

基于改进 PSO 和 DE 优化神经网络的电能质量扰动分类^①

金 梅^② 张伟亚 张淑清^③ 张立国 颜庭鑫

(河北省测试计量技术与仪器重点实验室 秦皇岛 066004)

摘 要 针对电能质量问题提出了基于改进粒子群优化算法(PSO)和差分进化算法(DE)相结合优化神经网络的分类方法。首先用 Matlab 仿真几种典型的电能质量扰动信号,再利用小波变换进行多尺度的分解,得到各尺度的能量信息作为特征向量输入 BP 神经网络分类器中对扰动信号进行快速、准确的分类识别。并针对传统 BP 算法收敛耗时长速度慢,不能保证获得全局最优等缺点,在种群分类基础上提出了一种混合粒子群与差分进化算法的新型 PSO-DE 算法,并利用其对神经网络进行改进。这种混合 PSO-DE 算法在很大程度上能弥补 BP 神经网络的不足,采用该算法对网络进行优化后完成电能质量扰动信号的自动分类。

关键词 改进粒子群优化算法(PSO),差分进化算法(DE),神经网络,电能质量,扰动分类

0 引 言

电能是人类生活中最重要的能源。随着智能电网的发展,电力电子设备的广泛应用,电力系统的电能质量扰动问题越来越受到人们重视^[1]。电能质量扰动分类研究基本都采用不同特征提取方法与分类器相结合的方法。单一的时域分析或频域分析不能全面地提取有效信息。因此时频分析方法在该领域得到广泛应用,常用的时频分析方法有:短时傅里叶变换^[2]、小波变换^[3,4]、希尔伯特-黄变换^[5]和 S 变换^[6,7]等。合理的选择设计分类器也十分重要,目前常用的分类器有:决策树^[8]、模糊分类^[9]、人工神经网络^[10]、支持向量机^[11]等。

其中 BP 神经网络虽然结构简单,但能够在含有复杂和非线性问题的大型数据库中应用。它的显著特征是具有自学习、自校正、自调优能力,无需了解数据关系且适用于各种系统模型,但是 BP 神经网络也有自身的局限,如收敛耗时较长且速度缓慢,

易陷入局部最小,不能保证获得全局最优值,结果存在一定随机性等缺点。粒子群优化算法和差分进化算法都具有全局搜索能力,两者结合可以避免陷入局部最优,结合后可更好地弥补 BP 算法的不足。因此本文将三者结合起来,提出一种基于改进的粒子群-差分优化算法(PSO-DE)优化神经网络的新方法,在解决 BP 算法缺陷的同时,将三者的优势全部发挥出来,得到更准确的分类效果。

1 电能质量扰动特征提取

利用小波变换对扰动信号进行多分辨率分析,得到各层分解系数,进而利用各层的分解系数计算不同扰动信号的能量值及其标准差。即使在不同时间发生扰动,同一扰动的能量分布基本不会改变,因此可用能量熵的值作为区分各扰动的依据。假设对扰动信号进行 J 层分解,各层分解系数分别为 $ca(n)$ 和 $cd_j(n)$, 其中 $j = 1, 2, \dots, J$, 各层的能量值

① 国家自然科学基金(61077071)和河北省自然科学基金(F2016203496,F2015203413)资助项目。
② 女,1977 年生,博士,硕士生导师,副教授;研究方向:智能信息处理技术,无人机控制技术等;E-mail: meijin297@126.com
③ 通信作者,E-mail: zhshq-yd@163.com
(收稿日期:2017-11-20)

定义如下：

$$E_a = \sum_n |ca(n)|^2 \tag{1}$$

$$E_{dj} = \sum_n |cd_j(n)|^2 \tag{2}$$

可得到 1 个低频能量特征值和 J 个高频能量特征值,即共 $J+1$ 个能量特征值。将所有特征值构成一个向量：

$$\mathbf{E} = [E_{d1}, E_{d2}, \cdots, E_{dj}, E_a]$$

然后对特征向量做归一化处理：

$$\mathbf{P} = \frac{\sqrt{\mathbf{E}}}{N} \tag{3}$$

(其中 N 为采样点数)

处理后特征向量的数值均在 $[0,1]$ 之间,向量 $\mathbf{P}$ 可以反映出信号在各个分解尺度上的能量分布规律,将 $\mathbf{P}$ 作为特征向量输入神经网络。扰动信号能量($\mathbf{P}$)的分布规律,如图 1 所示。

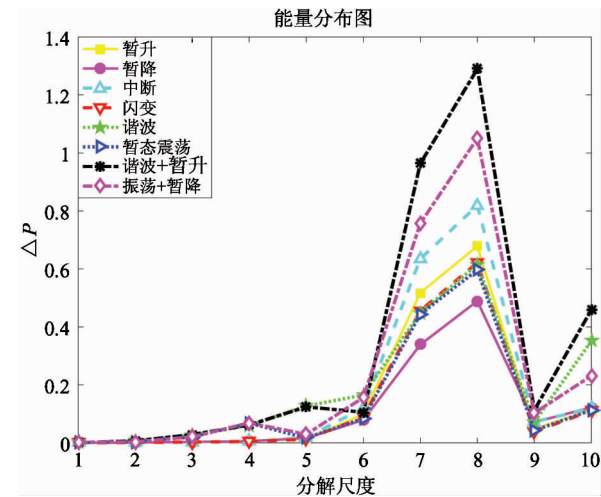


图 1 8 种电能质量扰动信号的能量分布

由图 1 可见,能量的计算结果均为正值,将其数值标准化处理后各信号差异较小,造成分类精度降低,由于理想信号(与扰动信号同步且长度一致)的能量值始终保持不变,为此本研究考虑将其作为参照标准与扰动信号的能量值做差,得到新的差值向量 $\Delta\mathbf{P}$,并将 $\Delta\mathbf{P}$ 作为神经网络的输入向量。取其差值后,扰动信号间的差异变大,有较强的分类特征,如图 2 所示。

$$\Delta\mathbf{P} = \mathbf{E} - E_{sig} = [\Delta E_{d1}, \Delta E_{d2}, \cdots, \Delta E_{dj}, \Delta E_a] \tag{4}$$

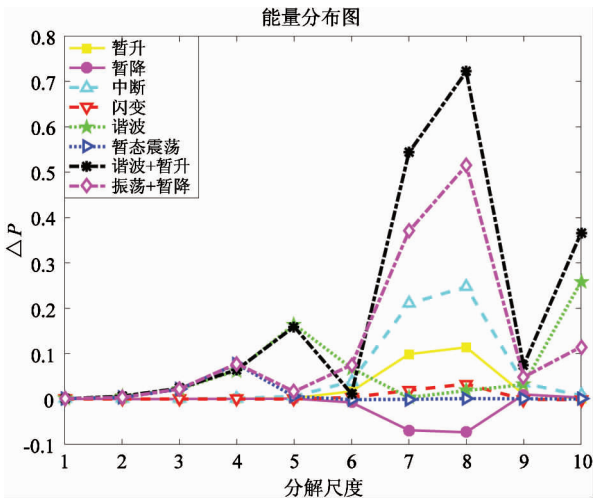


图 2 8 种电能质量扰动信号的能量差分布

2 基于 PSO-DE 算法的分类设计

PSO 算法参数少,收敛速度快,但易陷入局部最优,DE 算法在迭代过程中不断产生新的种群,直到产生最优解,但其后期收敛速度慢,也容易陷入局部最优。而将 PSO 和 DE 算法相结合,使两者之间的信息在种群中不断交互传递,筛选出适应度值更小的个体,同时避免两种算法陷入局部最优。利用 PSO-DE 混合算法对 BP 神经网络优化时,先将种群中粒子的位置向量设为 BP 网络的权值和阈值,后利用 PSO-DE 算法不断对其进行迭代寻优,使粒子的适应值达到最小。

2.1 PSO 算法及其改进方法

PSO 算法是美国心理学家 Kennedy 和电气工程师 Eberhart 受鸟群捕食行为的启发,进行建模与仿真后于 1995 年共同提出的一种启发式优化算法^[12]。粒子群优化算法可以描述为一种社会学行为,该算法将鸟群比作一群没有质量和体积但有位置和速度的“粒子”,将鸟群中鸟的运动位置比作所求问题中优化方程的解。采用速度-位置搜索模型,随机分布的一群“粒子”空间中以一定速度飞行,在飞行过程中进行信息交互,不断对飞行速度进行动态调整。每个粒子均有一个由目标函数决定的适应度值,可由这个值来衡量粒子位置的优劣,在每次迭代过程中,每个粒子将当前适应值与自身历史最小适应值比较,将较小适应值的粒子作为新的个体最

优,同样方式得到群体最优,通过不断调整最终寻找全局最优。

在 D 维搜索空间中,包含 m 个粒子,在搜寻过程中根据自身的经验和它邻近个体的经验调整位置。得到了包含惯性权重的粒子群公式:

$$V_i(t+1) = w \times V_i(t) + c_1 r_1 (P_i - X_i(t)) + c_2 r_2 (P_g - X_i(t)) \quad (5)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (6)$$

其中, i 表示第 i 个粒子,取值范围为 $[1, m]$, t 为迭代次数, w 为加权系数, c_1, c_2 为学习因子,通常取非负常数, r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 范围内服从均匀分布的任意数, P_i 为粒子 i 当前最优位置, P_g 为当前全局最优位置; $X_i(t)$ 表示第 i 个粒子的当前位置, $X_i(t)$ 取值范围为 $[-X_{\max}, X_{\max}]$; $V_i(t)$ 表示当前粒子速度, $V_i(t)$ 取值范围为 $[-V_{\max}, V_{\max}]$; 式中 w 是影响算法性能的一个重要参数,文献[1]对惯性权重策略进行了如下改进:

$$w = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \cdot \exp\left[-\lambda \left(\frac{t}{T}\right)^2\right] \quad (7)$$

其中 λ 为控制因子,控制 w 与 t 变化曲线的平滑度,通常取 3。

由式(6)可知,更新速度的公式由“惯性”部分 $V_i(t)$, “认知”部分 $c_1 r_1 (P_i - X_i(t))$ 和“社会”部分 $c_2 r_2 (P_g - X_i(t))$ 3 部分共同组成。当 $c_2 = 0$ 时,对应认知模型,当 $c_1 = 0$ 时对应社会模型,当 $c_1 = c_2$ 时对应完全模型,对于不同的粒子,我们采取不同的进化模型。假设粒子群进化到某代时适应值 F 的平均值为 u , 标准差为 σ , 将其作为分界值对粒子类别进行划分。适应值越小离最优值越近,当 $Fi - \mu < -\sigma$ 时选择认知模型更新粒子速度,当 $Fi - \mu > \sigma$ 时选择社会模型更新粒子速度,当 $-\sigma < Fi - \mu < \sigma$ 时选择完全模型更新粒子速度。当粒子距离最优值过近或过远时,我们选择学习因子 $C = 5$ 来加快其迭代速度。因此,本文将改进的速度进化公式表示为:

$$V_i(t+1) = \begin{cases} w \cdot V_i(t) + C \cdot r_1 (P_i - X_i(t)) \\ w \cdot V_i(t) + C \cdot r_2 (P_g - X_i(t)) \\ w \cdot V_i(t) + c_1 r_1 (P_i - X_i(t)) + c_2 r_2 (P_g - X_i(t)) \end{cases} \quad (8)$$

2.2 差分进化算法

DE 算法是一种新兴的进化计算技术^[13]。它是由 Storn 等人于 1995 年提出的,和其它演化算法一样,DE 也是一种模拟生物进化的随机模型^[14]。随机产生一组初始群体,对其中的个体进行变异、杂交、选择,并在不断迭代过程中,根据个体适应度值,选择有利个体,淘汰不利个体,使搜索结果不断向最优解逼近。

在 D 维搜索空间,有规模为 NP 的种群,种群中个体用 x_i^t 表示, $i = 1, 2, \dots, NP$, 其中 t 为当前代数。变异矢量可由式(9)表示,其中 r_1, r_2, r_3 为 $[1, NP]$ 之间三个不同的随机数, F 为加权因子, $F \in [0, 2]$

$$v_i^t = x_{r_1}^t + F(x_{r_2}^t - x_{r_3}^t) \quad (9)$$

对群体中变异矢量 $v_i^t = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}]$ 和目标矢量 $x_i^t = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ 进行交叉操作,产生新种群:

$$x_i^{t'} = [x_{i1}', x_{i2}', \dots, x_{id}']$$

$$x_{ij}' = \begin{cases} v_{ij} & \text{randb}(j) \leq CR \quad \text{或者} \quad j = \text{randr}(i) \\ x_{ij} & \text{randb}(j) > CR \quad \text{或者} \quad j \neq \text{randr}(i) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $j \in [1, D]$; $\text{randb}(j) \in [0, 1]$ 是同一随机数发生器的第 j 个值; $CR \in [0, 1]$ 是变异概率; $\text{randr}(i) \in [1, 2, \dots, D]$ 是随机选择指数,确保 x_{ij}' 中至少 1 个是由 v_i^t 提供的分量。

选择操作中采用“贪婪”的搜索策略,取适应度值较小的个体作为子代,可表示为:

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^{t'} & \varphi(x_i^{t'}) < \varphi(x_i^t) \\ x_i^t & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中 $\varphi(x)$ 为适应度函数。

2.3 PSO-DE 优化 BP 网络

利用 PSO-DE 算法优化 BP 网络时,利用粒子群和差分算法的强大寻优功能,不断优化 BP 网络的权值,即将 BP 网络的初始权值作为 PSO-DE 算法的位置微粒,并将 BP 网络的输出误差作为适应度函数,将 PSO 与 DE 结合后寻找全局最优粒子,即适应度值最小的粒子,并将其作为 BP 网络的初始权值,对信号进行分类。

适应度函数可表示为:

$$\phi_t = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^Q (y_{j,k}^d - y_{j,k})^2 \tag{12}$$

其中, N 为训练样本总数, Q 为网络输出层神经元数目, $y_{j,k}^d$ 是第 k 个样本的第 j 个输出节点的理想输出值, $y_{j,k}$ 是第 k 个样本的第 j 个输出节点的实际输出。

将寻得的最优粒子的位置向量作为 BP 网络的初始权值, 对网络进行训练后将样本输入并对样本进行分类。具体步骤如下:

- (1) 对 BP 网络初始化;
- (2) 设置 PSO 和 DE 的各初始参数;
- (3) 将种群等分为 PSO 群和 DE 群, 使其初始位置位于不同区域;
- (4) 设置迭代计数器 $t = 0$;
- (5) 根据位置、速度公式对 PSO 群进行更新, 根据变异、杂交、选择方法对 DE 群进行更新;
- (6) 分别选出 PSO 群的最优粒子 G^{ps0} 和 DE 群的最优粒子 G^{DE} , 比较两者的优劣, 选择最优粒子作为两种算法下一代迭代的全局最优;
- (7) 判断是否满足结束条件, 否则 $t = t + 1$, 返回第(5)步;
- (8) 得到一组最优粒子, 将其映射到 BP 网络的权值和阈值, 并将其作为最优的网络设置值;
- (9) 输入训练样本对优化后的网络进行训练;
- (10) 完成训练后, 利用该模型对检验样本进行分类。

分别采用 PSO 算法和 PSO-DE 算法训练后的适应度值如图 3 所示。

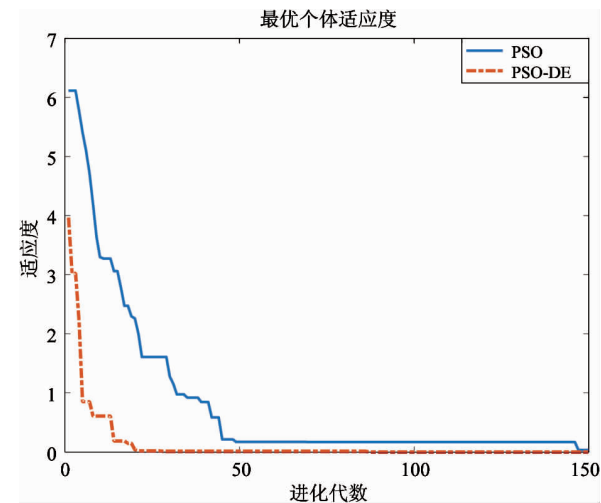


图 3 PSO 算法与 PSO-DE 算法适应度值对比

3 仿真分析

3.1 正常电压与几种扰动的 Matlab 仿真

本文考虑的电能质量扰动有: 电压暂升、电压暂降、电压中断、电压闪变、谐波、振荡暂态、暂升 + 谐波和暂降 + 振荡。用 Matlab 产生理想电压信号和上述 8 种扰动信号的波形, 每种信号产生 150 个样本数据, 其中 100 个为训练样本, 另外 50 个为测试样本, 仿真时信号基波频率为 50Hz, 采样频率为 10240Hz, 对每个所选电能质量扰动信号取 10 个周期的波形采样共 2048 个点, 时间长度为 0.2s, 初始波形如图 4 所示。

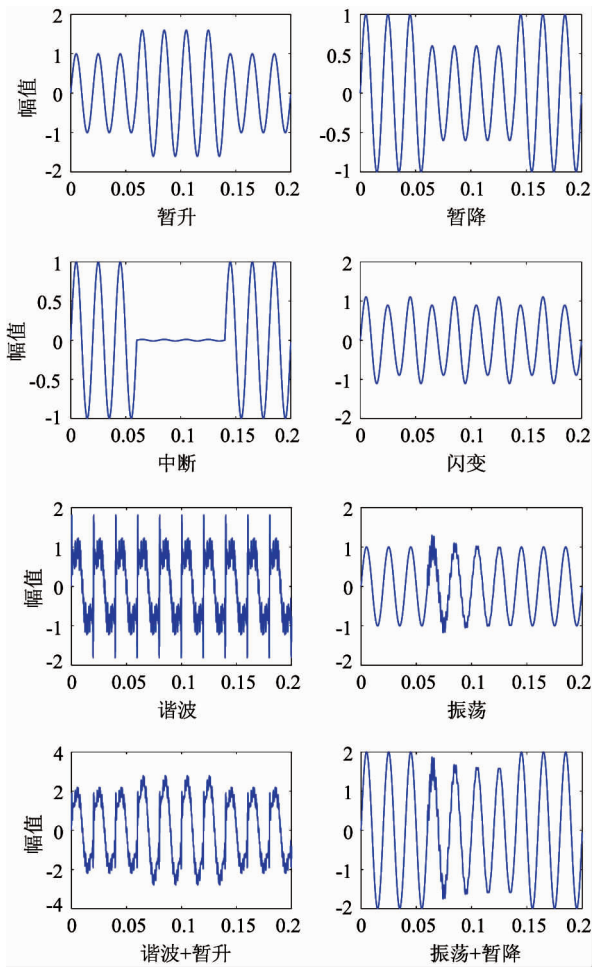


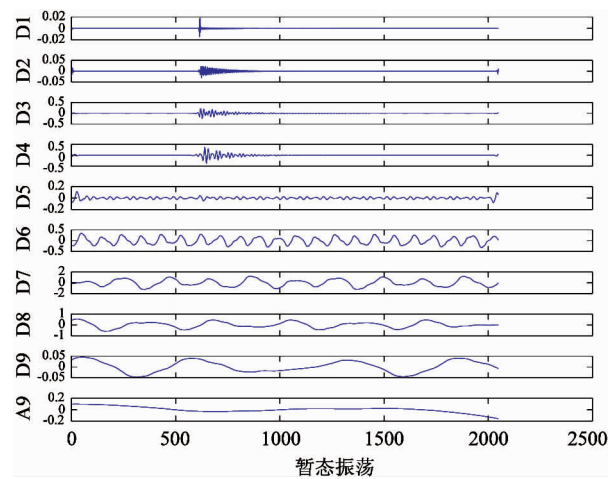
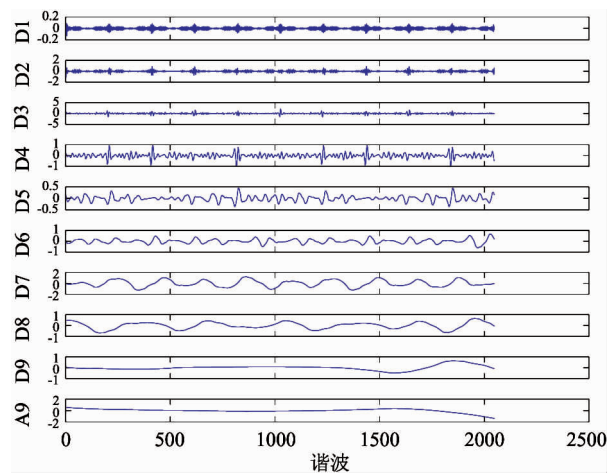
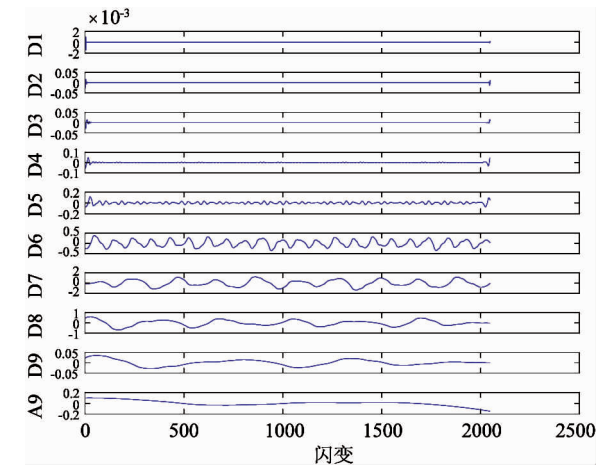
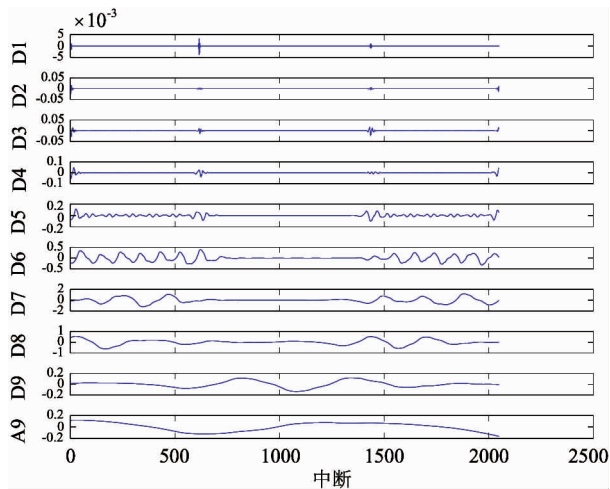
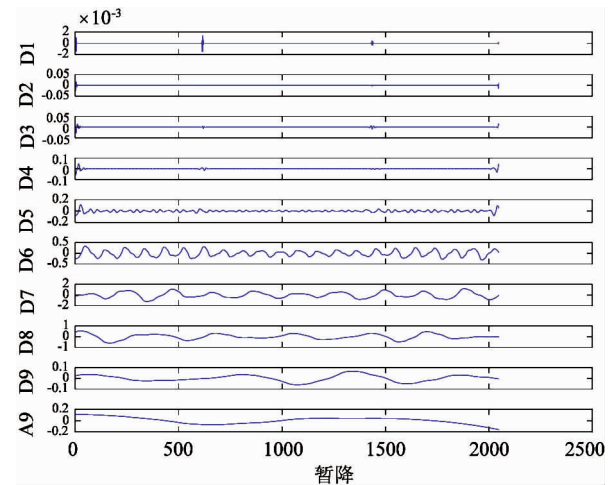
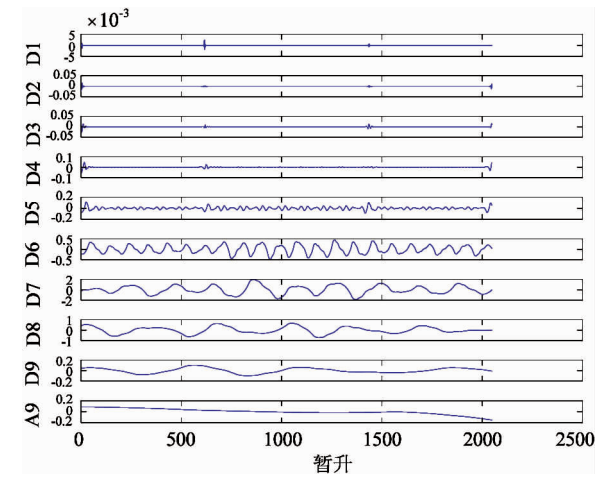
图 4 8 种扰动信号波形图

3.2 产生数据

采用 db4 小波对理想电压信号和 8 种扰动信号

进行 10 层分解。分解后可得信号在各个尺度上的幅值序列,通过计算可得到其能量差特征 ΔP , 将其

作为特征量输入神经网络进行分类。理想电压信号和 8 种信号的分解结果如图 5 所示。



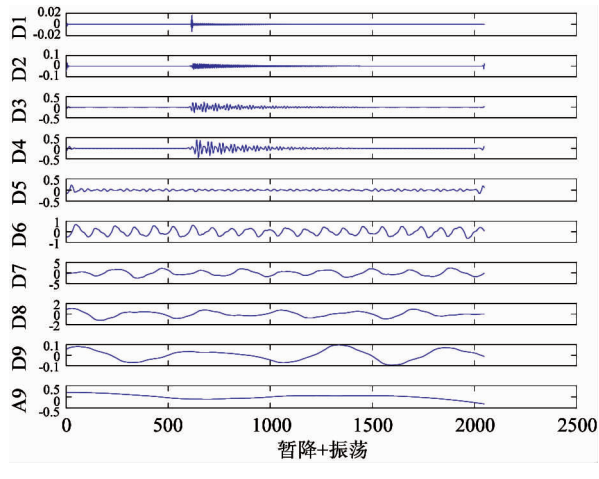
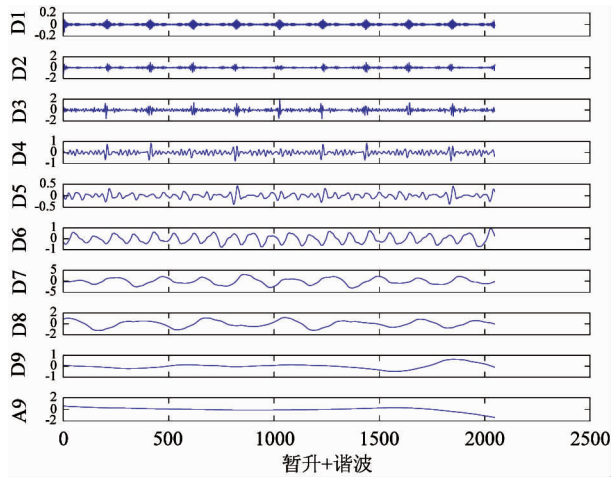


图 5 信号分解图

3.3 仿真分析

利用提取的样本,对神经网络进行训练,训练结束后,输入分类样本,对其进行分类,并观察分类的结果。得到分类的效果图,及分类的误差图,如图 6 和图 7 所示。

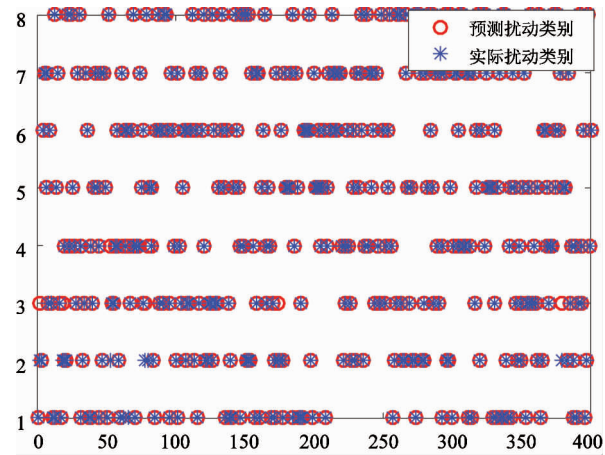


图 6 分类结果图

对分类的结果进行整理可得出在没有噪声的情况下采用本文提出的方法对信号进行分类效果明显,具体如表 1 所示。

为验证该方法在有噪声的情况下的分类情况,在扰动信号中加入信噪比为 30dB、50dB 的白噪声,对样本分类时考虑无噪声、30dB、50dB 三类情况。8 种扰动信号在不同噪声情况下的仿真实验分类结果如表 2 所示。

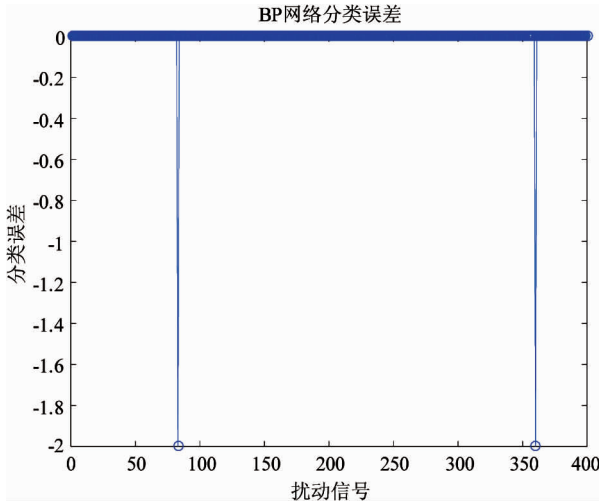


图 7 分类误差图

表 1 无噪声的测试结果表

扰动类型	样本数	正确识别数	识别正确率(%)
电压暂升	50	50	100
电压暂降	50	48	96
电压中断	50	50	100
电压闪变	50	50	100
谐波	50	50	100
暂态振荡	50	50	100
谐波+暂升	50	50	100
振荡+暂降	50	50	100

表 2 不同信噪比水平下的测试结果

扰动类型	样本 个数	正确识别数			识别正确率(%)		
		无噪声	30dB	50dB	无噪声	30dB	50dB
电压暂升	50	50	47	47	100	94	94
电压暂降	50	48	47	45	96	94	90
电压中断	50	50	50	50	100	100	100
电压闪变	50	50	50	50	100	100	100
谐波	50	50	50	50	100	100	100
暂态振荡	50	50	50	50	100	100	100
谐波 + 暂升	50	50	50	50	100	100	100
振荡 + 暂升	50	50	50	50	100	100	100

从上述分类结果分析得出,该分类方法在不同信噪比下的平均识别率分别为 99.25%、98.5%、98%,虽然信噪比增加时平均识别率有所降低,但总体识别率仍然在 98% 以上,对绝大多数扰动有较高的识别率。

3.4 性能比较

为评估优化后的结果是否使得分类的正确率得

到提高,在无噪声情况下分别对 BP, PSO-BP, PSODE-BP 三种算法的分类结果进行比较,比较结果如表 3 所示。

为验证有噪声的情况下三种算法的分类情况,在扰动信号中加入信噪比为 30dB 的白噪声后,分类结果如表 4 所示。

表 3 不同类型分类性能比较表

扰动类型	样本 个数	正确识别数			识别正确率(%)		
		BP	PSO-BP	PSODE-BP	BP	PSO-BP	PSODE-BP
电压暂升	50	42	47	50	84	94	100
电压暂降	50	42	44	48	84	88	96
电压中断	50	50	50	50	100	100	100
电压闪变	50	50	50	50	100	100	100
谐波	50	50	50	50	100	100	100
暂态振荡	50	45	49	50	90	98	100
谐波 + 暂升	50	50	50	50	100	100	100
振荡 + 暂升	50	50	50	50	100	100	100

表 4 含噪声情况不同类型分类性能比较表

扰动类型	样本 个数	正确识别数			识别正确率(%)		
		BP	PSO-BP	PSODE-BP	BP	PSO-BP	PSODE-BP
电压暂升	50	41	45	47	82	90	94
电压暂降	50	40	42	47	80	84	94
电压中断	50	48	50	50	96	100	100
电压闪变	50	43	44	50	86	88	100
谐波	50	49	50	50	98	100	100
暂态振荡	50	45	46	50	90	92	100
谐波 + 暂升	50	48	50	50	96	100	100
振荡 + 暂升	50	47	50	50	94	100	100

4 结 论

综上可得,本文所使用的 PSO-DE 优化 BP 网络后的扰动分类方法,经仿真证明其分类速度快,有较高的识别率,经对比可得该方法具有较强的抗噪性,能够在一定噪声环境下对电能质量扰动信号进行准确分类,且性能可保持稳定。

参考文献

[1] 张逸,林焱,吴丹岳,等. 电能质量监测系统研究现状及发展趋势[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(2): 138-147

[2] 徐永海,赵燕. 基于短时傅里叶变换的电能质量扰动识别与采用奇异值分解的扰动时间定位[J]. 电网技术,2011,35(8): 174-180

[3] De Yong D, Bhowmik S, Magnago F. An effective power-quality classifier using wavelet transform and support vector machines [J]. *Expert Systems with Applications*, 2015,42(15-16):6075 -6081

[4] 吴兆刚,李唐兵,姚建刚,等. 基于小波和改进神经树的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2014,42(24):86-92

[5] Peng L, Jing G, Duo X, et al. Hilbert-Huang transform with adaptive waveform matching extension and its application in power quality disturbance detection for microgrid [J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Ener-*

gy, 2016, 4(1):19-27

[6] 黄南天,张卫辉,蔡国伟,等. 采用改进多分辨率快速 S 变换的电能质量扰动识别[J]. 电网技术,2015,39(5):1412-1418

[7] 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

[8] 李晓娜,沈兴来,薛雪,等. 基于改进 HHT 和决策树的电能质量扰动辨识[J]. 电力建设, 2017, 38(2): 114-121

[9] 张明,李开成,胡益胜. 基于多域特征提取和自适应神经-模糊推理系统的电能质量扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 38(24): 6-13

[10] Martin V R, de Jesus Rene R T, Alfredo O R R, et al. Detection and classification of single and combined power quality disturbances using neural networks [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(5): 2473-2482

[11] 俞晓冬,周栾爱. 基于改进 SVM 模型的电能质量扰分类[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(3): 15-19

[12] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995,4(8): 1942-1948

[13] Storn R, Price K. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359

[14] 易文周,张超英,王强,等. 基于改进 PSO 和 DE 的混合算法[J]. 计算机工程, 2010,36(10):2

Power quality disturbance classification based on improved PSO and DE optimized neural network

Jin Mei, Zhang Weiya, Zhang Shuqing, Zhang Liguu, Yan Tingxin

(Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province, Qinhuangdao 066004)

Abstract

Aiming at the power quality problem, an improved classification method based on improved particle swarm optimization (PSO) and differential evolution algorithm (DE) optimization neural network is proposed. Firstly, several typical power quality disturbances are simulated by Matlab, and multi-scale decomposition of wavelet transform is used to obtain the energy features of each scale, which is used as input feature vectors of neural networks. Then BP network is used to train the output samples, and the input feature vectors are identified and classified. In view of the shortcomings of the traditional BP algorithm, such as easiness to fall into local minimum and slow convergence speed, a new PSO-DE hybrid algorithm is introduced to improve the neural network. The algorithm is based on improved particle swarm optimization and differential evolution algorithm for population classification. This hybrid PSO-DE algorithm can make up for the deficiency of BP neural network to a great extent. After the optimization of the network, the algorithm can automatically classify the power quality.

Key word: improved particle swarm optimization (PSO), differential evolution algorithm (DE), neural network, power quality, disturbances classification