

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201304040  
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130603.1601.005.html>

# 变异粒子群优化的 BP 神经网络 在入侵检测中的应用

宋玲<sup>1</sup>, 常磊<sup>2</sup>

(1. 广西大学 计算机与电子信息学院, 广西 南宁 530004; 2. 河北化工医药职业技术学院 信息工程系, 河北 石家庄 050026)

**摘 要:**针对入侵检测系统的自主学习性、实时性,提出带变异算子的粒子群优化方法,并用该方法优化 BP 神经网络以加快其收敛速度,提出了 MPSO\_BP 混合优化算法.为提高入侵检测系统的检测率、降低误报率,提出了一种新的入侵检测模型(MPBIDS).采取 Iris 数据集对 3 个 BP 神经网络进行模拟实验,结果表明,优化后的 BP 神经网络具有更好的收敛速度和精度.将改进的 BP 神经网络应用到入侵检测中,采取 KDDCUP99 为测试数据集,仿真结果表明,基于改进 BP 神经网络的入侵检测模型能提高检测率、降低误报率.

**关键词:**变异算子;入侵检测系统;粒子群优化算法;BP 神经网络

**中图分类号:**TP393   **文献标志码:**A   **文章编号:**1673-4785(2013)06-0558-06

中文引用格式:宋玲,常磊. 变异粒子群优化的 BP 神经网络在入侵检测中的应用[J]. 智能系统学报, 2013, 8(6): 558-563.  
英文引用格式:SONG Ling, CHANG Lei. Application of mutation particle swarm optimization based BP neural network in the intrusion detection system[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(6): 558-563.

## Application of mutation particle swarm optimization based BP neural network in the intrusion detection system

SONG Ling<sup>1</sup>, CHANG Lei<sup>2</sup>

(1. School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning 530004, China; 2. Department of Information Engineering, Hebei Chemical and Pharmaceutical College, Shijiazhuang 050026, China)

**Abstract:** Aiming at the properties of real-time performance and self-learning of the intrusion detection system (IDS), an improved particle swarm optimization (PSO) based on the mutation operator was proposed, which was used to optimize BP neural network, so as to accelerate convergence speed of BP neural network, thus, the MPSO\_BP hybrid optimization algorithm is presented. In order to increase detection rate and lower false alarm rate of the intrusion detection system, a new intrusion detection model (MPBIDS) was put forward. Iris data set was applied to the three BP neural networks for simulation. Experiment results show that the optimized BP neural network had better convergence speed and accuracy. Based on this finding, the improved BP network was applied to intrusion detection, taking KDDCUP99 as the test data set. The simulation result proves that the IDS with improved BP network can improve the detection rate and reduce the false alarm rate.

**Keywords:** mutation operator; intrusion detection system; particle swarm optimization; BP neural network

随着网络技术的飞速发展,网络安全问题日益重要,如何保护网络免受攻击越来越迫在眉睫.网络入侵检测是网络安全技术的重要组成部分,也是当前研究的热点之一.但是,传统的入侵检测技术正逐步显现其缺点和不足<sup>[1]</sup>.

近年来,反向传播(back-propagation, BP)神经网络被广泛应用于许多领域,并取得了良好的效果.然而,在实际应用中,BP 网络也暴露出一些固有的缺陷,最明显的是收敛速度慢.与传统的 BP 算法相比,可以用遗传算法、蚁群算法和 PSO (particle swarm optimization) 算法等来优化 BP 神经网络,如

收稿日期:2013-04-15. 网络出版日期:2013-06-03.  
基金项目:国家自然科学基金资助项目(60963022).  
通信作者:宋玲. E-mail: aling7197\_cn@sina.com.

PSO 算法的应用可以加快 BP 神经网络的训练速度,然而,对于复杂的高维问题,PSO 算法过早收敛的特性并不能保证收敛到最优值<sup>[2-5]</sup>.

1 PSO 算法和 BP 神经网络

1.1 PSO 算法

在对鸟群和鱼群群体运动行为研究的基础上,1995 年美国社会心理学家 J. Kennedy 和电气工程师 R. Eberhart 共同提出 PSO 算法,该算法是一种基于种群的智能优化方法,其基本思想源于群体中个体之间信息的社会共享和协同进化<sup>[2]</sup>.用以下数学过程表示 PSO 算法为:

假设搜索空间的维数是  $D$  维,种群  $\mathbf{X}=[x_1\ x_2\cdots x_n]^T$  中有  $N$  个粒子,种群  $\mathbf{X}$  的全局极值为  $\mathbf{P}_g=[p_{g_1}\ p_{g_2}\cdots p_{g_D}]^T$ .其中,第  $i$  个粒子的速度  $\mathbf{v}_i=[v_{i_1}\ v_{i_2}\cdots v_{i_D}]^T$ ,位置  $\mathbf{x}_i=[x_{i_1}\ x_{i_2}\cdots x_{i_D}]^T$ ,个体极值  $\mathbf{P}_i=[p_{i_1}\ p_{i_2}\cdots p_{i_D}]^T$ .在确定全局极值和个体极值后,种群  $\mathbf{X}$  用式(1)~(3)更新第  $i$  个粒子的位置和速度<sup>[2]</sup>:

$$\mathbf{v}_{i_d}^{k+1} = w\mathbf{v}_{i_d}^k + c_1\text{rand}_1^k(p_{i_d}^k - x_{i_d}^k) + c_2\text{rand}_2^k(p_{g_d}^k - x_{i_d}^k), \tag{1}$$

$$x_{i_d}^{k+1} = x_{i_d}^k + v_{i_d}^{k+1}, \tag{2}$$

$$w(k) = w_{\max} - k \frac{(w_{\max} - w_{\min})}{K_{\max}}. \tag{3}$$

式中: $d=1,2,\cdots,D$ ;  $i=1,2,\cdots,N$ ;  $k$  代表粒子迭代第  $k$  次;  $c_1$  和  $c_2$  分别调节粒子向最佳个体粒子与最佳全局粒子方向飞行粒子的最大步长,称为加速系数;  $\text{rand}_1^k$  和  $\text{rand}_2^k$  是随机数,其取值在  $[0,1]$  内;  $x_{i_d}^k$  和  $v_{i_d}^k$  代表第  $k$  次迭代中在第  $d$  维的第  $i$  个粒子的位置和速度;  $p_{g_d}^k$  是群体在第  $d$  维的全局极值分量;  $p_{i_d}^k$  是第  $i$  个粒子在第  $d$  维的个体极值分量;  $w$  的作用是保持粒子的运动惯性,称为惯性权重;  $w$  的最大进化迭代数和初始惯性权值分别用  $k_{\max}$ 、 $w_{\max}$  表示,  $w_{\min}$  表示粒子进化到最大迭代次数  $k_{\max}$  的惯性权值.通过粒子群的不断更新,直到某粒子到达解空间中最优解的位置,结束整个搜索过程.输出全局最优解用  $\mathbf{p}_g$  表示<sup>[2]</sup>.

1.2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,采用误差反向传播学习算法.网络模型有 3 个层次:输入层、隐含层和输出层.在输入样本的刺激下,BP 神经网络通过持续更新连接权值,使输出不断接近网络的期望输出<sup>[6]</sup>.用以下学习过程表示 BP 神经网络算法<sup>[4]</sup>:

1) 正向传播工作信号:经隐含层单元,输入信号从输入层传向输出层,在网络输出端形成输出信号,BP 神经网络的权值在信号的正向传播过程中是

保持固定的,因此,下一层神经元的状态只受其上一层神经元状态的影响.

2) 反向传播误差信号:信号在网络中传播时,其期望输出与实际输出的差值表示误差信号,从网络输出端起逐层依次向后传播误差信号,在反向传播误差信号的过程中,用误差反馈调节 BP 网络的权值.

2 改进的 MPSO\_BP 神经网络

2.1 基于变异算子的 MPSO 算法

基本粒子群优化算法的缺点是:容易陷入局部最优和出现过早收敛,进而该算法的优化效果无法达到最佳<sup>[7]</sup>.本文提出带变异算子的 PSO 算法(MPSO, mutation particle swarm optimization),该算法可以有效解决基本 PSO 算法容易陷入局部最优的问题,并且可以提高基本 PSO 算法在求解高维复杂函数时的搜索精度.

通过分析基本 PSO 算法可知,线性调整粒子群的惯性权重后,PSO 算法的局部和全局搜索性能将会有所下降.为了使粒子群优化算法的局部和全局搜索性能得到有效平衡,弥补通过线性递减策略调整惯性权重的缺点,文中惯性权重  $w$  的值通过变异算子策略进行调整.用式(4)非线性求解惯性权重  $w$  的值:

$$w(k) = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min})\exp(-25k/k_{\max}). \tag{4}$$

2.2 MPSO\_BP 神经网络

BP 神经网络隐含层的单元数生成后,把以下向量整合到一个向量空间中:高斯函数的中心矢量、赋范向量和网络权值的初始值,然后作为本文 MPSO 的位置向量进行寻优,在 BP 网络接近函数性能指标最优值时,采用 MPSO 算法,计算得到粒子的个体极值,通过粒子群迭代输出群体的全局最优极值,MPSO 算法的全局搜索结束;然后对 BP 网络进行局部优化,将群体的全局最优解作为 BP 网络的初值,按照对应方式,对全局最优解进行相应编码,在计算偏差偏离设定目标时,返回重新计算,用 MPSO 算法进行群体全局最优搜索,重复以上搜索步骤,粒子群输出最优解.

采用均方根误差的倒数作为目标函数,训练样本总数用  $N$  表示,目标函数的误差平方和用  $f_i$  表示,其实际值和期望值分别用  $y_m(k)$  和  $y(k)$  表示,目标函数表示如式(5):

$$f_i = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (y(k) - y_m(k))^2. \tag{5}$$

用以下流程表示 MPSO\_BP 混合优化算法.

1) 用  $N$  组给定值和一个样本集分别作为 BP 神

经网络的输入和期望输出的样本集。

2) 在确定 BP 网络隐含层数目后,通过减聚类算法对  $N$  个样本集做聚类计算,根据得到的输出值,对粒子群进行相应编码,同时根据计算结果对粒子群进行初始化。

3) 通过编码计算设定的  $N$  组输入样本在此 BP 神经网络下对应的  $N$  组输出,对每一个粒子个体串按规则解码,计算得到每个粒子在此 BP 网络下的对应参数,通过 BP 网络逼近的性能指标函数,对每个样本的期望输出值及其对应的网络输出值进行计算,其输出值即为粒子的个体极值。

4) 用适应度函数作为目标函数评价各粒子,计算得出此 BP 网络下粒子群的全局极值。

5) 通过与全局极值设定的目标值或迭代数进行比较,进而判断输出的全局极值是否符合 MPSO 算法的跳出要求。如果符合跳出条件,则结束 MPSO 算法优化,表示全局最优值用  $p_g$  表示,进入 7) 的 MPSO 算法开始局部优化。

6) 按照式(1)和式(2)对粒子的位置和速度进行更新,然后跳转到 3)。

7) 在之前编码的基础上,BP 神经网络的结构参数用通过 MPSO 算法寻优得出的全局极值解码后的值表示,然后局部优化此 BP 神经网络的各个权值。

8) 在输出得到粒子群的全局极值后,采用编码方式处理局部优化后的参数,同时比较是否符合 MPSO 的跳出条件,如果与设定的偏差值不符,返回 6),重复 MPSO 算法的全局寻优,直到个体极值和全局极值都达到最优。

### 3 MPSO\_BP 神经网络在入侵检测中的应用

#### 3.1 MPBIDS 模型

本文提出一个基于 MPSO\_BP 神经网络的入侵检测模型(MPBIDS),如图 1 所示。

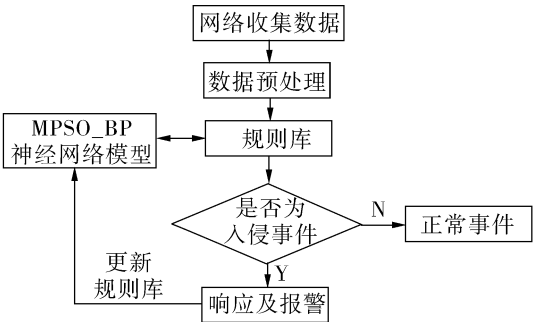


图 1 MPBIDS 入侵检测模型  
Fig.1 IDS model of MPBIDS

图 1 组成如下：

1) 数据收集单元:负责计算机网络中数据的收集工作。

2) 预处理单元:分析、预处理计算机网络中收集到的原始数据,将计算机网络的初始数据解析成 BP 神经网络能够辨别的数据编码。

3) 规则库单元:储存 BP 神经网络中的信息匹配规则。

4) MPSO\_BP 神经网络单元:本文中 MPBIDS 入侵检测模型的中心模块,数据处理在这个模块中进行,根据数据情况生成新的规则库,实现 MPBIDS 入侵检测模型的自学习功能。

5) 数据报警单元:针对不符合入侵匹配规则库的事件,按照事先制定的报警方式,本模型选取对应的形式进行相应的响应,其中有:告警声音提醒、屏幕显示警告信息、email 通知、重启计算机网络设备以及断开网络连接等。

6) 合法行为:符合入侵规则库的匹配条件,对计算机系统没有产生影响的网络行为。

本文 MPSO\_BP 神经网络模块是 MPBIDS 模型最重要的部分,MPBIDS 模型检测入侵行为的准确性、可行性,取决于 MPSO\_BP 神经网络模块是否合理设计。该核心模块的训练过程流程图如图 2 所示。

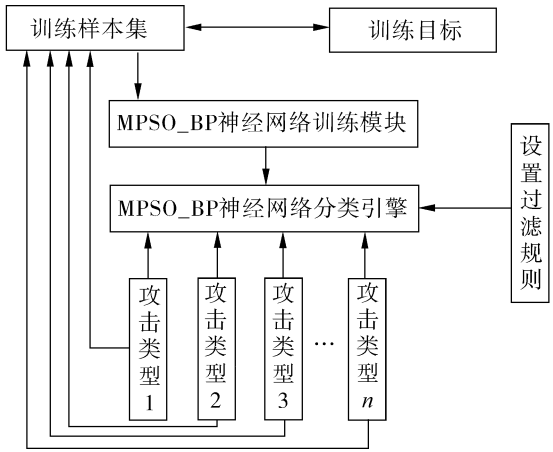


图 2 MPSO\_BP 神经网络模块的训练过程

Fig. 2 The trained process of MPSO\_BP neural network module

#### 3.2 仿真实验数据预处理

##### 3.2.1 KDD CUP99 数据集

仿真实验选取通用的 KDD CUP99 数据集的局部数据,该数据集数据是从一个模拟局域网中捕获到的,网络连接数据共有 9 周,该数据集中 TCP/IP 连接记录有 500 万个,其中记录具有的标号属性能够划分异常正常点<sup>[8]</sup>。而用来做测试的数据是 KDD CUP99 数据集中 200 万条无标号属性的记录。这 200 万条记录中每个数据对象有 42 个属性,其中符号属性 7 位,数值属性 34 位,标号属性 1 位。每条

记录的类型有 5 种: DOS 攻击、R2L 攻击、U2R 攻击、Probing 攻击和正常事件。

3.2.2 仿真数据预处理

通过 3 个环节对仿真数据进行预处理:提取仿真数据特征、归一化提取的数据特征、连续化数据集

中的离散数据。

1) 提取数据特征:为提高网络训练速度,忽略对实验结果影响不大的部分数据特征,同时将向量的维数压缩.仿真实验提取的 15 个数据特征如表 1 所示.

表 1 提取仿真数据特征  
Table 1 Extraction the feature of simulation data

顺序	编号	数据特征	数据描述	数据类型
01	01	service_continuance	服务持续时间	连续
02	02	continued_protocol	连续的协议	离散
03	03	type_service	服务类型	离散
04	04	connection_state	连接状态	离散
05	05	src_dst_bytes	从数据源到目的地的数据比特数	连续
06	08	error_num_fragmentation	错误分片的数量	连续
07	11	num_failed_attempts	登陆的失败次数	连续
08	17	num_file_operations	创建文件的操作次数	连续
09	23	same_dst_count	当前与过去 2 s 内有相同目的地址的连接数量	连续
10	24	same_servic_count	当前与过去 2 s 内有相同服务类型的连接数量	连续
11	25	syn_error_proportion	过去 2 s 内,与当前连接具有相同目的地址连接中,错误 SYN 连接的比例	连续
12	26	srv_error_proportion	过去 2 s 内,与当前连接具有相同服务类型的连接中,错误 SRY 连接所占的比例	连续
13	31	dst_diff_host_proportion	过去 2 s 内,与当前连接具有相同服务类型的连接中,目的地址不同的连接所占的比例	连续
14	34	service_host_same_srv_proportion	在之前的 100 个连接中,与当前连接具有相同目的地址且同一服务的连接所占的比例	连续
15		regular or assault	正常事件或攻击行为	离散

2) 连续化离散的数据:由于连续和离散 2 种数据类型的特征值分别采取不一样的衡量参数,为不影响仿真实验,本文先连续化离散的数据.如表 2~5 所示.

表 2 不同协议类型的对应编码

Table 2 The different code corresponding of protocol type

网络协议类型	ICMP	TCP	UDP	Uncertain
对应编码	0	1	2	3

表 3 不同类型的网络服务编码

Table 3 The different coding of network service

网络服务	信息编码	网络服务	信息编码	网络服务	信息编码
Domain_n	1	hostcalls	8	ftp_data	15
mtp	2	uncp	9	systat	19
Eco_i	3	login	10	telnet	17
finger	4	Ecr_i	11	time	18
smtp	5	netstat	12	Imap4	19
ftp	6	additional	13	other_services	20

表 4 连接状态的对应编码

Table 4 The corresponding code of connection state

State	RSO	REHJ	RST	SOR	ST3	SHF	STH	Addition
编码	0	1	2	3	4	5	6	7

表 5 正常事件和攻击行为的对应编码

Table 5 The corresponding codes of normal events and attack behavior

正常事件 攻击类型	正常事件	R2L	DOS	Prob	U2R
对应编码	0000	0001	0010	0011	0100

3) 归一化提取的数据特征

为防止数据级较大的数据项影响数据级较小的数据项,使其不会对仿真实验有效,归一化数据特征能够使得所有数据项取值在同一个区间内.具体变化为<sup>[9]</sup>

①平均绝对方差  $S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - m)$ .

式中:数据样本用  $X_i$  表示,样本均值用  $m$  表示为

$$m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i.$$



②标准化数据  $Y_i = \frac{X_i - m}{S}$ .

此时,计算得到的标准数据不一定能够在  $[0,1]$  内,本文再次采取线性标准化公式,能够归一化计算数据到指定的闭区间  $[0,1]$  中:

$$Y = \frac{(X - \min)}{(\max - \min)}.$$

式中:仿真实验线性归一化前后计算的数据值分别用  $X$  和  $Y$  表示,线性归一化样本数据的最大值和最小值分别用  $\max$  和  $\min$  表示.

3.3 仿真实验结果分析

仿真实验中抽取 4 组样本数据进行入侵测试,每组样本数据中包含 2 400 条事件记录,都是由 2 000 条正常事件记录和 400 条入侵行为记录组成.在每个样本数据中的攻击类型数目不同,能够有效对比 3 种算法检测不同攻击类型的功能.详细样本数据如表 6 所示:

表 6 包含 2 400 条记录的样本数据

Table 6 The sample data of 2 400 records

样本数据	正常事件	DOS	U2L	R2L	Prob
样本 1	2 000	120	80	100	100
样本 2	2 000	150	50	80	120
样本 3	2 000	160	40	60	140
样本 4	2 000	180	20	40	160

仿真测试中,分别对文献[10-11]中的算法和本文算法采用同样的样本数据进行测试.仿真实验结果如表 7 所示.

表 7 3 种算法仿真实验结果

Table 7 The simulation results of three algorithms %

样本数据	MPSO_BP 算法		PSO_BP 算法		BP 算法	
	检测率	误报率	检测率	误报率	检测率	误报率
样本 1	85.69	1.92	84.48	2.54	83.52	3.49
样本 2	89.45	1.41	87.38	2.43	86.34	2.64
样本 3	94.53	0.86	92.49	1.32	90.44	1.78
样本 4	96.77	0.36	94.32	0.79	93.28	1.35

从表 7 中的实验数据分析得出,本文用带变异算子的改进 PSO 算法优化 BP 神经网络的参数,提出 MPSO\_BP 优化神经网络算法,与文献[10-11]中的算法相比,在同一条件下,本文提出的 MPSO\_BP 算法性能得到有效改善:入侵检测率有明显提高,入侵误报率有明显降低.仿真实验数据说明,MPSO\_BP 算法能够有效提升 MPBIDS 模型的检测性能.用图 3 表示表 7 中的实验数据,能够更直观地说明仿真实验结果.

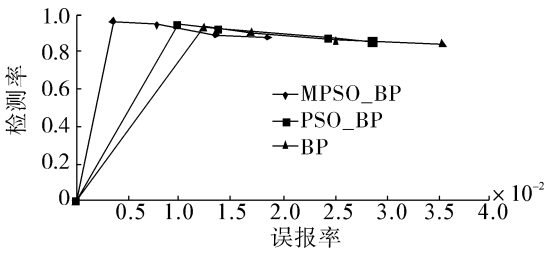


图 3 3 种算法仿真实验结果

Fig. 3 The simulation results of three algorithms

样本数据中 4 种具体攻击类型的平均误报率和检测率如表 8 所示,仿真结果中对于 DoS 和 Prob 攻击类型的检测率是比较高的,分别是 94.25% 和 91.33%;同时由于 R2L 和 U2L 攻击类型中的数据量相对较少,比较容易形成错判,导致仿真实验对于 R2L 和 U2R 攻击类型的检测率比较低,分别是 27.43% 和 42.47%.

表 8 4 种攻击类型的具体仿真结果

Table 8 The specific simulation results of four attack types %

检测算法	MPSO_BP 算法		PSO_BP 算法		BP 算法	
	检测率	误报率	检测率	误报率	检测率	误报率
DOS	94.25	2.43	86.41	3.29	81.44	5.56
U2R	42.47	3.52	40.21	4.61	38.57	6.68
R2L	27.43	2.35	26.52	4.32	25.58	7.87
Prob	91.33	1.92	90.23	2.74	89.11	5.48

4 结束语

本文结合 BP 神经网络和 PSO 算法的优点,提出 MPSO 算法和 MPSO\_BP 神经网络,用改进的 MPSO 算法优化 BP 神经网络,并将优化后的 MPSO\_BP 神经网络应用到 MPBIDS 入侵检测模型中,使得该模型的检测性能得到明显提升.仿真实验中,先归一化和标准化神经网络的训练数据样本,通过优化的 MPSO\_BP 神经网络的聚类功能生成作为输入向量的最佳神经元,然后把包含最佳神经元的样本数据按照规则进行相应编码,并把编码后的数据集作为 MPSO\_BP 网络的输入向量,对其进行训练.这样既可以利用编码规则来判断是否为新的攻击类型,提高网络的自学习能力,同时也降低了 MPSO\_BP 神经网络的样本训练量,加快了网络的学习速度.仿真实验数据证明基于优化 MPSO\_BP 神经网络的 MPBIDS 模型具有较高的检测率和较低的误报率,同时该模型能够有效地辨别攻击行为和正常行为,体现出较好的应用效果和理论研究价值.

参考文献:

[1] CLAUDINO E C, ABDELOUAHAB Z, TEIXEIRA M M.

- Management and integration of information in intrusion detection system; data integration system for IDS based multi-agent systems[C]//IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology—Workshops. Hong Kong, China, 2006: 49-52.
- [2] POLI R, KENNEDY, BLACKWELL T. Particle swarm optimization: an overview[J]. Swarm Intelligence, 2007, 1(1): 33-57.
- [3] GARCIA-VILLORIA A, PASTOR R. Introducing dynamic into a discrete particle swarm optimization[J]. Computers and Operations Research, 2009, 36(3): 951-966.
- [4] PRADHAN B, LEE S. Regional landslide susceptibility analysis using back-propagation neural network model at Cameron Highland, Malaysia[J]. Earth and Environmental Science, 2010, 7(1): 13-30.
- [5] 陶新民, 王妍, 赵春晖, 等. 双尺度协同变异的离散粒子群算法[J]. 哈尔滨工程大学报, 2011, 32(12): 1617-1623.
- TAO Xinmin, WANG Yan, ZHAO Chunhui, et al. Discrete particle swarm optimization based on double-scale cooperation mutation[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2011, 32(12): 1617-1623.
- [6] 刘延涛. 基于混合神经网络技术的入侵检测模型[D]. 长春: 东北师范大学, 2010: 20-30.
- LIU Yantao. Intrusion detection model based on hybrid neural network[D]. Changchun: Northeast Normal University, 2010: 20-30.
- [7] KAO Y T, ZHARA E. A hybrid genetic algorithm and particle swarm optimization for multimodal functions[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(2): 849.
- [8] 于海宁. 基于MLP和Elman混合神经网络的入侵检测系统[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008: 23-50.
- YU Haining. Intrusion detection system based on MLP and Elman hybrid neural network[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008: 23-50.
- [9] 肖立中, 邵志清. 网络入侵检测中的自动决定聚类数算法[J]. 软件学报, 2008, 19(8): 428-432.
- QIAO Lizhong, SHAO Zhiqing. An algorithm for automatic clustering number determination in networks intrusion detection[J]. Journal of Software, 2008, 19(8): 428-432.
- [10] 刘俊芳, 高岳林. 带自适应变异的量子粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 41-45.
- LIU Junfang, GAO Yuelin. Quantum particle swarm optimization algorithm with adaptive mutation[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(3): 41-45.
- [11] 吕杰. 改进的BP神经网络在入侵检测中的研究及应用[D]. 广州: 广东工业大学, 2008: 32-60.
- LYU Jie. Research and applications of improved BP neural network in intrusion detection[D]. Guangzhou: Guangdong university of Technology, 2008: 32-60.

#### 作者简介:



宋玲,女,1967年生,教授,主要研究方向为计算机网络性能优化.主持和承担了国家自然科学基金、广西自然科学基金、广西科技攻关项目等各类课题20余项;获得广西省科技进步三等奖1项,广西省计算机应用成果推广三等奖3项.发表学术论文90余篇,被EI、ISTP检索20余篇.编写教材3部,出版专著1部.



常磊,男,1983年生,讲师,主要研究方向为计算机网络性能优化,发表学术论文3篇.