>[8]</sup>;然后根据当前步的信息损耗是否大于前一步的2倍作为区间合并过程结束的判断条件;最后,对于得到的每个区间  $[a, b)$  或者  $[a, b]$  内的样本,令其  $X$  属性值为  $\text{int}((a+b)/2)$ , 从而完成了样本中  $X$  属性值的离散化。

### 3.3 基于信息增益的属性知识约简

根据式(1)、式(4)和式(5),可以计算每个条件属性对于样本集的信息增益。依据信息论的观点,被选择的属性特征是因为它能给分类提供较大的信息增益。信息增益  $IG(X, S)$  表示根据属性  $X$

及其属性值对样本数据集  $S$  进行分类后的信息熵的减少量。若选取了某个属性特征只能获得较小的信息增益,相应分类器的性能肯定很差,即原始样本数据集经过分类后其子集仍然具有较大的信息熵,说明其中仍含有许多不确定因素,显然分类的效果并不理想。对于异常入侵检测而言,所选取属性特征的信息增益越大,其检测性能越好。依据上述分析依次计算各个条件属性的信息增益,选择超过某一门限的属性作为分类的依据。

## 4 实验及结果分析

实验采用 AMD Athlon 4400+双核 CPU,主频 2.31GHz,内存 2G。以 KDDcup99 数据集 kddcup.data\_10\_percent\_corrected 中的 494 021 条记录为处理对象<sup>[9]</sup>,每条记录包括 41 个条件属性特征和 1 个类别属性特征;类别属性又分成 5 大类:Normal(正常)、DoS(拒绝服务攻击)、PROBING(扫描或者对其它系统漏洞的攻击)、R2L(从远程计算机进行非授权访问)和 U2R(非授权者得到超级用户权限)。41 个属性特征包括 34 个数值属性和 7 个符号属性,通过对各数值属性特征取值分布的分析发现,34 个数值属性中有 14 个属性仅取有限的几个离散值,所以进一步将数值属性分为连续的数值属性和离散的数值属性,以减少属性离散化的工作量;各种类型的属性特征如表 1 所示,各属性与其序号的对应关系请见文献[9];这样仅有 20 个属性为连续的数值属性,仅这些属性需要离散化。

从 494 021 条记录中随机选取三个数据集,选取数据时适当控制使得三个数据集的交集尽可能地小,以避免数据选择的片面性,使方法具有普适意义,三个数据集分别包括 49 400、41 000、34 500 条记录。离散化时为了加快区间的合并速度,每次选择三个相邻的区间进行合并。

三个数据集中的连续数值属性特征经过离散化后,采用属性知识的约简算法进行约简,分别计算各个属性特征的信息增益。为了使在三个不同数据集上计算的信息增益具有可比性,采用式(10)对每个数据集上得到的信息增益进行归一化,式中

的  $A$  表示全部条件属性特征的集合。

$$\overline{IG}(X,S) = \frac{IG(X,S) - \underset{Y \in A}{\text{Min}}IG(Y,S)}{\underset{Y \in A}{\text{Max}}IG(Y,S) - \underset{Y \in A}{\text{Min}}IG(Y,S)} \quad (10)$$

得到三个数据集上经过归一化的各个属性特征的信息增益后,根据信息增益幅度的变化情况分别选取 0.89、0.8 和 0.6 三个不同的门限值,并以三次实验中信息增益至少有两次以上不小于门限值为条件,对属性特征进行约简,分别得到最终满足条件的 5 个、8 个和 11 个属性特征,具体如表 2 所示。为了保证所处理数据集的完备程度,从原始数据集上提取出的属性特征的数量应控制在一定范围,这可以通过灵活设置不同的门限值来实现,而且这一过程在系统模型训练前进行,不影响模型的检测速度。

表 2 属性特征约简的结果

门限值	属性特征										
0.89	3	5	23	32	33						
0.8	3	5	23	24	29	32	33	34			
0.6	2	3	4	5	23	24	29	32	33	34	36

为了验证本文所提出方法的有效性,采用作者所建立的 SVM 模型<sup>[10]</sup>进行训练和测试。在对模型进行训练和测试前,把 kddcup.data\_10\_percent\_corrected 中的 494 021 条记录分为 49 组,除最后一组外,其它每组数据的记录总数均为 10 084;而且通过数据的有序选取使得第 1 至 48 组数据中各种类型记录的分布一致,具体如表 3 所示,这样保证每组数据中各种类型样本数据的分布与总样本的相似性。

表 3 记录的分布情况

记录类型	数量
normal	1 985
DoS	7 986
Probing	82
R2L	27
U2R	4

从前 48 组数据中随机选择一组作为 SVM 模型的训练数据,分别使用具有 41 个、11 个、8 个和

表 1 各种类型的属性特征

属性类型	属性序号																				
符号属性	2	3	4	7	12	21	22														
离散的数值属性	8	9	10	11	13	14	15	16	17	18	19	20	25	26							
连续的数值属性	1	5	6	10	23	24	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41

5个属性特征的样本数据进行训练,得到不同类型网络攻击的训练时间,如图2所示。从图2中可以看出,训练时间随着属性特征数量的减少明显降低,其中变化幅度最大的是U2R攻击,训练时间下降5.5倍;而变化最小的是PROBING攻击,它的训练时间也下降了2.8倍;但是从11个特征开始,随着特征数量的减少,训练时间的减少趋势逐渐变缓,说明约简更多数量的属性特征对缩短模型训练时间的意义不大。

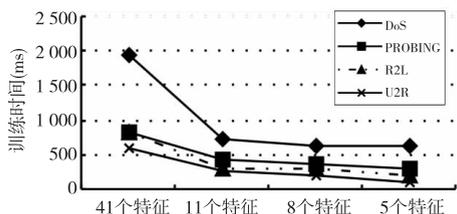


图2 不同特征数下各种类型攻击的训练时间

再从前48组数据中选择与训练数据不同的另外一组作为测试数据,得到三种不同特征数下各种类型网络攻击的检测时间以及检测率,如图3和图4所示,其中检测率的定义如下:

$$\text{检测率} = \frac{\text{正确分类的正常样本数} + \text{正确分类的异常样本数}}{\text{样本总数}}$$

正确分类的正常样本数 + 正确分类的异常样本数 / 样本总数

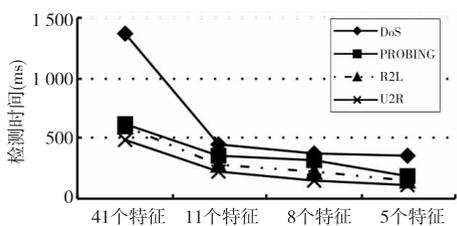


图3 不同特征数下各种类型攻击的检测时间

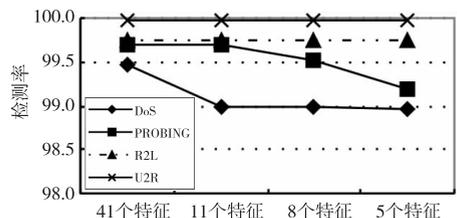


图4 不同特征数下各种类型攻击的检测率

从图4可以看出,随着属性特征数量的减少各种类型攻击的检测率也发生了变化,但幅度很小,变化最大的DoS攻击和PROBING攻击也只减少约0.5%,显然,说明属性特征的减少并没有明显影响系统模型的检测率。但是,从图3可以明显地看出检测时间却发生了很大变化,变化最大的U2R攻击的检测时间下降4.4倍,变化最小的PROBING攻击的检测时间也下降3.3倍,而发生几率最大的DoS攻击的检测时间下降3.8倍。其

中R2L、U2R攻击因在样本数据中所占的比率很低,若个别样本数据被误报或漏报对检测率的影响也很小,所以在不同特征数下这两种类型攻击的检测率几乎没有变化。

## 5 结束语

由于网络系统以及网络攻击的复杂性和多变性,入侵检测相当于一个不完备数据集上的推理过程,这种数据集包含大量不确定、不精确信息,而这种信息非常适合作为粗糙集理论的处理对象,通过知识约简对这种数据集的属性特征进行提取具有方法简单、计算量小、不依赖于先验知识等特点,能够更好地满足入侵检测领域的特殊需求。本文就是利用粗糙集理论的这些特点,将信息论与粗糙集理论相融合,采用信息损耗和信息增益作为测度分别实现了连续数值属性的离散化和属性特征的约简,并通过对多个不同数据集的处理来提高所提取特征的普适性。实验结果表明,本文所提出的方法在检测率几乎保持不变的情况下明显缩短系统模型的训练时间和检测时间;实验也表明,随着特征数的逐渐减少系统模型的训练时间和检测时间将逐渐趋于平稳,即约简更多数量的特征对于提高系统检测速度的作用不大,而且在某种程度上要影响所处理数据的完备程度,进而要影响到系统的检测率。所以,属性特征的约简要有一定的限度,检测模型、训练时间、检测时间、检测率和特征个数之间应存在一个最佳模型,这将有待于进一步研究和探讨。

## 参考文献:

- [1] 史志才,夏永祥. 高速网络环境下的入侵检测技术研究综述[J]. 计算机应用研究,2010,27(3):112-114.
- [2] 熊家军. 信息熵理论与入侵检测聚类问题研究[J]. 小型微型计算机系统,2005,26(7):1163-1166.
- [3] 陈友,沈华伟,李洋,等. 一种高效的面向轻量级入侵检测系统的特征提取算法[J]. 计算机学报,2007,30(8):1398-1408.
- [4] 饶鲜,杨绍全,魏青. 基于熵的入侵检测特征参数选择[J]. 系统工程与电子技术,2006,28(4):599-602.
- [5] 陈波,于冷,吉根林. 基于条件信息熵的网络攻击特征提取技术[J]. 小型微型计算机系统,2008,29(3):428-432.
- [6] Chen You, Li Yang, Cheng Xue-Qi, et al. Survey and Taxonomy of Feature Selection Algorithms in Intrusion Detection System[C]// Proc of the 2nd SKLOIS Conf on Information Security and Cryptology, 2006:153-167.
- [7] Lak Z P. Rough Set Theory and Its Application to Data Analysis[J]. Cybernetics and systems, 1998,29(7):661-688.

- [8] 李刚,李霁伦. WILD:基于加权信息损耗的离散化算法[J]. 南京大学学报(自然科学版),2001,37(2):148-152.
- [9] Lincoln Lab. KDDcup99-Dataset [EB/OL]. [2010-03-05]. <http://kdd.ics.uci.edu/databases/kddcup99/task.html>.
- [10] Xia Yongxiang, Shi Zhicai. An Incremental SVM for Intrusion Detection Based on Key Feature Selection[C]//Proc of the Third Int'l Symp on Intelligent Information Technology Application, 2009:205-208.



史志才(1964-),男,吉林磐石人,博士,教授,CCF 会员(E200006601S),研究方向为计算机网络与信息安全。E-mail: szc1964@163.com

SHI Zhi-cai, born in 1964, PhD, professor, CCF member (E200006601S), his research interests include computer network and information security.

## 《计算机工程与科学》征文通知

《计算机工程与科学》是由国防科技大学计算机学院主办的中国计算机学会会刊,是国内外公开发行的计算机类综合性学术刊物,现为月刊。本刊欢迎关于计算机科学理论、计算机组织与系统结构、计算机软件、计算机应用、计算机器件设备与工艺等学科领域方面的来稿。学术论文、技术报告、综述评论、发展动态等形式不限。

来稿论文必须未发表、未投到其他会议或期刊。

来稿要求和注意事项:

(1) 主题明确、文字精练、语句通顺、数据可靠。

(2) 标题、作者单位、摘要、关键词采用中英文间隔行文;请注明是否基金资助项目论文(注明项目名称和编号),并注明文章中图法分类号。务必附上所有作者中英文简历(姓名、性别、出生年月、籍贯、学位、职称、研究方向)、1寸证件照片(军人请用便服照)、中英文通信地址、联系电话和 Email。

(3) 作者在投稿时须注明是否是 CCF 会员(高级会员、普通会员、学生会会员),若是会员,请注明会员号。第一作者是 CCF 会员的,将享受 8.5 折的版面费优惠。

(4) 来稿请用 WORD 软件编辑,格式为 A4, 40 行×40 列,通栏排版,正文为 5 号宋体,论文长度不得低于 5 个标准版面,并请自留底稿。

(5) 来稿中图形绘制要求工整、清晰、紧凑,尺寸要适当,图中文字用 6 号宋体,线为 0.5 磅。

(6) 每篇论文格式要求:1 引言;……;最后是结束语。引言和结束语中尽量不用图和表。附录应放参考文献之后。参考文献限已公开发表的。

(7) 来稿文责自负,要遵守职业道德,如摘引他人作品,务请在参考文献中予以著录。署名的作者应为参与创作,对内容负责的人。文章发表后,如不同意其他报、刊、数据库等转载、摘编其作品,请在来稿时声明。

(9) 本刊对来稿按 100 元/篇的标准收取稿件审理费。对已决定刊用的稿件按 200 元/页的标准收取版面费。稿件刊登后,按国家有关规定酌致稿酬(含与本刊签约的其他出版物转摘的稿酬),同时赠送当期样刊两本。

联系地址:410073 湖南省长沙市国防科技大学《计算机工程与科学》编辑部

联系电话:0731-84576405

电子邮件:jsjgcykx@163.net

投稿主页:<http://www.joces.org.cn>

联系人:胡慧俐 敬 昱