

研究论文

DOI: 10.11949/j.issn.0438-1157.20181244

基于 PSOGSA 前向神经网络的石化控制系统入侵检测

徐文星¹, 王万红¹, 王芳¹, 刘才², 景邵星¹, 赵国新¹(¹ 北京石油化工学院信息工程学院, 北京 102617; ² 北京石油化工学院化学工程学院, 北京 102617)

摘要: 针对日趋严峻的石化行业工业控制系统 (ICS) 安全形势, 提出一种基于粒子群优化 (PSO) 和万有引力搜索算法 (GSA) 的前向神经网络 (FNNPSOGSA), 用于解决其中的入侵检测问题。分别利用 GSA 的全局寻优能力和 PSO 快速局部收敛优势, 提出了一种基于 PSO 和 GSA 的混合算法 PSOGSA, 并将其用于前向神经网络 (FNNs) 的训练。通过多组基准测试数据集, 将 FNNPSOGSA 预测结果同 FNNPSO、FNNGSA 和参考文献中改进的 FRGNN (K-NN) 和 FRGNN (Naive Bayes) 预测结果相比较, 验证了 PSOGSA 在训练 FNNs 中是可行的, 并且 FNNPSOGSA 具有更高的预测准确率和更强的泛化能力。更进一步, 对工控入侵检测标准数据集的仿真结果表明其在工控系统入侵检测中的可行性和有效性。

关键词: 神经网络; 优化; 算法; 粒子群优化; 引力搜索算法; 工业控制系统

中图分类号: TP 309; TP 393.08; TP 18

文献标志码: A

文章编号: 0438—1157 (2018) S2—0350—08

Intrusion detection of industrial control system based on PSOGSA feedforward neural network

XU Wenxing¹, WANG Wanhong¹, WANG Fang¹, LIU Cai², JING Shaoxing¹, ZHAO Guoxin¹¹ College of Information Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China;² College of Chemical Engineering, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China)

Abstract: Aiming at the increasingly serious safety situation of industrial control system (ICS) in petrochemical industry, a forward neural network (FNNPSOGSA) based on particle swarm optimization (PSO) and universal gravitation search algorithm (GSA) is proposed to solve the problem of intrusion detection. A hybrid algorithm based on PSO and GSA is proposed by using the global optimization ability of GSA and the fast local convergence of PSO. PSOGSA is used as a new training method of FNNs to study the effectiveness of FNNPSOGSA model in practical engineering application scenarios. By comparing the FNNPSOGSA prediction results with the FNNPSO, FNNGSA and the improved FRGNN (K-NN) and FRGNN (Naive Bayes) prediction results in the reference literature, the results show that PSOGSA is feasible in training FNNs and has higher prediction accuracy and more generalization ability. The algorithm is applied to attack prediction in intrusion detection of industrial control system (ICS), and simulation study is carried out using industrial intrusion detection standard data set. The results show that the algorithm can achieve very good results in intrusion detection of industrial control systems.

Key words: neural network; optimization; algorithm; particle swarm optimization; gravitational search algorithm; industrial control system

2018-10-22 收到初稿, 2018-10-30 收到修改稿。

联系人: 赵国新。第一作者: 徐文星 (1982—), 女, 博士, 副教授。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61304217, 21703013, 61702040);

北京市属高校青年拔尖人才培养计划项目 (CIT&TCD201704048)。

Received date: 2018-10-22.

Corresponding author: ZHAO Guoxin, zhaoguoxin@bipt.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (61304217, 21703013, 61702040) and the Cultivation Plan of Young Talents in Municipal Colleges and Universities (CIT&TCD201704048).

引言

DCS 和 PLC 等数字化控制已经成为石油化工业生产过程控制的主要手段,极大地提高了生产效率。但是过程控制系统在近十年的发展中整体呈现出开放的趋势,逐步与企业网络互联和使用更加公开和标准化的协议,因此石化行业控制系统面临的安全形势越来越严峻^[1]。2010 年“震网”(stuxnet)病毒的爆发,让全球明白,工业控制系统(industry control system, ICS)已成为黑客的主要目标^[2],随后“毒区”(duqu)和“火焰”(flame)病毒又相继出现,与“震网”共同形成“网络战”攻击群。2014 年,功能更为强大的 Havex 以不同工业领域为目标进行攻击,至 2016 年已发展到 88 个变种,且攻击重心向石油、化工、电力等国家命脉行业领域倾斜,因此构建面向石化行业的工控信息安全防御体系迫在眉睫。

作为重要的工控信息安全防护手段,工控入侵检测成为国内外的研究热点^[3]。在 ICS 入侵检测算法的研究中,最常用到的有支持向量机(SVM)、决策树等^[4]。Nader 等^[5]提出了一种基于 L_p 范数的单分类算法的 SCADA 系统入侵检测模型。文献[6]通过对 Modbus 通讯协议分析,使用 SVM 构建入侵检测模型取得了良好的效果。文献[7]基于改进的后 PSO 算法,用来优化 SVM 入侵检测分类器的参数,构建了 PSO-SVM 工控入侵检测框架并取得了良好的效果。文献[8]提出了单类支持向量机的 PSO-OCSVM 的工业控制系统入侵检测算法,通过仿真验证了算法的有效性。而随着计算机技术的不断成熟,特别是神经网络的广泛应用,在 ICS 入侵检测的研究中,使用神经网络技术已成为热点,因此研究使用神经网络解决入侵检测问题是非常有必要的。

近年来,前馈神经网络(feedforward neural networks, FNNs)特别是具有两层^[9]的 FNNs 已成为最流行的神经网络,在实际应用中被广泛应用。已经证明,两层的 FNNs 可以逼近任何连续和不连续的函数^[10],适合于非线性可分离模式^[11-12]的分类和近似函数^[10,13]。在 FNNs 学习过程中,其目标是找到连接权值和偏差的最佳组合,以实现最小误差。然而,在大多数情况下 FNNs 收敛到的点是局部最优,而不是全局最优。在文献[14]中指出随着优化算法的不断改进和成熟,在 FNNs 训练过程中,使用新的启发式优化方法或改进算法是一种流行方

案,如模拟退火^[15-19](simulated annealing, SA),遗传算法^[20-22](genetic algorithms, GAs),粒子群优化算法^[23-27](particle swarm optimization, PSO),磁优化算法^[28](magnetic optimization algorithm, MOA),差分进化^[29](differential evolution, DE)等。根据文献[30] SA 和 GA 可以减少局部极小的捕获概率,但仍存在收敛速度慢的缺点。文献[31-32]通过比较万有引力搜索算法(gravitational search algorithm, GSA)与 PSO 等其他一些启发式优化算法,最终发现 GSA 在优化领域具有一定的优势,但是 GSA 算法也表现出自身的不足,相比迭代速度慢;而 PSO 是解决收敛速度慢最为有效和实用的优化算法之一。基于此本文提出将 PSO 与 GSA 混合用于训练 FNNs,并尝试解决工业控制系统入侵检测难题。

1 FNNs 介绍

FNNs 简称前馈网络,是人工神经网络的一种。在此网络中,各神经元从输入层开始,接收前一级输入,并输出到下一级,直至输出层,整个网络中无反馈。从系统观点看, FNNs 通过简单非线性处理单元的复合映射,可获得复杂的非线性处理能力。从计算的观点看,大部分 FNNs 都是学习网络,其分类能力一般都强于反馈网络,其结构如图 1 所示。

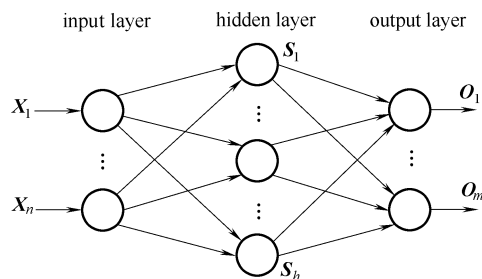


图 1 $n-h-m$ 的 FNNs 结构图

Fig.1 FNN with $n-h-m$ structure

设有 N 个观测样本 $\{(\mathbf{x}_i, \mathbf{o}_i), i=1, 2, \dots, N\}$, 其中 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ 表示第 i 个样本的 n 维输入向量, n 为输入层节点个数; $\mathbf{s}_i = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ih}]^T \in R^h$ 表示第 i 个样本的 h 维隐含层向量, h 为隐含层节点个数; $\mathbf{o}_i = [o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{im}]^T \in R^m$ 表示第 i 个样本的 m 维输出向量, m 为输出层节点个数。

1.1 网络编码策略

本文定义了 FNNs 的矩阵编码策略,来表示

FNNs 中每一个连接的权值和偏差, 用来训练 FNNs, 图 2 所对应的编码策略示例如式 (1) 和式 (2) 所示。

$$\text{particle}(:, :, i) = [W_1, B_1, W_2, B_2] \quad (1)$$

$$W_1 = \begin{bmatrix} w_{13} & w_{23} \\ w_{14} & w_{24} \\ w_{15} & w_{25} \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix}, W_2 = \begin{bmatrix} w_{36} & w_{37} \\ w_{46} & w_{47} \\ w_{56} & w_{57} \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} b_4 \\ b_5 \end{bmatrix} \quad (2)$$

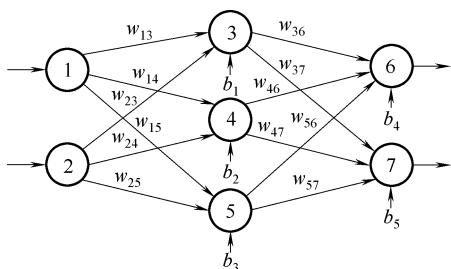


图 2 2-3-2 的 FNNs 结构图

Fig.2 FNN with 2-3-2 structure

1.2 前馈网络的数学模型

本文采用改进的 FNNs 用来解决分类问题, 对输入数据进行处理之后, 通过网络计算得到的输出值应该在 [0,1] 的范围之内, 因此隐含层和输出层的激励函数均采用 s 函数, 如式 (3) 所示。

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

针对图 1 的网络拓扑结构, 网络的数学模型可表示为

$$\begin{cases} f(s_j) = 1 / \left(1 + \exp \left(- \left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j \right) \right) \right), j = 1, 2, \dots, h \\ o_k = \sum_{j=1}^h \omega_{kj} f(s_j) - \theta_k, k = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (4)$$

其中, $s_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j$, x_i 表示第 i 个输入节点

上的输入。

2 基于 PSO 和 GSA 的混合优化算法

2.1 PSO

PSO 是典型的群体智能算法, 源自对鸟群捕食行为的简化社会模型模拟, 各个粒子具有记忆功能分别保留自己在搜索过程中找到的最优解信息, 而群体则保留当前的群体最优解信息。PSO 的粒子 i 运动方程为

$$v_i^d(t+1) = \omega(t)v_i^d(t) + c_1 r_{i1}(p_i^d(t) - x_i^d(t)) + c_2 r_{i2}(g_{\text{best}}^d(t) - x_i^d(t)) \quad (5)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (6)$$

2.2 GSA

GSA 是将一组在空间运行的粒子视为将要优化问题的解, 通过模拟物理学中万有引力的群体智能进行优化。引力定律指出各物质之间是存在引力的, 引力的存在会使得各物质之间存在着相对运动且运动的方向是朝着最优解的方向, 而粒子的运动速度跟惯性质量呈反相比, 运动方向是朝着质量大的粒子的方向。

假设一个引力系统中有 N 个粒子, 并定义粒子 i 的位置为: $X_i = (x_i^1, x_i^2, x_i^3, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n)$, ($i=1, 2, \dots, N$), 由牛顿定律可知, t 时刻粒子 j 对粒子 i 的引力可表示为

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_i(t)M_j(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (7)$$

粒子 i 和 j 之间的欧氏距离计算公式为

$$R_{ij}(t) = \|X_i(t), X_j(t)\|_2 \quad (8)$$

在 d 维空间中, 可通过式 (9) 计算作用在粒子 i 的引力总和。

$$F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N r_j F_{ij}^d(t) \quad (9)$$

根据适应度函数定义粒子质量为

$$m_i(t) = \frac{f_i(t) - f_{\text{worst}}(t)}{f_{\text{best}}(t) - f_{\text{worst}}(t)} \quad (10)$$

已知式 (10), 采用式 (11) 所示的单位值表示引力质量。

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \quad (11)$$

当粒子受到其他粒子的引力作用就会产生加速度, 而粒子 i 在 d 维空间上获得的加速度为其作用力与惯性质量的比值, 计算公式如下

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_{ij}(t)} \quad (12)$$

在每一次迭代过程中, 根据计算得到的加速度来更新粒子 i 的速度和位置, 更新公式如下

$$\begin{cases} v_i^d(t+1) = r_j v_i^d(t) + a_i^d(t) \\ x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \end{cases} \quad (13)$$

2.3 PSOGSA

利用 GSA 强的全局寻优能力和 PSO 能够为粒子增加记忆性和社会信息交换能力的特点, 本文提出了基于 PSO 和 GSA 的混合优化算法 PSOGSA。粒子运动方程如式 (14) 所示。

$$\begin{cases} v_i^d(t+1) = \omega v_i^d(t) + a_i^d(t) + c_1 r_{i1}(p_i^d(t) - x_i^d(t)) + \\ c_2 r_{i2}(p_{\text{best}}^d(t) - x_i^d(t)) \\ x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \end{cases} \quad (14)$$

对权重常数 ω 采用式 (15) 所示的权重线性递减的方法求得。

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{t(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{t_{\max}} \quad (15)$$

而 PSOGSA 的整个算法的流程如图 3 所示。

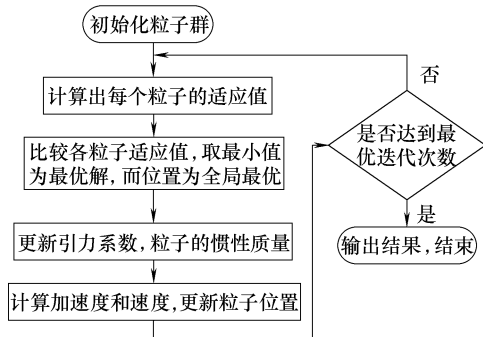


图 3 PSOGSA 算法流程图

Fig.3 PSOGSA algorithm flow chart

2.4 用 PSO、GSA 和 PSOGSA 来训练 FNNs

将 PSO、GSA 和 PSOGSA 运用到训练 FNNs 中, 用来寻找网络最佳的权值和阈值组合, 旨在 FNNs 拓扑结构固定的前提下改进提高预测精度, 本文分别称之为 FNNPSO、FNNGSA 和 FNNPSOGSA。为了设计 FNNPSO、FNNGSA 和 FNNPSOGSA 预测模型, 首先定义一个适应度函数来评估 FNNPSO、FNNGSA 和 FNNPSOGSA 的适应度, 适应度函数 (E) 计算公式如下

$$E_k = \sum_{i=1}^m (o_i^k - d_i^k)^2 \quad (16)$$

$$E = \sum_{k=1}^q \frac{E_k}{q} \quad (17)$$

其次, 针对不同的实际问题定义权值和阈值的编码策略, 具体的方法在 1.1 节中有所介绍, 在这不做赘述。

3 算法验证

为了验证本文提出的 PSOGSA 算法在训练 FNNs 的有效性, 设计了两组对比实验: 一类是基于表 1 中给出的 iris、wine、glass 和 Hayes-Roth 标准数据, 设计 PSO、GSA 和 PSOGSA 用来训练 FNNs, 实现三种方法下收敛速度和预测准确率的对比; 一类是基于表 1 中给出的剩余数据集, 采用本文提出的 PSOGSA 训练 FNNs 实现分类, 最终运行结果与文献[33]所得的结论进行比较。设计对比实验, 旨在通过两类实验来验证本文提出的 PSOGSA 在 FNNs 学习中的有效性。

表 1 实验测试数据结构

Table 1 Characteristics of experimental data

Dataset name	No. of patterns	No. of features	No. of classes
iris	150	4	3
Hayes-Roth	132	5	3
wine	178	13	3
glass	214	10	7
arrhythmia	452	279	13
Spam-base	4601	57	2
Waveform	5000	40	3

3.1 对比实验一

为了验证本文提出的 PSOGSA 算法在训练 FNNs 中具有更强的优越性, 设计对比实验一。在实验一中就四组标准测试数据做了关于 FNNPSOGSA、FNNGSA 和 FNNPSO 方法的测试实验, 并给出 MSE 收敛曲线图, 如图 4 所示。

从上述前三幅图的收敛曲线中可以得出, FNNGSA 较 FNNPSO 方法所得到的 MSE 稳定值更小, 在 Hayes-Roth 数据中 FNNPSO 的 MSE 稳定值要更好, 在表 2 的预测精度上也表现出了这一点, 但整体上 FNNPSO 的收敛速度要更快。而本文提出的 FNNPSOGSA 方法在快速收敛的基础之上, 最终稳定的 MSE 值也最佳。因此本文提出的 PSOGSA 的确在训练 FNNs 中取得了很好的效果。

本节对比实验一, 在 FNNPSOGSA、FNNGSA 和 FNNPSO 三种方法下对四个测试数据集求得预测准确度, 分别对每一组实验数据反复测试并记录预测准确率的最大值 (Max. acc)、最小值 (Min. acc) 和平均值 (Avg. acc), 具体值如表 2 所示。通过表 2 中的值验证了图 4 所得的结论是成立的, 进一步肯定了改进的 PSOGSA 在训练 FNN 上运行效果要比 GSA 和 PSO 更佳, 也就是本文提到的 PSOGSA 完全可以用来作为 FNNs 的训练优化方法。

3.2 对比实验二

本节采用文献[33]中用到的四个数据集 iris、Waveform、Spam-base 和 arrhythmia, 将 FNNPSOGSA 方法取得的最大、最小和平均预测准确率和该文献中改进的 FRGNN(K-NN)和 FRGNN (Naive Bayes) 方法做对比实验, 指标的统计结果见表 3, 四组实验的 MSE 收敛曲线如图 5 所示。

由图 5 可以看出, 本文提出的 FNNPSOGSA 在 iris、Waveform 和 Spam-base 数据的 MSE 收敛曲线上效果都比较理想, 而在 arrhythmia 数据的测试中效果比较差, 由表 3 的统计结果进一步看出,

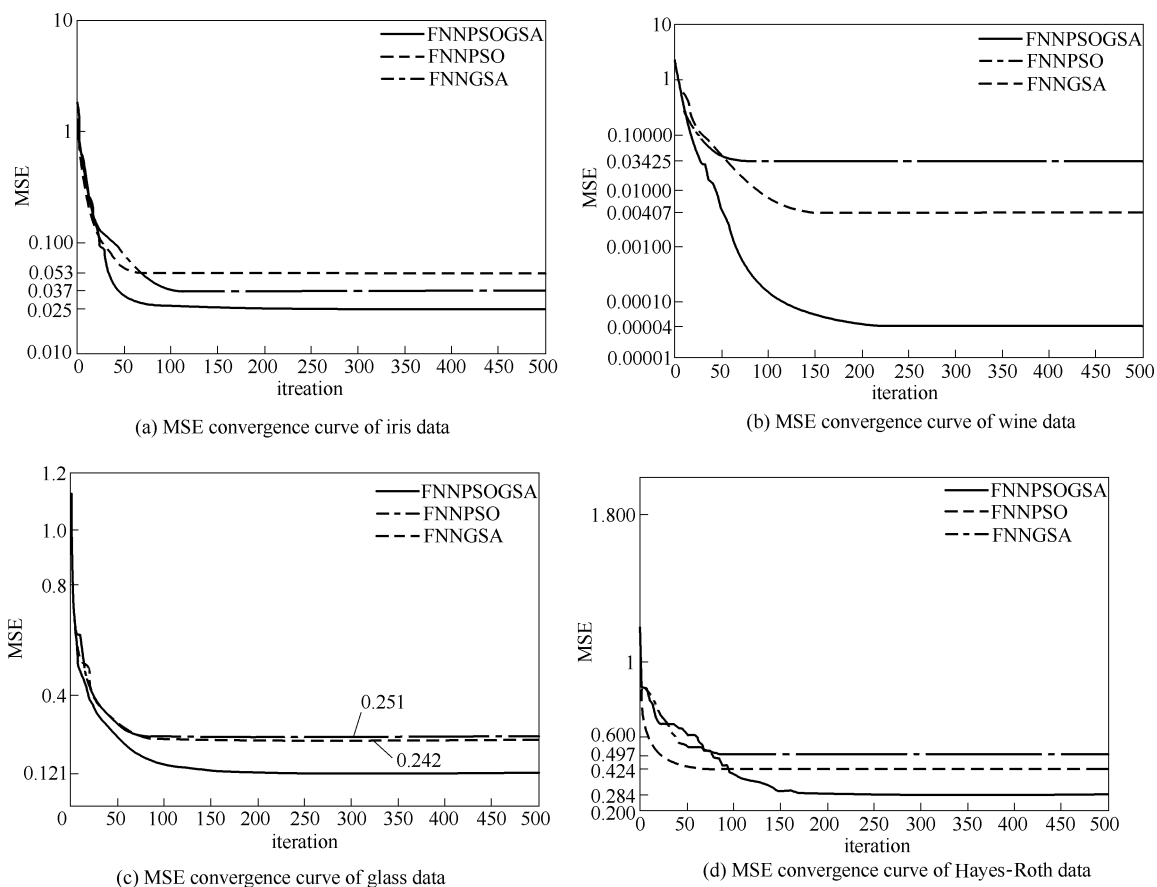


图 4 三种算法对应数据集的 MSE 收敛曲线图

Fig 4 MSE convergence curves of corresponding data sets under three algorithms

表 2 三种方法的预测精度

Table 2 Prediction accuracy of three algorithms

Dataset name	FNNPSOGSA			FNNGSA			FNNPSO		
	Min. acc%	Max. acc%	Avg. acc%	Min. acc%	Max. acc%	Avg. acc%	Min. acc%	Max. acc%	Avg. acc%
iris	98.00	98.67	98.52	93.33	95.33	94.22	95.33	97.33	96.22
Hayes-Roth	65.91	75.76	71.82	47.72	50.76	48.02	46.97	53.03	51.52
wine	98.31	99.44	98.87	97.75	99.44	98.25	95.50	97.75	96.62
glass	87.85	93.92	90.56	79.91	84.58	81.31	72.43	78.97	74.83

表 3 对比实验二 acc 指标的统计结果对比

Table 3 Comparison of statistical results of acc index in contrast experiment two

Dataset	FNNPSOGSA			FRGNN (K-NN) ^[30]			FRGNN (Naive Bayes) ^[30]		
	Min. acc%	Max. acc%	Avg. acc%	Min. acc%	Max. acc%	Avg. acc%	Min. acc%	Max. acc%	Avg. acc%
iris	98.00	98.67	98.52	87.41	96.29	93.04	86.67	97.03	94.00
Waveform	84.20	86.20	85.02	83.60	85.51	84.62	79.26	80.77	79.62
Spam-base	76.07	86.67	79.25	80.96	85.09	82.76	59.10	75.06	61.08
arrhythmia	64.16	68.58	67.70	53.33	56.79	55.20	50.74	60.29	55.23

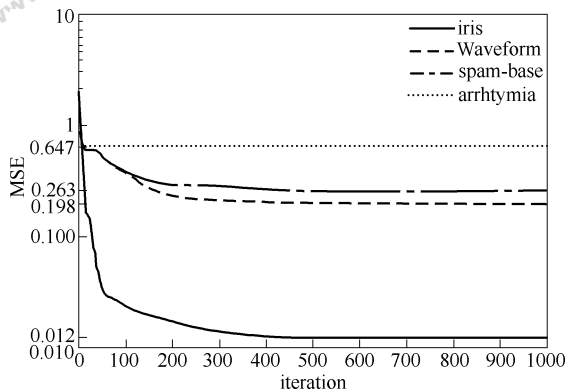


图5 四组数据预测的 MSE 收敛曲线图

Fig 5 MSE convergence curve of four sets of data prediction

FNNPSOGSA 方法取得的预测指标要完全优于文献[33]中的 FRGNN (K-NN) 和 FRGNN (Naive Bayes) 两种方法。对比实验二更有力地说明了 FNNPSOGSA 的优越性, 更进一步验证了本文提出的 PSOGSA 在训练 FNNs 上的有效性和可靠性。

4 算法应用

本文使用的 ICS 入侵检测数据集是由 MSU 基础设施保护中心工控入侵检测标准数据集^[2], 经过数值化处理, 数据共包含 7 种攻击形式。每一条数据包含了二十六个特征属性和一个类别标签, 攻击形式和对应的分类标签如表 4 所示。

表 4 攻击形式及分类标签

Table 4 Form of attack and classification label

Form of attack	Label	Describe
Normal	0	normal data
NMRI	1	nutshell malicious response injection attack
CMRI	2	complex malicious response injection attack
MSCI	3	malicious state command injection attack
MPCI	4	malicious parameter command injection attack
MFCI	5	malicious function command injection attack
DoS	6	denial of service attack
RECO	7	reconnaissance attack

由于原始数据集中 MSCI 和 MFCI 攻击的数据量比较少, 而 Normal 攻击数量占原始数据总数的一半以上, 因此在训练数据集的选择中根据一定的比例对 MSCI 和 MFCI 攻击类型各选取 200 组、对 Normal 选取 1100 组, 剩余的 5 种攻击类型各选取 500 组, 这样总共选取 4000 组数据作为训练数据。而 2000 组测试数据是从原始数据集中均匀的选取。利用 FNNPSOGSA、FNNPSO 和 FNNGSA 做仿真实验。仿真结果如图 6 所示, 检测精度如表 5 所示。

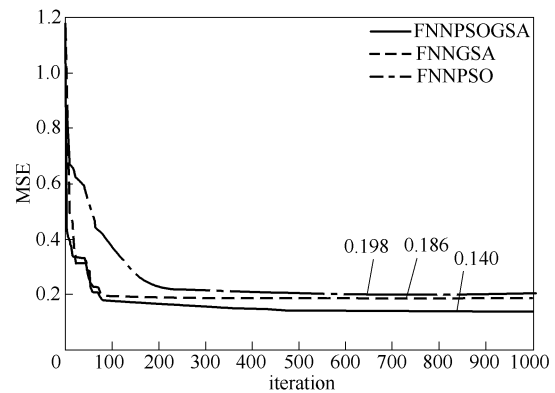


图6 不同算法下 MSE 收敛曲线图

Fig.6 MSE convergent curves under different algorithms

表 5 稳定的 MSE 和测试精度

Table 5 Stable MSE and test accuracy

Algorithm	MSE	Acc/%
FNNPSOGSA	0.140	94.70
FNNGSA	0.186	91.15
FNNPSO	0.198	90.65

由图 6 和表 5 可知, 使用本文所提 FNNPSOGSA 方法进行入侵检测, 收敛速度更快, 准确率更高, 可达 94.70%。因此 FNNPSOGSA 算法为解决 ICS 入侵检测问题提供了一个可行的新方法。

5 结 论

针对日趋严峻的石化控制系统网络安全问题, 本文提出了一种采用 PSO 和 GSA 混合训练前向神经网络的 FNNPSOGSA 模型进行入侵检测。为了验证 PSOGSA 算法训练 FNNs 的性能, 本文采用 7 个经典基准数据设计两组对比实验对模型的性能做测试。对比实验一做了基本的 FNNPSO、FNNGSA 与改进 FNNPSOGSA 算法模型对比实验, 实验结果表明改进的 FNNPSOGSA 在 MSE 收敛速度上表现出更好的性能, 并通过实验结果观察到准确率更高, 因此验证了本文提出的 PSOGSA 算法的实用性和有效性; 在对比实验一的基础上, 做了对比实验二, 通过跟文献[33]中改进方法所取得的结果进行比较, 就对应四组基准数据, 得到本文提出的 FNNPSOGSA 算法模型在预测准确率上均有比较显著的提高, 因此可以得出结论, PSOGSA 算法在训练 FNNs 中是可行的。在验证算法可行的基础上使用 MSU 的 ICS 入侵检测标准数据集进行仿真研究, 结果表明, 使用 FNNPSOGSA 进行入侵检测的精度较高, 且有很强的泛化能力, 为石化控制系统网络安全检测提供了一种新的方法, 进一步对保障石化

企业信息安全拓宽了思路 and 提供了有效的技术支持。目前, 本文正研究把该算法用于课题组项目“南通星辰合成材料有限公司南通星辰化工生产控制系统的安全防护”中, 以提高工业控制系统安全检测、监测及防御能力, 也尽可能将项目的研究成果推广至全国石化领域。

符 号 说 明

- B_1, B_2 ——分别表示隐含层和输出层的阈值矩阵
- c_1, c_2 ——非负常数, 选取适当的值可使系统不易陷入局部最优
- d_i^k, o_i^k ——分别表示当采用第 k 个训练样本时第 i 个输入所对应的期望和实际输出
- $f_i(t), f_{\text{worst}}(t), f_{\text{best}}(t)$ ——分别为粒子 i 在 t 时刻的适应度函数, 群体里最差的适应度函数值, 最优适应度函数值
- G_0 ——宇宙初期的引力常数, 取值为 1 或 100
- g_{best}^d, p_i^d ——分别为所有粒子 d 次迭代后曾经经历的最好位置和粒子 i 第 d 次迭代后所经历的最好位置
- $M_i(t), M_j(t)$ ——分别为粒子 i 和 j 的自身惯性质量
- r_{i1}, r_{i2}, r_j ——[0,1]内的随机数
- T ——引力搜索算法中最大迭代次数
- t, t_{max} ——分别为 PSO/GSA 算法中为当前迭代步数和最大迭代步数
- W_1, W_2, W_2' ——分别为输入层到隐含层的连接权重矩阵和隐含层到输出层的连接权重矩阵, W_2' 是 W_2 转置矩阵
- α ——常系数, 取值为 20 或 23
- θ_j, θ_k ——分别为作用在隐含层和输出层第 j 和 k 个节点上阈值
- $\omega_{\text{max}}, \omega_{\text{min}}$ ——分别表示最大值和最小值, 通常取 $\omega_{\text{max}}=0.9, \omega_{\text{min}}=0.4$

References

- [1] BERE M, MUYINGI H. Initial investigation of industrial control system (ICS) security using artificial immune system (AIS)[C]// International Conference on Emerging Trends in Networks and Computer Communications. IEEE, 2015: 79-84.
- [2] DOMGALD P C. The Application of Autonomic Computing For the Protection of Industrial Control Systems[M]. Tucson: The University of Arizona, 2011.
- [3] SIWAR K, LUDOVIC P C, MARC B, *et al.* A survey of approaches combining safety and security for industrial control systems[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2015, **139**: 156-178.
- [4] BEAVER J M, BORGES-HINK R C, Buckner M A. An evaluation of machine learning methods to detect malicious SCADA communications[C]//International Conference on Machine Learning and Applications. Miami, FL, USA: IEEE, 2013: 54-59.
- [5] NADER P, HONEINE P, BEAUSEROY P. One-class classification for intrusion detection in ACADA systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, **10**(4): 2308-2317.
- [6] 张腾飞, 范启福, 刘伟. 基于支持向量机的 SCADA 系统入侵检测[J]. 化工自动化及仪表, 2015, (2): 153-156.
- [7] ZHANG T F, FAN Q F, LIU W. A support vector machine-based intrusion detection method for SCADA system[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2015, (2): 153-156.
- [8] 王华忠, 杨智慧, 颜秉勇, 等. 融合 PCA 和 PSO-SVM 方法在工控入侵检测中的应用[J]. 科技通报, 2017, **33**(1): 80-85.
- [9] WANG H Z, YANG Z H, YAN B Y, *et al.* Application of fusion PCA and PSO-SVM method in industrial control intrusion detection[J]. Bulletin of Science and Technology, 2017, **33**(1): 80-85.
- [8] 尚文利, 李琳, 万明, 等. 基于优化单类支持向量机的工业控制系统入侵检测算法[J]. 信息与控制, 2015, **44**(6): 678-684.
- [9] SHANG W L, LI L, WAN M, *et al.* Intrusion detection algorithm based on optimized one-class support vector machine for industrial control system[J]. Information & Control, 2015, **44**(6): 678-684.
- [9] IRIE B, MIYAKE S. Capabilities of three-layered perceptrons[C]// IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE, 1988: 641-648.
- [10] HORNIK K, STINCHCOMBE M, WHITE H. Multilayer feedforward networks are universal approximators[J]. Neural Networks, 1989, **2**(5): 359-366.
- [11] LIN C J, CHEN C H, LEE C Y. A self-adaptive quantum radial basis function network for classification applications[C]// IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2004. Proceedings. IEEE, 2011: 3263-3268.
- [12] MATISA N A, MAMAT W M F W. Clustered-hybrid multilayer perceptron network for pattern recognition application[J]. Applied Soft Computing Journal, 2011, **11**(1): 1457-1466.
- [13] MALAKOOTII B, ZHOU Y Q. Approximating polynomial functions by feedforward artificial neural networks: capacity analysis and design[J]. Applied Mathematics & Computation, 1998, **90**(1): 27-51.
- [14] WENXU W, RUICHUN T, CHENG L, *et al.* A BP neural network model optimized by mind evolutionary algorithm for predicting the ocean wave heights[J]. Ocean Engineering, 2018, **162**(10): 8-107.
- [15] 周爱武, 翟增辉, 刘慧婷. 基于模拟退火算法改进的 BP 神经网络算法[J]. 微电子学与计算机, 2016, **33**(4): 144-147.
- [16] ZHOU A W, ZHAI Z H, LIU H T. Improved BP neural network based on simulated annealing[J]. Microelectronics & Computer, 2016, **33**(4): 144-147.
- [16] MOUSAVI S M, MOSTAFAVI E S, JIAO P. Next generation prediction model for daily solar radiation on horizontal surface using a hybrid neural network and simulated annealing method[J]. Energy Conversion & Management, 2017, **153**: 671-682.
- [17] ALAVI A H, GANDOMI A H. Prediction of principal ground-motion parameters using a hybrid method coupling artificial neural networks and simulated annealing[J]. Computers & Structures, 2011, **89**(23): 2176-2194.
- [18] 麻士东, 龚光红, 韩亮, 等. 目标分配的蚁群-模拟退火算法及其改进[J]. 系统工程与电子技术, 2011, **33**(5): 1182-1186.
- [18] MA S D, GONG G H, HAN L, *et al.* Hybrid strategy with ant colony and simulated annealing algorithm and its improvement in target

- assignment[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, **33**(5): 1182-1186.
- [19] 闫利军, 李宗斌, 卫军胡. 模拟退火算法的一种参数设定方法研究[J]. 系统仿真学报, 2008, **20**(1): 245-247.
YAN L J, LI Z B, WEI J H. Study on parameter setting method for simulated annealing algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2008, **20**(1): 245-247.
- [20] 曾小华, 李广含, 宋大风, 等. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络侧翻预警算法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2017, **45**(2): 30-38.
ZENG X H, LI G H, SONG D F, *et al.* BP neural network rollover warning algorithm based on genetic algorithm optimization[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2017, **45**(2): 30-38.
- [21] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, **37**(7): 1573-1580.
LIU H R, ZHAO C X, LI X, *et al.* Study on a neural network optimization algorithm based on improved genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, **37**(7): 1573-1580.
- [22] KAYA M. The effects of a new selection operator on the performance of a genetic algorithm[J]. Applied Mathematics & Computation, 2011, **217**(19): 7669-7678.
- [23] 王东风, 孟丽. 粒子群优化算法的性能分析和参数选择[J]. 自动化学报, 2016, **42**(10): 1552-1561.
WANG D F, MENG L. Performance analysis and parameter selection of PSO algorithm[J]. Journal of Automation, 2016, **42**(10): 1552-1561.
- [24] 杨景明, 穆晓伟, 车海军, 等. 多策略改进的多目标粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2017, **32**(3): 435-442.
YANG J M, MU X W, CHE H J, *et al.* Improved multi-objective particle swarm optimization algorithm based on multiple strategies[J]. Control & Decision, 2017, **32**(3): 435-442.
- [25] 汤可宗, 李慧颖, 李娟, 等. 一种求解复杂优化问题的改进粒子群优化算法[J]. 南京理工大学学报, 2015, **34**(4): 386-391.
TANG K Z, LI H Y, LI J, *et al.* Improved particle swarm optimization algorithm for solving complex optimization problems[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2015, **34**(4): 386-391.
- [26] ZHANG C, SHAO H, LI Y. Particle swarm optimization for evolving artificial neural network[C]// IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. IEEE, 2002: 2487-2490.
- [27] SONG L K, FEI C W, BAI G C, *et al.* Dynamic neural network method-based improved PSO and BR algorithms for transient probabilistic analysis of flexible mechanism[J]. Advanced Engineering Informatics, 2017, **33**: 144-153.
- [28] MIRHALILI S, SADIQ A S. Magnetic optimization algorithm for training multi-layer perceptron [C]// IEEE, International Conference on Communication Software and Networks. IEEE, 2011: 42-46.
- [29] SI T, HAZRA S, JANA N D. Artificial neural network training using differential evolutionary algorithm for classification[C]// The International Conference on Information Systems Design and Intelligent Applications. 2012: 769-778.
- [30] ZHANG J R, ZHANG J, LOK T M, *et al.* A hybrid particle swarm optimization-back-propagation algorithm for feedforward neural network training[J]. Applied Mathematics & Computation, 2007, **185**(2): 1026-1037.
- [31] SETTLES M, RODEBAUGH B, SOULE T. Comparison of genetic algorithm and particle swarm optimizer when evolving a recurrent neural network[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2003, **27**(23): 148-149.
- [32] MIRJALILI S. Hybrid particle swarm optimization and gravitational search algorithm for multilayer perceptron learning[J]. Music Educators Journal, 2011, (4): 70.
- [33] GANIVADA A, RAY S S, PAL S K. Fuzzy rough sets, and a granular neural network for unsupervised feature selection[J]. Neural Networks, 2013, **48**(6): 91-108.