

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190345

# 基于 PSO-MLP 神经网络的遥信插件质量识别方法研究

陈东阳

(天津凯发电气股份有限公司, 天津 300392)

**摘要:** 为了提高继电保护装置遥信插件的出厂质量, 解决产品检验自动化的问题, 提出了一种基于 PSO 优化多层感知器(Multi-Layer Perceptron, MLP)神经网络的遥信插件质量识别方法。首先, 建立了继电保护装置遥信插件自动化硬件测试平台。然后, 改进了 PSO 优化算法, 调整了惯性权重  $\omega$  的滑动特性, 使其根据粒子间距离实时调整步长。最后, 在 SPSS 中使用  $k-s$  检验对原始起动电压数据进行正态性检验, 得到了具有正态性样本的频率分布及其拟合曲线, 提取特征训练集, 并对神经网络进行训练和测试。实验结果表明, 该方法能够有效且准确地对遥信插件进行质量识别, 实现了产品检验和质量识别的自动化及智能化。PSO-MLP 神经网络训练时间短, 收敛速度快, 质量识别准确度高, 约为 97%, 且泛化能力强。

**关键词:** 质量识别; MLP 神经网络; 继电保护; 遥信; 智能化

## Investigation on method of quality identification for telesignalization plug-in based on PSO-MLP neural network

CHEN Dongyang

(Tianjin Keyvia Electric Co., Ltd., Tianjin 300392, China)

**Abstract:** In order to improve the outgoing quality of the telesignalization plug-in of the relay protection device and solve the problem of product inspection automation, this paper involves in a quality identification method of telesignalization plug-in based on PSO-MLP neural network. Firstly, the automation hardware test platform for telesignalization plug-in of relay protection device is established. Secondly, PSO algorithm is improved, and then the inertia weight sliding characteristics is adjusted, which makes its real-time adjustment step by step according to particle spacing. Finally, the original start-up voltage data is examined by normality test using the  $k-s$  test in SPSS, then the frequency distribution of samples with normality and its fitting curve is obtained, to extract the characteristics of the training set and then to train and test the neural network. The experiment results show that the method can effectively and accurately identify the quality for telesignalization plug-in and realize the product inspection and quality identification automation and intelligent. The training time of PSO-MLP neural network is short, convergence rate is fast, and the identification accuracy is high, about 97%, and the generalization ability is strong.

This work is supported by Tianjin Rail Transit Major Special Project (No. 18ZXGDGX00010) and Tianjin “Belt and Road” Initiative Science and Technology Innovation Cooperation Project (No. 18YDYGHZ00030).

**Key words:** quality identification; MLP neural network; relay protection; telesignalization; intelligence

## 0 引言

在电气化铁路牵引变电站综合自动化系统中, 继电保护装置是关键设备。其中, 遥信插件是继电保护设备重要的组成部分, 遥信信号(即开入量)是

电网调度中最重要的信号之一, 它直接反映了牵引网运行方式及变电站内所有相关设备的运行状态, 例如开关动作信号、复归信号、控制回路断线信号、变压器有载调压分接头信号及其他告警信号等。

根据《国网公司十八项电网重大反事故措施》2018 修订版中 15.6.5 条要求: “光耦开入的动作电压应控制在额定直流电源电压的 55%~70% 范围内”。由于要求的动作电压区间小、难度大, 且光耦

基金项目: 天津市轨道交通重大专项资助(18ZXGDGX00010); 天津市“一带一路”科技创新合作项目资助(18YDYGHZ00030)

器件的电流传输比(Current Transfer Ratio, CTR)等参数离散性较大等原因,导致部分遥信动作电压在额定直流电源电压 55%~70%的区间之外,出现遥信误报和漏报等故障问题,大大降低了开入回路的抗电磁干扰能力和防护等级。因此,制造厂家在遥信插件出厂前对其进行质量识别,保证产品出厂质量就显得尤为重要。

目前,对遥信插件的出厂检验依然使用传统质量识别方法,如人工手动检验或先工装测试再人工复检等。采用传统质量识别方式,检验人员工作时间长、测试项目单一,不仅重复工作容易导致过疲劳,而且分类识别效率低。

神经网络在质量分类和故障诊断等领域中具有明显优势,可利用该工具实现自动化、智能化遥信插件质量识别,代替人工检验,提高生产率。MLP 神经网络由于学习能力强、结构简单紧凑、运算速度快而得到广泛应用。它可用于对非线性可分模式的分类和函数逼近,且能够逼近任意连续和离散函数<sup>[1-5]</sup>。

本文将 MLP 神经网络引入到遥信插件质量识别中,通过建立遥信插件自动化测试平台,获取大量遥信变位电压值样本,提取遥信变位时起动电压特征值,训练 MLP 神经网络,利用改进的粒子群算法 PSO 来优化该网络的相关参数,提高神经网络分类识别准确度和泛化能力。由此可改善检测人员的作业流程,保证遥信插件出厂质量,从而从根本上解决遥信误报和漏报等故障问题。

## 1 测试平台

继电保护装置遥信插件自动化硬件测试平台的系统框图及各部分组成情况如图 1 所示。

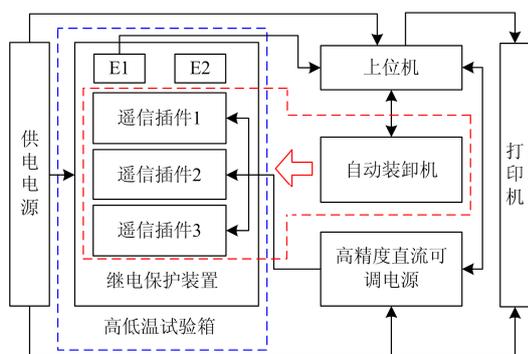


图 1 硬件测试平台系统框图

Fig. 1 System block diagram of hardware test platform

由图 1 可以看出:硬件测试平台包含供电电源、继电保护装置、高低温试验箱、上位机、自动装卸机、高精度直流可调电源和打印机七部分;其中,

被测插件安装在继电保护装置插槽中,组成具有遥信信号采集功能的继电保护装置。若在高低温测试条件下,需将继电保护装置放置于高低温试验箱中进行测试。上位机中安装有维护软件、自动装卸机控制软件、高精度直流可调电源控制软件及基于 MLP 神经网络的数值分析软件等。打印机用于打印测试过程中生成的测试报告。硬件测试平台工作流程图如图 2 所示。

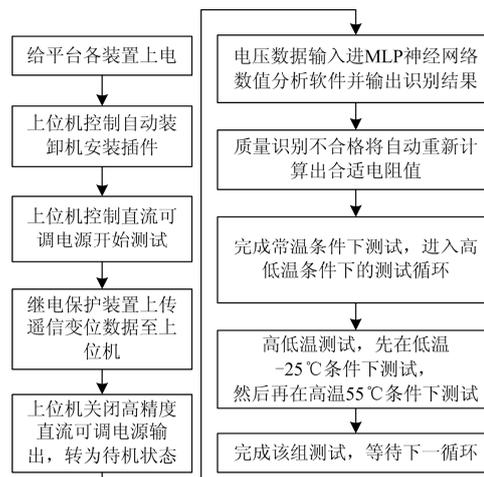


图 2 硬件测试平台工作流程图

Fig. 2 Work flow diagram of hardware test platform

由图 2 可知,硬件测试平台的工作流程为:(1)供电电源分别为各装置供电,保证各装置正常工作;(2)上位机控制自动装卸机将已经准备好的待测遥信插件安装至继电保护装置插槽中,安装到位后返回,每次安装可同时安装 3 个待测遥信插件;(3)上位机控制高精度直流可调电源从 $(54\% \cdot U_{\text{额}})$  V 开始,以 0.1 V 的步进向上调节电压,直至所有遥信都置位;然后再以 0.1 V 的步进向下调节电压,直至所有遥信都返回;(4)继电保护装置实时地将遥信变位电压上传至上位机中的维护软件,通过 SOE 顺序事件记录遥信变位电压数据;(5)上位机经过运算,向高精度直流可调电源发出命令,关闭输出,转为待机状态;(6)将遥信变位电压数据输入基于 MLP 神经网络的数值分析软件,经分析后输出质量识别结果;(7)质量不合格回路,自动重新计算出适合该遥信回路的匹配电阻值,打印测试报告,检验人员根据测试报告及时调整参数并进行验证测试;(8)完成常温下的质量识别,然后进入高低温条件下的测试循环;(9)先在低温 $-25^{\circ}\text{C}$ 条件下完成(3)~(7),然后再在高温 $55^{\circ}\text{C}$ 条件下完成(3)~(7);(10)该组测试完成,上位机控制自动装卸机取下已测完遥信插件,然后进入下一个测试循环。

## 2 MLP神经网络及参数优化

### 2.1 特征训练集提取

特征训练集提取是质量识别分类过程中较为重要的步骤。为了达到简化神经网络规模的目的, 缩减网络运算量, 在保证质量识别算法精度基础上, 依据遥信插件质量识别过程中强相关物理量, 即起动电压, 求解欧式距离, 建立特征量方程如式(1)所示。

$$d = [(x - \mu) \cdot (x - \mu)^T]^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

式中: 向量  $x = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}]$  是实测起动电压值; 向量  $\mu = [\mu_{21}, \mu_{22}, \dots, \mu_{2n}]$  是额定直流电源电压中间值, 即  $62.5\% \cdot U_{\text{额}}$ 。其中,  $d$  代表了遥信插件各回路起动电压的离散程度<sup>[6-11]</sup>。

### 2.2 MLP神经网络

MLP神经网络输出可以表示为

$$f_k(d) = \frac{1}{1 + \exp[-g_k(d)]} \quad (2)$$

式中:  $g_k(d)$  为隐层节点的加权和,  $k=1, 2, \dots, m$ ;  $d$  为 MLP 神经网络的特征值向量, 有  $d = [d_1, d_2, \dots, d_i]$ , 其中,  $d_1, d_2, \dots, d_i$  为各个特征值向量, 提取自遥信插件各回路起动电压的欧式距离。其中, 隐层神经元采用 Sigmoid 函数作为激活函数,  $g_k(d)$  表示为

$$g_k(d) = \sum_{j=1}^l [w_{jk} \cdot H_j(d)] - \theta'_k \quad (3)$$

式中:  $H_j(d)$  为每个隐藏节点的输出,  $j=1, 2, \dots, l$ ;  $w_{jk}$  是从第  $j$  个隐藏节点到第  $k$  个输出节点的连接权重;  $\theta'_k$  是第  $k$  个输出节点的偏移量。其中  $H_j(d)$  可表示为

$$H_j(d) = \frac{1}{1 + \exp[-h_j(d)]} \quad (4)$$

式中,  $h_j(d)$  为输入特征值的加权和, 可表示为

$$h_j(d) = \sum_{i=1}^n (w_{ij} \cdot d_i) - \theta_j \quad (5)$$

式中:  $n$  为输入节点的数目;  $w_{ij}$  为从输入层第  $i$  个节点到隐层第  $j$  个节点的连接权重;  $\theta_j$  为第  $j$  个隐层节点的偏置;  $d_i$  表示第  $i$  个输入特征值。

应用 MLP 神经网络对遥信插件进行质量识别时, 为了表征网络性能, 本文以训练样本均方误差 MSE 作为网络性能衡量指标, 其可表示为

$$\overline{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2 \quad (6)$$

式中:  $N$  为遥信插件质量识别训练样本个数;  $y$  为 MLP 神经网络实际输出值;  $\hat{y}$  为 MLP 神经网络期望输出值。

该网络质量识别性能指标 MSE 越小越好, MSE 值越小则表明网络性能越好。但是在 MSE 阈值设置时, MSE 值不能太大也不能过小, 设置大了, 会得到相对简单的神经网络, 网络的分类准确度较低; MSE 值过小, 会得到较为复杂的神经网络, 出现过学习现象<sup>[12-17]</sup>。

为了获得较为合理的 MSE 指标, 本文采用改进的粒子群优化算法 PSO 训练 MLP 神经网络, 以找到全局最优的连接权重和偏差, 使得 MSE 指标较为合理。

### 2.3 改进 PSO 参数优化算法

PSO 算法的速度和位置更新方程为

$$V_{iv}^{k+1} = \omega V_{iv}^k + c_1 r_1 (P_{iv}^k - X_{iv}^k) + c_2 r_2 (P_{gv}^k - X_{gv}^k) \quad (7)$$

$$X_{iv}^{k+1} = X_{iv}^k + V_{iv}^{k+1} \quad (8)$$

式中:  $v$  为空间维数,  $v=1, 2, \dots, D$ ;  $i$  为粒子数,  $i=1, 2, \dots, M$ ;  $k$  为迭代次数;  $V_{iv}^k$  为第  $i$  个粒子飞行速度;  $X_{iv}^k$  为第  $i$  个粒子位置;  $P_{iv}^k$  和  $P_{gv}^k$  分别为第  $i$  个粒子个体最优解和全局最优解;  $\omega$  为惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  为分布于  $[0, 1]$  的随机数。

PSO 算法存在的问题: 在寻优过程中, 惯性权重  $\omega$  值变化粗糙且不平滑, 这样会使得寻优前期局部搜索能力差、后期收敛速度慢, 而且易陷入局部最优。本文为解决上述问题, 提出一种动态惯性权重  $\omega$  方案, 通过平滑其搜索特性, 最终达到可根据粒子间距实时动态调整  $\omega$  的目的, 该方案的优点是算法收敛速度快、精度高<sup>[18]</sup>。

动态惯性权重  $\omega_i(t)$  可表示为

$$\omega_i(t) = \omega_{\min} + T(t) \quad (9)$$

式中:  $\omega_i(t)$  为第  $i$  个粒子在第  $t$  次迭代的动态惯性权重;  $\omega_{\min}$  为惯性权重迭代终值;  $T(t)$  为调整函数, 它可表示为

$$T(t) = d_i(t) \cdot (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \exp\left[\frac{k(T_{\max} - t)^2}{T_{\max}^2}\right] \quad (10)$$

式中:  $\omega_{\max}$  为惯性权重初始化值;  $d_i(t)$  为粒子动态间距;  $T_{\max}$  为最大迭代次数,  $t$  为实时迭代次数;  $k$  为调整系数。

将式(9)代入式(7), 得到粒子速度, 通过式(8)更新粒子位置。由于  $d_i(t)$  和  $\omega_i(t)$  具有动态特性, 当粒子接近全局最优解时, 它们均跟随粒子间距调整动态值, 使其加快搜索全局最优解。由式(10)可知, 调整函数中的  $\exp\left[\frac{k(T_{\max} - t)^2}{T_{\max}^2}\right]$  与  $t$  成反比例关系, 从而可以通过  $d_i(t)$  和  $t$  传递到  $\omega_i(t)$  上, 使其与

粒子搜索速度均衡自适应调节。因此,在反复迭代的过程中,空间粒子的  $V_n^k$  值更加优化,以寻找全局最优解。该方案可平衡局部与全局搜索状态,使得算法快速收敛,避免陷入局部最优<sup>[19-21]</sup>。

### 3 基于 PSO-MLP 神经网络的遥信插件质量识别算法

#### 3.1 算法实现步骤

基于 PSO-MLP 神经网络的遥信插件质量识别算法实现步骤如图 3 所示。

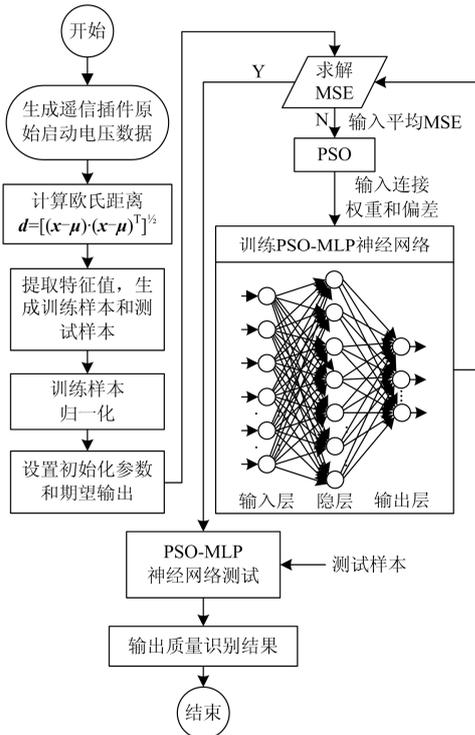


图 3 基于 PSO-MLP 神经网络的遥信插件质量识别算法实现步骤

Fig. 3 Implementation step of quality identification algorithm for tele-signalization plug-in based on PSO-RBF neural network

首先,利用测试平台获取遥信插件原始启动电压值,然后使用特征量方程式(1)提取各样本的特征值,得到特征值向量,  $d=[d_1, d_2, \dots, d_i]$ ;最后,将特征值输入到 PSO-MLP 神经网络中训练,最终可以得到各样本对应的质量识别类型。

由图 3 可知,该方法通过接收所有训练样本和期望输出样本的平均 MSE 作为目标函数进行迭代训练,通过不断迭代进化调整连接权重和偏差,为 PSO-MLP 神经网络提供训练优化后的连接权重和偏差。

为了提高该网络的分类识别准确性和泛化能

力,将训练样本归一化,在神经网络训练的初始阶段,设置初始化参数和期望输出。之后,神经网络通过反复的迭代和训练,找到全局最优解,实现网络参数优化。

初始化粒子位置、速度、种群大小、学习因子、最大迭代次数、惯性权重  $\omega$ 。根据式(9)和式(10)更新  $\omega_i(t)$ ,并分别使用式(7)和式(8)更新每次迭代中每个粒子的速度和位置。当满足最大迭代次数  $T_{\max}$  或均方误差 MSE 时,停止迭代,输出优化后的最佳连接权重和偏差,否则返回继续训练、优化,直到满足条件为止。然后,再利用测试样本测试 PSO-MLP 神经网络,输出质量识别结果。

#### 3.2 参数设置

经分析可知,需要设置的参数主要分为两类,一类是 MLP 网络的初始化参数及 MSE 阈值;另一类为 PSO 优化算法参数。

对于 MLP 网络的初始化参数,  $w_{ij}$ 、 $w_{jk}$ 、 $\theta_k$ 、 $\theta'_k$  可设置在  $[0, 1]$  区间内;根据遥信插件的实际回路数,设置输入节点的数目  $n$  为 35。考虑电阻和光耦的温度系数、测试平台精度的因素,设置 MSE 阈值为 0.03。输入样本范围设置为  $[0, 50]$ 。

为了保证遥信插件质量识别准确性,引入  $k-s$  检验对原始启动电压数据进行正态性检验,得到具有正态性的原始启动电压数据,从而设置合理的神经网络输出值,如图 4 所示。当满足正态分布后,得到数学期望  $\mu$  和标准差  $\sigma$ ,再经过多次筛选,使得  $\mu$  无限趋近或等于  $(55\%+70\%) \cdot U_{\text{额}} \cdot 2^{-1}$ ,且  $\sigma$  无限趋近或等于 1 时为止。设置警戒线阈值  $U_j = \mu - 3\sigma$  和  $U'_j = \mu + 3\sigma$ ,控制线阈值为  $U_k$  和  $U'_k$ ,  $U_k$  与  $\mu$  的距离  $\delta = U_k - \mu$ 。将经过正态性验证的原始启动电压数据作为部分待试数据源。根据逻辑输出及对应的状态进行质量控制,即当特征值  $d \leq 3\sigma$ ,输出逻辑“01”,代表“合格”;当  $3\sigma \leq d \leq \delta$ ,输出逻辑“10”,代表“预警”;当  $d \geq \delta$ ,输出逻辑“11”,代表“不合格”。因此,可得到一组输出逻辑值数组,即

$$f_k(d) = [01, 10, 11] \quad (11)$$

转化为十进制表示为

$$f_k(d) = [1, 2, 3] \quad (12)$$

归一化输出结果为

$$f_k(d) = [1/3, 2/3, 1] \quad (13)$$

对于 PSO 优化算法参数可设置如下:种群大小粒子数  $i$  为 40;惯性权重初始化值  $\omega_{\max}$  为 0.9;惯性权重迭代终值  $\omega_{\min}$  为 0.4;学习因子  $c_1$  和  $c_2$  分别为 2;  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  的随机数;最大迭代次数  $T_{\max}$  为 200。

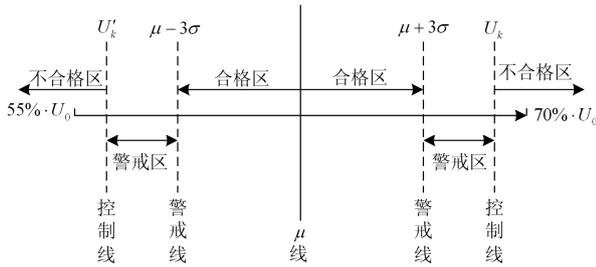


图 4 PSO-MLP 神经网络输出阈值划分示意图

Fig. 4 Implementation step of quality identification algorithm for telesignalization plug-in based on PSO-RBF neural network

#### 4 实验与分析

首先利用上述测试平台，获得大量原始启动电压数据；然后对原始启动电压数据拟合，得到拟合曲线，在 SPSS 中使用  $k-s$  检验对拟合后的曲线数据进行正态性检验，筛选出合适的原始启动电压数据；提取特征值，经过筛选并划分为训练样本和测试样本；将训练样本输入神经网络进行训练，得到优化后的神经网络；再用测试样本对得到的神经网络进行质量识别测试，得出测试结果，验证网络识别性能。由此可验证本方法的正确性和有效性。

##### 4.1 遥信试验数据采集

本文以 110 V 遥信插件为例进行试验，220 V 遥信插件同样适用本方法，识别参数设置为 110 V 的 2 倍即可。根据要求，分别在低温 -25℃、室温和高温 55℃ 三种环境条件下进行测试，测试获得的原始启动电压结果如图 5 所示。

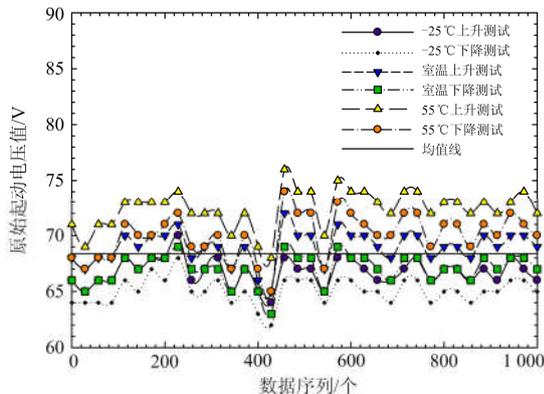


图 5 三种环境条件下原始启动电压测试结果

Fig. 5 Test results of original start-up voltage under three environmental conditions

由图 5 可以看出，本次试验共获得 1 000 组试验数据，数据序列的均值为 68.5 V。由于电阻和光耦器件等的温度特性，使得高温 55℃ 条件下的原始启动电压值要比室温下大 2 V 左右；低温 -25℃ 条件下的原始启动电压值要比室温下小 2 V 左右。因此

可设置控制线阈值  $U_k$  和  $U'_k$  分别为 75 V 和 62.5 V，才能保证遥信插件的启动电压在所要求的范围内。但由于对正常的遥信插件启动电压进行采集，很难获得大量的不合格区的数据。因此为了更好地训练 PSO-MLP 神经网络，使其获得较宽范围的识别能力，在警戒区和不合格区随机生成 200 个启动电压数据，使得训练样本集更加完备、可靠。

多次重复上述独立试验，在 SPSS 中使用  $k-s$  检验对原始启动电压数据进行正态性检验，若  $P$  值大于 0.05，则数据呈正态分布；若  $P$  值小于或等于 0.05，则数据呈非正态分布。经过反复筛选，得到具有正态性的 500 组原始启动电压数据。如图 6 所示。

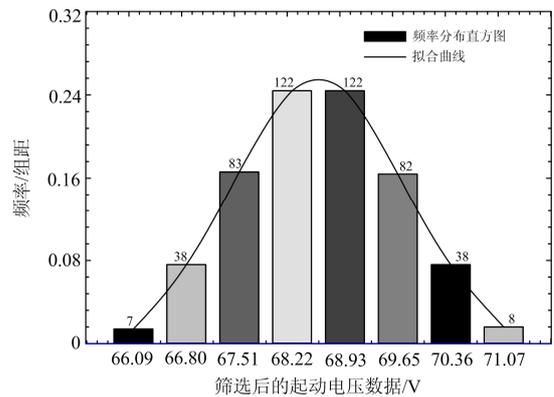


图 6 频率分布直方图及其拟合曲线

Fig. 6 Frequency distribution histogram and its fitting curve

筛选后的启动电压数据样本组距为 0.71，最大值为 71.43 V，最小值为 65.73 V。图中每个柱状图上方的数字代表该区间内的样本频数，总样本容量为 500。经分析，在 [66.8, 70.36] 的各区间内，等比例随机移除 200 个启动电压数据，将剩余的 300 个数据与警戒区和不合格区随机生成的 200 个启动电压数据合并，得到最终的训练样本集。样本集经过筛选干预后，更加有利于训练出强壮的神经网络。

将上述得到的 500 个数据样本作为训练样本，从这 500 个样本中随机获取 100 个数据样本作为测试样本。对于 500 个训练样本，利用式(1)提取特征训练集，得到的特征值序列如图 7 所示。

特征值提取完成后，即可输入神经网络进行训练，得到完整的、具有质量识别能力的 PSO-MLP 神经网络。

##### 4.2 算法精度

为了进一步验证 PSO-MLP 算法的遥信插件质量识别效果及其优化性能，本文进行了 5 种算法质量识别误差 MSE 对比分析、在相同迭代次数和初始化参数条件下的收敛情况对比分析、以及算法质

量识别准确度对比分析。其收敛曲线如图 8 所示。

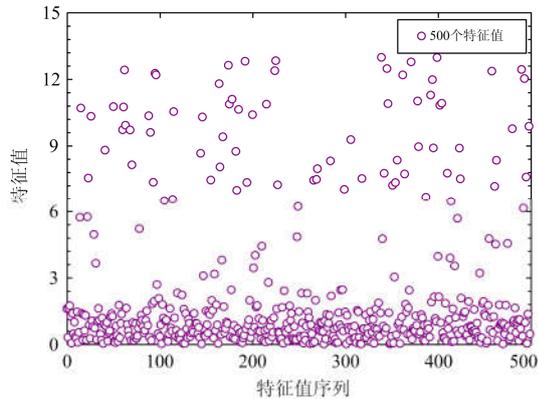


图 7 特征值序列曲线

Fig. 7 Sequence curve of eigenvalues

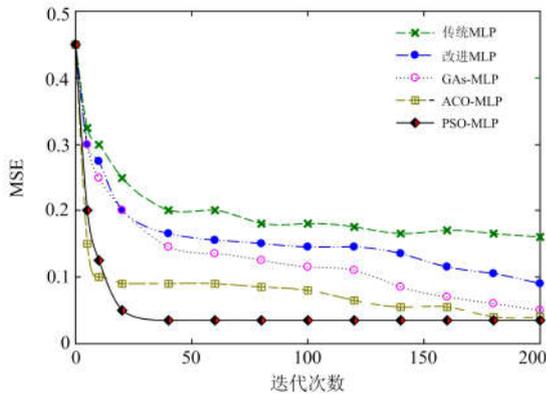


图 8 各算法质量识别 MSE 收敛曲线

Fig. 8 MSE convergence curves of quality identification for each algorithm

各算法质量识别准确度如表 1 所示。

表 1 各算法质量识别准确度

Table 1 Quality identification accuracy of each algorithm

算法类型	合格/%	警戒/%	不合格/%
传统 MLP	88	89	88
改进 MLP	89	89	89
Gas-MLP	93	92	92
ACO-MLP	94	95	95
PSO-MLP	98	97	98

由表 1 可以看出：PSO 优化后的 MLP 神经网络质量识别准确率最高，这是因为改进的粒子群优化算法引入了动态距离自适应  $\omega$  调节搜索速度，改变其滑动特性，使其根据粒子间距实时调整步进，在搜索后期加强粒子活性，使算法能够跳出局部极小，平衡了全局搜索与局部搜索能力。迭代次数少，搜索精度高，使得神经网络具有了较高的准确性。同时，由质量识别合格的遥信插件组成的继电保护

装置，在具有第三方资质的许昌开普检测研究院进行型式试验，100%合格通过检测。由此可证明 PSO-MLP 神经网络用于遥信插件质量识别准确率高、效果好。

## 5 结论

本文提出了一种基于 PSO-MLP 神经网络的遥信插件质量识别方法。该方法首先通过建立继电保护装置遥信插件自动化硬件测试平台，使得遥信起动电压数据的采集及神经网络的训练、测试有了重要的依托；然后采用 PSO 算法优化 MLP 神经网络结构参数，解决了连接权重和偏置的优化问题，并实现了遥信插件质量识别的智能化筛选任务；最后通过试验验证表明，PSO-MLP 神经网络具有良好的动态性能，收敛速度快，质量识别准确度高，证明了该质量识别方法的正确性和可行性。该质量识别方法降低了生产和质量管理人员的工作量，增强了遥信插件和继电保护装置的稳定性与可靠性，为遥信插件的质量识别提供了一种可行及有效的方案。

## 参考文献

- [1] ASHA K, JAYA L. Data mining for classification of power quality problems using WEKA and the effect of attributes on classification accuracy[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(3): 303-314. DOI:10.1186/s41601-018-0103-3.
- [2] 管菊花, 周林云. 基于多层感知器的瓷砖在线分类系统[J]. 中国陶瓷, 2015, 51(12): 49-52. GUAN Juhua, ZHOU Linyun. Ceramic tile classification system based on multilayer perceptron[J]. China Ceramics, 2015, 51(12): 49-52.
- [3] 崔灿, 肖先勇, 吴奎华, 等. 基于 HHT 和特征离散化的电压暂降扰动源分类特征提取[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(24): 8-15. CUI Can, XIAO Xianyong, WU Kuihua, et al. Feature extraction in classification of voltage sag sources based on HHT and feature discretization[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(24): 8-15.
- [4] 周克林. 基于 S 变换和希尔伯特-黄变换的电能质量复合扰动分类识别[J]. 广东电力, 2014, 27(8): 50-55, 108. ZHOU Kelin. Classification recognition for power energy quality composite disturbance based on S transform and Hilbert-Huang Transform[J]. Guangdong Electric Power, 2014, 27(8): 50-55, 108.
- [5] 晏福, 徐建中, 李奉书. 混沌灰狼优化算法训练多层感知器[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(3): 1-8. YAN Fu, XU Jianzhong, LI Fengshu. Training multi-layer perceptrons using chaos grey wolf optimizer[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(3): 1-8.
- [6] 王娟, 吴宪祥, 曹艳玲. 基于差分进化生物地理学优化的多层感知器训练方法[J]. 计算机应用研究, 2017,

- 34(3): 693-696.  
WANG Juan, WU Xianxiang, CAO Yanling. Multi-layer perceptron using hybrid differential evolution and biogeography-based optimization[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(3): 693-696.
- [7] 曹健, 林涛, 徐遐龄, 等. 一种电能质量扰动监测与识别新方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(31): 125-133.  
CAO Jian, LIN Tao, XU Xialing, et al. A new method for measurement and classification of power quality disturbance[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(31): 125-133.
- [8] JAFRASTEH B, BURLANDO M. A hybrid simultaneous perturbation artificial bee colony and back propagation algorithm for training a local linear radial basis neural network on ore grade estimation[J]. Neurocomputing, 2017, 235: 217-227.
- [9] LIBANO F, RECH P, TAMBARA L, et al. On the reliability of linear regression and pattern recognition feedforward artificial neural networks in FPGAs[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2018, 65(1): 288-295.
- [10] ZHANG Ridong, TAO Jili. A nonlinear fuzzy neural network modeling approach using an improved genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5882-5892.
- [11] LEEMAA N, NEHEMIAHA H K, KANNANB A. Neural network classifier optimization using differential evolution with global information and back propagation algorithm for clinical datasets[J]. Applied Soft Computing, 2016, 49: 834-844.
- [12] 田红娜, 候畅. 基于 MLP 的绿色技术创新过程管理研究—以 3D 打印技术为例[J]. 科技进步与对策, 2019, 36(5): 1-8.  
TIAN Hongna, HOU Chang. Research on process management of green technology innovation based on MLP[J]. Science & Technology Progress and Policy, 2019, 36(5): 1-8.
- [13] 张淑卿, 李卓桐, 张立红. 改进 PSO-RBF 神经网络的电网故障检测模型[J]. 计算机时代, 2019(1): 5-8, 12.  
ZHANG Shuqing, LI Zhuotong, ZHANG Lihong. Power grid fault detection model with improved PSO-RBF neural network[J]. Computer Era, 2019(1): 5-8, 12.
- [14] 钱海, 邱金辉, 张道农, 等. 继电保护信息语义智能识别算法的研究与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 83-88.  
QIAN Hai, QIU Jinhui, ZHANG Daonong, et al. Research and application of semantic intelligent recognition algorithm for relay protection information[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 83-88.
- [15] 陈涛, 王天航, 郭立民. 基于时差多参分选的多层感知器网络脉间识别[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(7): 1567-1574.  
CHEN Tao, WANG Tianhang, GUO Limin. Recognition of pulse repetition interval of multilayer perceptron network based on multi-parameter TDOA sorting[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2018, 40(7): 1567-1574.
- [16] 尹柏强, 何怡刚, 朱彦卿. 一种广义 S 变换及模糊 SOM 网络的电能质量多扰动检测和识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(4): 866-872.  
YIN Boqiang, HE Yigang, ZHU Yanqing. Detection and classification of power quality multi-disturbances based on generalized S-transform and fuzzy SOM Neural Network[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(4): 866-872.
- [17] 鲁迪, 王星华, 贺小平. 基于混合粒子群算法和多位鲁棒极限学习机的短期风速预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(5): 115-122.  
LU Di, WANG Xinghua, HE Xiaoping. Hybrid population particle algorithm and multi-quantile robust extreme learning machine based short-term wind speed forecasting[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(5): 115-122.
- [18] 章浩伟, 高燕妮, 苑成梅, 等. 基于多层感知器神经网络的双相障碍早期识别研究[J]. 生物医学工程杂志, 2015, 32(3): 537-541.  
ZHANG Haowei, GAO Yanni, YUAN Chengmei, et al. Research on early identification of bipolar disorder based on multi-layer perceptron neural network[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2015, 32(3): 537-541.
- [19] 陈晓娟, 李思洋, 王圣达. 基于自适应粒子群优化的 ARIMA-SVM 光功率趋势预测[J]. 光通信技术, 2015, 39(4): 22-25.  
CHEN Xiaojuan, LI Siyang, WANG Shengda. Optical power trend forecasting with ARIMA-SVM based on adaptive particle swarm optimization[J]. Optical Communication Technology, 2015, 39(4): 22-25.
- [20] 韩玲. 基于人工神经网络—多层感知器(MLP)的遥感影像分类模型[J]. 测绘通报, 2004(9): 29-30, 42.  
HAN Ling. The classification model of RS images based on artificial neural network—MLP[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2004(9): 29-30, 42.
- [21] 王慧慧, 王萍, 刘涛, 等. 基于生长-修剪优化 RBF 神经网络的电能质量扰动分类[J]. 电网技术, 2018, 42(8): 2408-2415.  
WANG Huihui, WANG Ping, LIU Tao, et al. Power quality disturbance classification based on growing and pruning optimal RBF neural network[J]. Power System Technology, 2018, 42(8): 2408-2415.

收稿日期: 2019-03-28; 修回日期: 2019-06-23

作者简介:

陈东阳(1989—), 男, 通信作者, 硕士, 工程师, 主要从事配电网继电保护和自动化设备研发工作。E-mail: chendy@keyvia.cn

(编辑 魏小丽)