

# 基于混沌粒子群算法和小波 SVM 的 P2P 流量识别方法

王春枝 张会丽 叶志伟

(湖北工业大学计算机学院 武汉 430068)

**摘 要** 针对对等网络(Peer-to-Peer, P2P)流量具有的多尺度和突变性等问题,提出了基于小波核函数的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的 P2P 流量识别算法。进一步,对常用的 SVM 参数训练方法训练时间过长和易陷入局部极值等缺陷进行分析,使用混沌粒子群算法对 SVM 参数进行优化以提高参数训练效率和识别准确率。最后利用真实的校园网网络流量数据对所提方法的有效性进行测试,结果表明,相对于使用传统核函数和参数训练方法的支持向量机 P2P 流量识别方法,所提方法具有更高的 P2P 流量识别正确率和计算效率。

**关键词** P2P 流量识别,支持向量机,小波,混沌粒子群优化算法

**中图分类号** TP181, TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.10.025

## Peer-to-Peer Traffic identification Method Based on Chaos Particle Swarm Algorithm and Wavelet SVM

WANG Chun-zhi ZHANG Hui-li YE Zhi-wei

(School of Computer, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

**Abstract** A novel peer-to-peer(P2P)traffic identification algorithm was proposed as the P2P traffic has the features of multi-scale and mutability. The identification algorithm is based on support vector machine (SVM) with the wavelet kernel function. Further, the disadvantages of long training time and easily falling into local minimum in the SVM parameters training methods were analyzed, and chaos particle swarm algorithm was employed to optimize the SVM parameters in order to improve the efficiency of parameters training and the identification accuracy. Finally, the real campus network traffic data were used to test the efficiency of the proposed method. The experimental results show that the proposed method has higher identification accuracy and computational efficiency compared with the support vector machine with the traditional kernel function and parameters training method.

**Keywords** P2P traffic identification, Support vector machine, Wavelet, Chaos particle swarm optimization algorithm

## 1 引言

近年来,随着对等网络技术在互联网中的广泛应用,其占据的网络流量比重越来越大。它在丰富了网络应用的同时,也带来了带宽的占用率过大、网络安全等问题。因此,对 P2P 流量进行管理和控制具有重要的意义,其中 P2P 流量的识别是亟待解决的首要问题。目前围绕 P2P 流量识别已经做了大量工作<sup>[1-11]</sup>,常见的 P2P 流量识别技术有:基于端口号的检测方法<sup>[2]</sup>、深层数据包检测方法、基于流特征的检测方法<sup>[3,4]</sup>以及基于机器学习的流量识别方法<sup>[6,7]</sup>。P2P 流量识别可归结为一个二类分类问题,故各种基于机器学习的分类方法被应用到 P2P 流量识别中,如基于隐马尔科夫模型的 P2P 流量识别技术<sup>[8]</sup>、基于神经网络的 P2P 流量识别技术<sup>[9,10]</sup>、基于贝叶斯网络 P2P 流量识别技术<sup>[11]</sup>等等。但是它们仍然存在一些缺点,如隐马尔科夫模型具有状态集固定的缺陷,限制了基于隐马尔科夫模型的分类器的性能;神经网络方法训练时间

过长,网络的学习和记忆具有不稳定性;贝叶斯网络方法的训练过程计算复杂性较高,算法的许多假设在实际中无法满足。

支持向量机作为目前较为常用的适用于小样本数据分类的方法,有效地避免了机器学习中的过学习现象。文献[12, 13]利用支持向量机作为分类器对 P2P 流量进行识别并且取得了一定的成效。但是使用传统核的支持向量机只是在单个尺度上对样本数据进行分类,在对多尺度样本数据进行分类时,其逼近性能能不能令人满意。因此引入小波函数来构造支持向量机的核函数<sup>[14]</sup>,小波函数具有良好的多尺度学习性能,在对 P2P 流量进行识别时,能够带来更好的识别效果。

在利用支持向量机解决分类问题时,其分类准确率与模型参数(惩罚因子  $C$ 、核函数类型和核函数参数,即  $(C, \sigma)$ )的选取有着非常大的关系。所以如何选取这两个参数以获取 SVM 最优分类结果是当前研究的重点,一些常用的智能计算方法已经被用来解决此问题,如遗传算法(Genetic Algorithm, GA)<sup>[15]</sup>、粒子群算法(Particle Swarm Optimization Al-

到稿日期:2014-10-15 返修日期:2015-01-17 本文受国家自然科学基金项目:基于不可分小波核函数支持向量机的对等网络流量识别(61170135)资助。

王春枝(1963—),女,博士,教授,CCF 会员,主要研究领域为计算机网络, E-mail: chunzhiwang@126.com; 张会丽(1989—),女,硕士生,主要研究领域为计算机网络、模式识别, E-mail: feixueyihan@163.com; 叶志伟(1978—),男,博士,副教授,主要研究领域为模式识别, E-mail: weizhiye121@163.com。

gorithm, PSO)<sup>[16]</sup>等。但是上面所提到的优化算法在优化过程中都存在着各自的缺陷,如遗传算法收敛速度慢,局部搜索能力很弱;粒子群优化算法的实现虽然很简单,但是易出现早熟现象、局部最优解等问题。基于 PSO 算法的缺点,文献[17]提出了一种混沌粒子群优化算法(Chaos Particle Swarm Optimization, CPSO),它通过引入混沌扰动,能够有效避免陷入局部最优的缺陷。

因此,本文提出了一种基于小波和混沌粒子群优化算法的 P2P 流量识别方法,即将小波函数作为支持向量机的核函数,利用混沌粒子群算法优化支持向量机的参数。实验结果表明,此方法能够有效地提高 P2P 流量识别的准确性和 SVM 参数训练效率。

## 2 小波支持向量机概述

### 2.1 支持向量机的基本原理

SVM 能够在小样本提供有限信息的情况下,获得较好的泛化能力。对于样本集  $(x_i, y_i), i=1, \dots, n, x \in R^d, y_i \in \{-1, 1\}$ , 分类平面方程可以表示为:

$$(w \cdot x) + b = 0 \quad (1)$$

如果是线性可分的样本集,通过归一化处理,满足:

$$y_i[(w \cdot x_i - b)] \geq 1, i=1, \dots, n \quad (2)$$

上面的问题可以转换为凸二次规划优化偶问题:

$$\max \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (3)$$

$$\text{s. t. } a_i \geq 0, i=1, \dots, n \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \quad (5)$$

其中,  $a_i$  是 lagrange 乘子。

为了解决线性不可分问题,根据核函数转换的思想,通过求解二次规划问题,式(3)可以转变为:

$$\max Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (6)$$

其中,  $K(x_i, x_j)$  为核函数。几种最常用的核函数如下所示:

线性核函数

$$K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (7)$$

多项式核函数

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^o \quad (8)$$

径向基核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (9)$$

选择适当的核函数有助于提高模型的精度。目前 P2P 网络流量的识别普遍采用径向基核函数,但是传统的核存在计算量大、识别准确率低等缺点。因此本文引入小波函数来构造支持向量机的核函数,以提高 P2P 流量识别率。

### 2.2 小波核函数

支持向量机的核函数必须满足 Mercer 定理<sup>[14]</sup>,定理的描述如下:

给定对称函数  $K(x, x')$ , 它是某个特征空间的内积运算的充分必要条件是,对任意的  $\varphi(x) \neq 0$ , 且  $\int \varphi^2(x) dx < \infty$ , 有下式成立:

$$\iint K(x, x') \varphi(x) \varphi(x') dx dx' > 0 \quad (10)$$

这样的对称函数  $K(x, x')$  可以作为核函数。

选择复 Morlet 小波作为支持向量机的核函数,构造出满足 Mercer 条件的小波核函数为:

$$K(x, x') = \prod_{i=1}^n \left[ \psi\left(\frac{x_i - b_i}{a_i}\right) \cdot \psi\left(\frac{x'_i - b'_i}{a'_i}\right) \right] \quad (11)$$

$$x, x' \in R^n$$

$$\text{s. t. } a_i, a'_i, b_i, b'_i \in R \quad (12)$$

$$a_i \neq 0, a'_i \neq 0$$

其中,  $a_i, a'_i$  为膨胀因子;  $b_i, b'_i$  是位移因子。

通过证明,复 Morlet 小波函数满足 Mercer 条件<sup>[18]</sup>,可以作为核函数使用。

## 3 基于混沌粒子群算法和小波 SVM 的 P2P 流量识别方法

### 3.1 混沌粒子群算法概述

鉴于 PSO 容易出现早熟现象、陷入局部最优等不足,混沌粒子群优化算法(CPSO)才被提了出来<sup>[17]</sup>,它利用混沌思想,可以有效地避免粒子陷入局部最优的缺陷,同时可以加快算法的收敛速度。

混沌粒子群优化算法主要从以下两个方面进行改进:

1) 粒子的位置和速度通过加入混沌扰动进行初始化,这样整个粒子群体的全局搜索能力就可以得到改善,同时原有粒子在初始化时的随机性特性又不会被影响;

2) 在原有粒子群算法的基础上加入混沌序列的搜索机制,对每次迭代中局部最优解进行混沌搜索,从而能够使群体最优解被快速搜寻到。

### 3.2 基于小波 SVM 的 P2P 流量识别方法

支持向量机在解决样本数据的二分类问题方面具有非常好的分类性能,但是它只是在单尺度上对样本进行分类,而且真实网络环境中 P2P 网络流量具有自相似性、突变性、多尺度的特性,故引入小波函数作为支持向量机的核函数,建立基于小波支持向量的 P2P 流量识别模型,如图 1 所示。

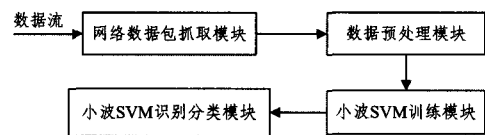


图 1 基于小波 SVM 的 P2P 流量识别方法流程

图 1 中的数据预处理模块是归一化处理所提取的 P2P 特征向量,可形成训练和测试的数据源;训练模块和分类模块是小波 SVM 的处理阶段,这里支持向量机的参数用 CPSO 训练优化,小波作为 SVM 的核函数。

### 3.3 基于 CPSO 的支持向量机参数优化方法

CPSO 具有较强的全局搜索能力,利用 CPSO 优化 SVM 的参数的主要思想如下。

每个粒子的位置向量表示一个可能的支持向量机的参数组合  $(C, \sigma)$ , 设有一个  $d$  维搜索空间,群体由  $N$  个粒子组成,即  $N$  个初始解,用一个  $d$  维向量  $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$  来表示第  $i$  个粒子,本文设置  $d$  为 2, 即每个解代表 2 个优化参数  $(C, \sigma)$ 。粒子的速度和位置可以用以下公式进行更新:

$$v_{i+1} = wv_i + c_1 r_1 (pbest_i - x_i) + c_2 r_2 (gbest_i - x_i) \quad (13)$$

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \quad (14)$$

$$w = w_{\min} + \frac{(iter_{\max} - iter)(w_{\max} - w_{\min})}{iter_{\max}} \quad (15)$$

其中,粒子的速度用  $v_i$  表示,  $w$  表示惯性权重,  $r_1, r_2$  是在  $(0, 1)$  区间均匀分布的随机数,  $c_1, c_2$  表示学习因子,  $iter$  为当前迭代次数,  $iter_{\max}$  为最大迭代次数,  $v_{\max}$  表示粒子的最大速度,  $w_{\max}, w_{\min}$  分别为最大、最小权重因子。

CPSO 中的参数  $(C, \sigma)$  用交叉验证的方法选择最优组合, 适应度值是使用此组参数的 SVM 在训练样本上的分类正确率, 在训练样本上的分类正确率越高, 相应的适应度值也越高, 表明对 P2P 流量的识别效果就越好。

用混沌粒子群优化支持向量机参数的步骤如下:

- 1) 初始化 CPSO 相关参数, 如群体的规模、最大迭代次数、学习因子以及最大惯性权重、最小惯性权重等参数;
- 2) 粒子初始化并且随机产生各个粒子初始位置和速度, 记初始速度为  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ ;
- 3) 设置当前位置为每个粒子的个体最优位置, 并且对各个粒子的适应度进行计算, 找出当前粒子的个体极值  $pbest$  和全局极值  $gbest$ ;
- 4) 按照式(13)一式(15)更新粒子的位置、速度;
- 5) 对所有最优位置进行混沌扰动<sup>[17]</sup>, 并对其适应值进行计算, 得到全局极值  $gbest$ ;
- 6) 判断算法的终止条件, 当达到最大迭代次数时算法终止, 否则返回到步骤 3)。

## 4 实验与结果分析

### 4.1 实验的方法

为了验证所提出方法的有效性, 采用真实的校园网 P2P 流量数据对所提出的模型的支持向量机的参数优化性能进行评价, 进而对 P2P 流量进行识别。如第 1 节所述, 提出的方法主要在两方面进行改善: 1) 混沌粒子群算法被用于优化支持向量机的参数; 2) 小波函数被作为支持向量机的核函数使用。因此实验分为两个部分, 首先在 SVM 参数优化方面, 将混沌粒子群优化算法与遗传算法、基本粒子群优化算法进行比较, 然后以小波作为核函数的 SVM 方法与普通的核函数 SVM 方法的识别结果进行比较。

### 4.2 实验的评价标准

分类正确率是分类器正确分类的测试集元组所占的百分比, 其中灵敏度 (*sensitivity*) 即真正率 (正确识别的正元组的百分比) 和特效性 (*specificity*) 即真负率 (正确识别的负元组的百分比) 是两个评价指标, 如式 (16)、式 (17):

$$sensitivity = \frac{TP}{pos} \quad (16)$$

$$specificity = \frac{TN}{neg} \quad (17)$$

其中,  $TP$  是真正 (正确分类的 P2P 元组) 数,  $pos$  是 P2P 流的元组数,  $TN$  是真负 (正确分类的非 P2P 元组) 数,  $neg$  是非 P2P 流的元组数, 因此, 正确率如式 (18) 所示。

$$accuracy = sensitivity \frac{pos}{pos + neg} + specificity \frac{neg}{pos + neg} \quad (18)$$

### 4.3 实验数据的分析和结果验证

实验所用的 P2P 流量数据是从湖北工业大学网络路由

端口收集来的, 总共使用了近 3000 条样本数据, 其中每一条样本数据流包含 11 个特征, 如表 1 所列。

表 1 流量特征描述

| 特征             | 含义                     |
|----------------|------------------------|
| duration       | 一条流量数据的持续时间            |
| Type           | IP/IP 端口               |
| TCP-IO ratio   | 发送或接收 TCP 数据包的数据速率     |
| UDP-IO         | 发送或接收 UDP 数据包的数据速率     |
| Total-IO ratio | 发送或接收整个数据包的数据速率        |
| Avg-speed      | 流量的平均速度                |
| Avg-packets    | 流量的平均数据包大小             |
| TCP/UDP pra    | TCP 和 UDP 平均数据包大小的比特速率 |
| TCP/UDP pra    | TCP 和 UDP 流量的比特速率      |
| TCP-pro        | 所有流量数据 TCP 的百分比        |
| UDP-pro        | 所有流量数据 UDP 的百分比        |

实验采用了 K 折交叉验证法测试 P2P 流量的识别正确率。其中支持向量机中的参数  $C$  和  $\sigma$  的搜索范围设置为  $[2^{-10}, 2^{10}]$ , 算法中主要使用的参数: 3 种算法的初始种群数都是 50, 最大迭代次数为 100。其中 GA 中的交叉因子为 0.4, 变异因子为 0.01; 对于基本 PSO 和 CPSO, 学习因子  $c_1, c_2$  都是 2; 最大惯性权重为 0.9, 最小惯性权重为 0.4, 混沌粒子群优化算法的速度权重约束因子  $\alpha$  为 1, 参数  $\mu$  为 3, 适应度阈值  $\beta$  为 0.01, 它的初始种群数是从 50 个随机初始粒子中选择适应度值最高的 50% 粒子得到的。在计算复杂性方面, 在 SVM 参数训练过程中主要计算负担为候选的参数值对应的 SVM 分类判别过程, 一个候选参数对需要一次计算分类。对于网格搜索法, 如果搜索步长为 0.01, 那么它的搜索空间为  $10^{10}$  左右, 而 GA、基本 PSO 和 CPSO 的搜索空间为  $5 \times 10^3$ , 故可以看出网格搜索法的复杂性比较高, 而其他的 3 种算法的复杂性比较低。同时由于 GA、PSO、CPSO 都属于概率搜索算法, 为了实验结果的公正性, 每个算法都独立运行了 30 次。使用 GA、PSO、CPSO 3 种优化算法获得 SVM 最优参数后, 这里采用常用的径向基函数作为支持向量机的核函数, 所得的各自的分类识别率结果如图 2—图 4 所示。图 2—图 4 中,  $x$  轴代表迭代次数,  $y$  轴代表适应度值, 两条曲线分别是最好适应度值和平均适应度值。

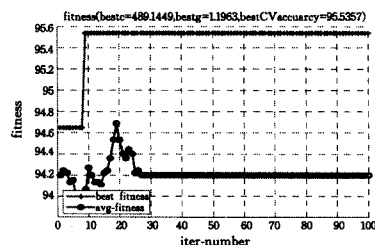


图 2 遗传算法优化曲线

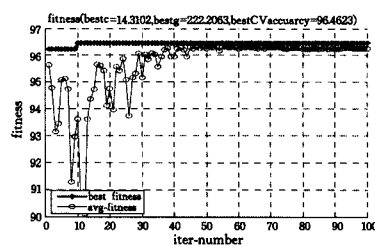


图 3 基本粒子群算法优化曲线

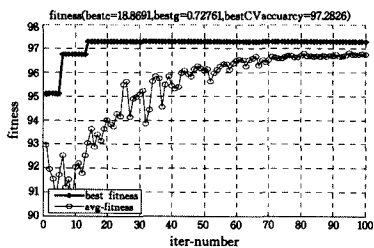


图4 混沌粒子群算法优化曲线

从图2—图4的收敛曲线可以看出,在最优解方面,遗传算法和基本粒子群算法的收敛速度都比较快,在经过一个最优解上升阶段以后最优解就停止了进化,这样很容易陷入局部最优解;混沌粒子群算法在最优解搜索方面经过了两个上升阶段,较大程度上克服了遗传算法和基本粒子群算法容易陷入局部最优解的问题。

3种算法下30次运行结果的运行时间、最高准确率、最低准确率、平均准确率如表2所列。

表2 3种算法参数优化结果的比较

| 算法     | 运行时间<br>/s | 最高准确率<br>(%) | 最低准确率<br>(%) | 平均准确率<br>(%) |
|--------|------------|--------------|--------------|--------------|
| GA     | 153        | 95.5357      | 92.7722      | 94.12568     |
| 基本 PSO | 110        | 96.4623      | 93.7067      | 95.38268     |
| CPSO   | 85         | 97.2826      | 94.9906      | 96.5259      |

观察表2中3个算法对于支持向量机的参数优化时间可知,GA的运行速度是3种算法中最慢的,其中CPSO的运行速度几乎比GA快了1倍,比基本PSO的运行速度也快了40%左右,这说明CPSO提高了支持向量机参数训练的收敛速度。而且3个算法中,基本PSO在最高准确率、最低准确率以及平均准确率方面都高于GA,且算法的运行速度也比遗传算法快,因此相对于GA算法,PSO的参数优化性能更能被接受。进一步观察可以发现,CPSO具有最高的正确识别率97.2826%,其最低准确率94.9906%都不低于GA平均准确率,其平均正确率96.5259%也高于PSO算法的平均正确率1个百分点左右,较其他两种算法,其优化性能更能被接受。

上面的结果表明混沌粒子群算法在上述3种方法中具有最佳的支持向量机参数优化性能,因此这里只利用混沌粒子群优化算法对支持向量机的参数进行优化。然后比较支持向量机中使用不同核函数时的参数优化结果,并对P2P流量进行识别,这里使用线性核函数、径向基(RBF)核函数和小波核的支持向量机并进行对比实验,结果如表3所列。

表3 不同核函数下的P2P流量识别准确率(%)比较

| 方法        | 最大值     | 最小值     | 平均值     | 均方差    |
|-----------|---------|---------|---------|--------|
| CPSO+线性核  | 96.875  | 94.6864 | 95.9987 | 0.9014 |
| CPSO+RBF核 | 97.2826 | 94.9906 | 96.5259 | 0.8892 |
| CPSO+小波核  | 98.2143 | 96.6049 | 97.3432 | 0.8389 |

表3的分类结果表明,在不同核函数的情况下,基于小波核和混沌粒子群算法的方法具有最高的正确识别率,而且其最低准确率和平均准确率也是最高的,均方差也是三者当中最小的,这说明该方法的参数优化情况的稳定性很好。故上述几种方法在对P2P流量进行识别时,基于小波和混沌粒子群算法的方法的识别效果是最为理想的。

使用线性核函数、径向基核函数、小波核函数3种核函

数,并且利用CPSO算法优化支持向量机的参数,所得的各自的分类识别率结果如图5—图7所示。图5—图7中,x轴代表迭代次数,y轴代表适应度值,两条曲线分别是最好适应度值和平均适应度值。

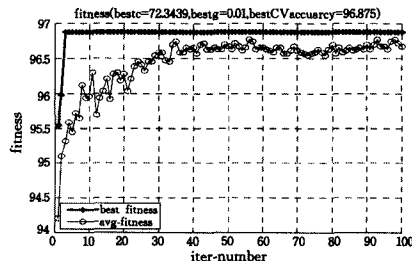


图5 混沌粒子群算法+线性核优化曲线

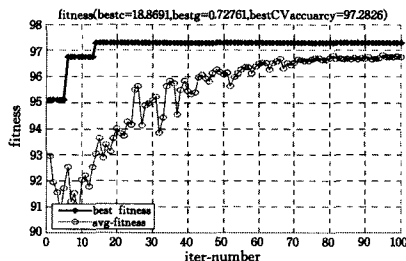


图6 混沌粒子群算法+RBF优化曲线

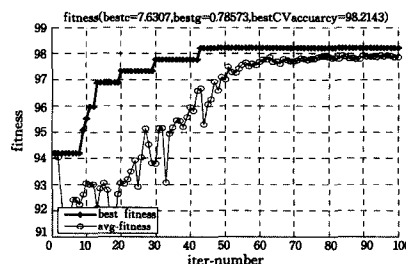


图7 混沌粒子群算法+小波核优化曲线

从图6、图7可以观察到:(1)在最优解方面,基于小波核的最优解能够持续保持多阶段进化,所得最优解也优于基于线性核和RBF支持向量机。(2)种群的平均适应度方面,基于小波和混沌粒子群优化算法的支持向量机参数优化曲线基本处于稳定上升,整个群体的平均适应度值也逐渐逼近最优解。其原因是小波函数具有良好的多尺度学习性能,且混沌粒子群的混沌遍历性改善了每个粒子的搜索能力,这样能够寻找到更优的支持向量机参数。这表明小波和混沌粒子群优化算法易陷入整体优化能力高于遗传算法和基本粒子群算法,更加合适用于P2P流量识别问题。

**结束语** 本文提出了一种基于小波和混沌粒子群优化算法的支持向量机进行P2P流量识别的方法。支持向量机模型的分类精度很大程度取决于其相关参数和核函数的选取,本文通过引入小波函数作为支持向量机的核函数和混沌粒子群优化算法,提高了分类结果的准确度。利用小波函数的多尺度学习性能和小波分析的局部分析能力以及混沌优化的随机性、遍历性、对初始条件的敏感性等特点,克服了遗传算法和基本粒子群算法易陷入局部最优值的缺陷,提高了种群的多样性和粒子搜索的遍历性,提高了算法的收敛速度和精度,从而一定程度上解决了支持向量机参数优化的难题。以真实的校园P2P网络流量数据作为研究对象,验证了基于小波和混沌粒子群优化的支持向量机模型的分类性能。实验结果表

明,基于小波和混沌粒子群优化的支持向量机分类器比网格搜索法、遗传算法、基本粒子群优化和混沌粒子群优化的支持向量机分类器有着更高的分类精度和效率。

## 参 考 文 献

- [1] Bin Liu. A Semi-Supervised Clustering Approach for P2P Traffic Classification [J]. Journal of networks, 2011, 6(3): 424-431
- [2] 鲁刚, 张宏莉, 叶麟. P2P 流量识别[J]. 软件学报, 2011, 22(66): 1281-1298  
Lu Gang, Zhang Hong-li, Ye Lin. P2P traffic identification [J]. Journal of Software, 2011, 22(66): 1281-1298
- [3] 张瀚. 基于 DPI 技术的 P2P 流量检测系统设计[D]. 北京: 北京邮电大学, 2012  
Zhang Han. Design of A P2P traffic detection system based on DPI [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012
- [4] 董仕, 王岗. 基于 UDP 流量的 P2P 流媒体流量识别算法研究[J]. 通信学报, 2012, 33(12): 25-34  
Dong Shi, Wang Gang. Research on P2P streaming media identification based on UDP [J]. Journal on Communications, 2012, 33(12): 25-34
- [5] Xu Ke, Zhang Ming, Ye Ming-jiang, et al. Identify P2P traffic by inspecting data transfer behavior [J]. Computer Communications, 2010(33): 1141-1150
- [6] Keralapura R, Nucci A, Chuah C-N. A novel self-learning architecture for p2p traffic classification in high speed networks [J]. Computer Networks, 2010(54): 1055-1068
- [7] 彭建芬. P2P 流量识别关键技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2011  
Peng Jian-fen. Research on key identification methods of P2P traffic [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2012
- [8] 许博, 陈鸣, 魏祥麟. 基于隐马尔可夫模型的 P2P 流识别技术[J]. 通信学报, 2012, 33(6): 55-63  
Xu Bo, Chen Ming, Wei Xiang-lin. Hidden Markov model based P2P flow identification technique [J]. Journal on Communications, 2012, 33(6): 55-63
- [9] 谭骏, 陈兴蜀, 杜敏, 等. 基于自适应 BP 神经网络的网络流量识别算法[J]. 电子科技大学学报, 2012, 41(4): 580-585
- Tan Jun, Chen Xing-shu, Du Min, et al. Internet Traffic Identification Algorithm Based on Adaptive BP Neural Network [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2012, 41(4): 580-585
- [10] Chen H W, Hu Z B, YE Z W. Research of P2P Traffic Identification Based on Neural Network [C] // Computer Network and Multimedia Technology, 2009(CNMT 2009). Jan, 2009: 1-4
- [11] Jin F L, Duan Y F. A P2P flow Identification Model Based on Bayesian Network [C] // 2011 7th International Conference Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM). Sept. 2011: 1-4
- [12] Wang Chun-zhi, Wang Ze-qi, Ye Zhi-wei, et al. A P2P Traffic Identification Approach Based on SVM and BFA [J]. Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2013, 12(4): 2833-2842
- [13] Liu Feng, Li Zhi-tang, Nie Qing-bin. A New Method of P2P Traffic Identification Based on Support Vector Machine at the Host Level [C] // 2009 International Conference on Information Technology and Computer Science. Kiev, Ukraine, 2009: 579-582
- [14] 任世锦, 吴铁军. 基于径向基小波核的多尺度小波支持向量机[J]. 电路与系统学报, 2008, 13(4): 70-76  
Ren Shi-jin, Wu Tie-jun. A multi-scale wavelet support vector machine based on Radial wavelet kernel [J]. Journal of Circuits and Systems, 2008, 13(4): 70-76
- [15] 刘靖洁, 陈桂明, 刘小方, 等. 基于遗传算法的 SVM 参数组合优化[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(4): 94-96, 100  
Liu Qing-jie, Chen Gui-ming, Liu Xiao-fang, et al. The parameter composition optimization for support vector machine based on genetic algorithm [J]. Computer Application and Software, 2012, 29(4): 94-96, 100
- [16] Ding Sheng, Li Shun-xin. PSO Parameters Optimization Based Support Vector Machines for Hyperspectral Classification [C] // Information Science and Engineering. Wuhan, China, 2009: 4066-4069
- [17] 高尚, 杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(2): 266-270  
Gao Shang, Yang Jing-yu. Research on Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. PR & AI, 2006, 19(2): 266-270
- [18] 蒋刚. 核函数理论与信号处理[M]. 北京: 科学出版社, 2013  
Jiang Gang. The theory of kernel functions and signals processing [M]. Beijing: Science Press, 2013
- [14] Yang X S. A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm [C] // Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NISCO 2010). Studies in Computational Intelligence, Springer Berlin, 2010: 65-74
- [15] Skulavik T, Kopcek M, Mydlo P, et al. The defuzzification methods influence on fuzzy control of nuclear reactor [C] // Proceeding of International Symposium on Computational and Business Intelligence ISCBI 2013). New Delhi: IEEE Press, 2013: 119-122
- [16] Mitsuishi T. Continuity of Approximate Reasoning Using Center of Sums Defuzzification Method [C] // Proceedings of the 35th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO). Opatija: IEEE Press, 2013: 991-994
- [17] Arabacioglu B C. Using fuzzy inference system for architectural space analysis [J]. Applied Soft Computing, 2009, 10(3): 926-937

(上接第 105 页)

- Li Mu-dong, Xiong Wei, Guo Long. Improvement of DV-Hop Localization Algorithm Based on Artificial Bee Colony Algorithm [J]. Computer Science, 2013, 40(1): 33-36
- [11] 韩东升, 杨维, 刘洋, 等. 煤矿井下基于 RSSI 的加权质心定位算法[J]. 煤炭学报, 2013, 3(38): 522-528  
Han Dong-sheng, Yang Wei, Liu Yang, et al. A Weighted Centroid Localization Algorithm Based on Received Signal Strength indicator for Underground Coal Mine [J]. Journal of China Coal Society, 2013, 3(38): 522-528
- [12] Kumar A, Chand N, Kumar V, et al. Range Free Localization Schemes for Wireless Sensor Networks [J]. International Journal of Computer Networks & Communications (IJCNC), 2011, 3(6): 132-144
- [13] Proakis J, Salehi M. Digital Communications [M]. New York: McGraw-Hill Press, 2010: 165-170