

基于 FCM 和 ANFIS 的配电网运行状态识别策略

龚凌云¹, 杨 军¹, 张磊琪², 李 刚², 蔡 茂¹, 董 蓓³

(1. 武汉大学 电气工程学院, 湖北 武汉 430072; 2. 国网湖北省电力公司武汉供电公司, 湖北 武汉 430010;
3. 国家电网公司客户服务中心南方分中心, 江苏 南京 210036)

摘要: 配电网运行状态复杂多变, 迅速甄别配电网的正常、异常以及故障状态, 有助于快速排除配电网故障并恢复供电。基于模糊 C 均值(FCM)和自适应模糊推理系统(ANFIS), 提出一种配电网运行状态分类识别策略, 其基于 ANFIS 构建一种递阶模糊推理系统分类器, 并采用 FCM 分类方法对递阶模糊推理系统参数进行初始优化。定义小波包时间熵对配电网运行状态信号数据进行处理, 将构造的分类特征向量作为递阶模糊推理系统分类器的输入, 实现对配电网运行状态的智能分类识别。基于 PSCAD-EMTDC 搭建典型配电网模型, 仿真计算配电网各运行状态, 测试结果表明, 提出的分类识别策略可以得到较高准确性的分类结果, 并且对故障点位置的变化和配电网拓扑结构的改变具有较好的适应性。

关键词: 配电; 运行状态; 模糊 C 均值; 自适应模糊推理系统; 递阶模糊系统; 小波包时间熵

中图分类号: TM 727.2

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2016.04.014

0 引言

受恶劣环境和不可预测的人为因素影响, 配电网尤其是架空线路发生故障的概率很高, 而且在运行过程中, 励磁涌流、过负荷、雷击、窃电等各种异常运行状况时有发生。因此, 急需迅速甄别配电网的正常、异常以及故障状态。

目前, 电力工作者已经针对配电网故障诊断分类开展了相应的研究工作。文献[1-2]采用决策系统对配电网进行快速故障诊断, 主要偏重于基于开关信息和保护信息的故障诊断。文献[3]提出了基于 GIS 平台的配电网故障诊断算法, 运用矩阵描述了开关状态及拓扑关系, 利用基于矩阵运算的电网故障诊断算法, 通过 GIS 仿真平台实现故障的快速诊断。文献[4-5]采用遗传算法实现配电网故障的诊断, 但需要建立诊断的数学模型, 而如何迅速建立合理的数学模型是一大难题。文献[6]采用模糊理论将断路器的开关信息用作故障诊断的依据, 该方法基于专家经验, 很难自动设计和调整。基于神经网络的分类方法也被广泛应用于配电网故障分类中^[7-9], 但其不能直接处理结构化知识, 权值没有明确的物理意义。文献[10-12]采用自适应模糊推理系统进行配电网故障分类, 具有自组织、自适应学习功能, 并且可以处理带有模糊性的信息, 但是当输入变量比较多或者隶属函数比较多时, 会产生“规则爆炸”的问题。

配电网常见的异常和故障运行状态可近似分为 8 种类型, 其中包括大电机启动、过负荷运行和变压器励磁涌流 3 种异常运行状态, 而故障运行状态包括断线故障、相间短路以及 3 种单相接地故障(稳定型单相接地故障、稳定电弧型单相接地故障和间歇电弧型单相接地故障)^[13-14]。本文基于模糊 C 均值(FCM)^[15]和自适应神经模糊推理系统(ANFIS)^[10]提出了一种配电网运行状态分类识别策略, 定义了一种小波包时间熵方法来提取配电网运行状态信号特征形成分类输入特征量, 采用模糊 C 均值实现分类系统的参数初始优化, 构建了一种基于 ANFIS 并以递阶形式连接的递阶模糊推理系统分类器。针对配电网常见的 8 种异常和故障运行状态, 本文利用该配电网运行状态分类识别策略实现对配电网运行状态的智能分类识别, 并在典型配电网系统中进行了仿真验证。

1 运行状态分类特征量构造方法

针对经消弧线圈接地的配电网系统, 其常见的异常和故障运行状态可以根据有无零序电流将其分为两大类: 类别 I 和类别 II。类别 I 由大电机启动、过负荷运行、变压器励磁涌流、断线故障以及相间短路等不同状态组成, 可以通过相电流之间的差异进行分类识别; 类别 II 具有明显的零序电流, 由稳定型单相接地故障、稳定电弧型单相接地故障以及间歇电弧型单相接地故障等状态组成, 可以通过零序电流之间的差异进行分类识别。因此, 类别 I 的分类特征量为相电流, 类别 II 的分类特征量为零序电流。

本文采用小波包时间熵作为特征量提取方法, 对配电系统各运行状态电流信号进行特征提取, 相应的提取结果作为分类器的输入。对信号 $x(t)$ 进行 n

收稿日期: 2015-04-07; 修回日期: 2015-11-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(51277135); 国网湖北省电力公司科技项目(5215A0130AN7)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51277135) and Technology Program of State Grid Hubei Electric Power Company(5215A0130AN7)

层小波包分解及单支重构,得到所有尺度下的小波包系数序列 $X_{n,k}(i)$ ($k=0,1,\dots,2^n-1; i=1,2,\dots,N; N$ 为信号的维数(长度); k 为小波包分解尺度)。 $E_{n,k}(i)=|X_{n,k}(i)|^2$ 为信号在尺度 k 下 i 时刻的小波包能量系数。在 n 层分解、尺度 k 下单支重构后的小波包能量系数上定义一滑动窗,设窗宽为 $\omega < N$,滑动因子 $\sigma < N$,于是滑动窗为:

$$U_{n,k}^m(m;\omega,\sigma)=\{E_{n,k}(i), i=1+(m-1)\sigma, 2+(m-1)\sigma, \dots, \omega+(m-1)\sigma\} \quad (1)$$

其中, $m=1,2,\dots,M; M=(N-\omega)/\sigma$ 为时间段内滑动窗的总数。将滑动窗均匀地划分为如下 L 个区间,有:

$$U_{n,k}^m(m;\omega,\sigma)=\bigcup_{l=1}^L Z_l^{n,k} \quad (2)$$

其中, $Z_l^{n,k}=[S_{l-1}^{n,k}, S_l^{n,k}]$ ($l=1,2,\dots,L$), 区间两两互不相交, $S_0^{n,k} < S_1^{n,k} < S_2^{n,k} < \dots < S_L^{n,k}$, $S_0^{n,k} = \min[E_{n,k}(i), i=1,2,\dots,N]$, $S_L^{n,k} = \max[E_{n,k}(i), i=1,2,\dots,N]$ 。

设 $p_m^{n,k}(Z_l^{n,k})$ 表示第 m 个滑动窗中尺度 k 下的小波包能量系数 $E_{n,k}(i)$ 落入区间 $Z_l^{n,k}$ 的概率,按古典概率论,即是等于 $E_{n,k}(i)$ 落入 $Z_l^{n,k}$ 的个数与滑动窗中小波包能量系数数目 ω 之比, $\sum_l p_m^{n,k}(Z_l^{n,k})=1$ 。

根据信息熵的基本理论,定义某时间段内信号序列经 n 层小波包分解尺度 k 下沿滑动窗分布的小波包时间熵 WPTe(Wavelet-Packet Time Entropy) W_{PTE} :

$$W_{\text{PTE}}^{n,k}(m)=-\sum_l p_m^{n,k}(Z_l^{n,k}) \ln(p_m^{n,k}(Z_l^{n,k})) \quad (3)$$

每一尺度均可计算得到相应的小波包时间熵 $W_{\text{PTE}}^{n,k}(m)$ ($m=1,2,\dots,M$),即可以对不同频带特征信号进行表征。同时,从小波包时间熵定义中的滑动窗和滑动因子这 2 个参数可以看出 $W_{\text{PTE}}^{n,k}(m)$ 能表征信号在时域空间的变化特征。

由式(3)可知,小波包时间熵对信号处理的结果是由 M 个时间熵值组成的特征值矩阵。当信号的幅值或频率发生变化时,其反映在变化信号所处的时间窗的熵值会发生变化,从而对应的特征矩阵也会发生变化。对于配电网的不同运行状态,其电流波形在时域内和频域内都会有一些差异;当采用具有合适参数的小波包时间熵进行特征提取时,这些差异将会被放大,得到差别比较大的特征矩阵,从而有利于区分不同运行状态。

2 基于 ANFIS 的递阶模糊系统

为了实现对配电网运行状态的智能分类,本文采用了一种基于 ANFIS 的递阶模糊系统^[16-17]作为分类方法。ANFIS 主要应用神经网络的学习功能,寻求和调整模糊推理系统的结构和结构参数。随着

自变量个数的增加,当取较多的隶属函数个数时,普通的模糊系统(单级模糊系统)就可能会遇到所谓的“规则爆炸”问题,而具有递阶结构的模糊系统就可以大幅减少规则数。

2.1 Takagi-Sugeno 型的递阶模糊系统

递阶模糊系统的结构可以允许多个自适应模糊推理系统以任何递阶形式相连。本文采用的递阶模糊系统如图 1 所示,每个子模糊系统都有 2 个输入与 1 个输出,输出与另一个输入变量共同输入到下一个子模糊系统中,直到最后一个输入变量。

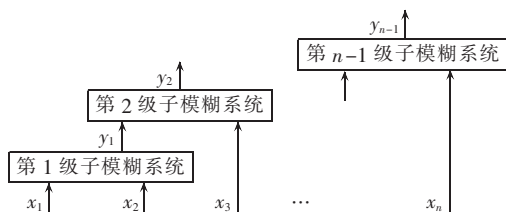


图 1 各级子系统只有 2 个输入的递阶模糊系统

Fig.1 Hierarchical fuzzy system with 2-input subsystems

系统中每一级子系统均采用 TS(Takagi-Sugeno)型,具有任意线性和非线性函数的功能,并且收敛速度快,样本需要量少。设 L_j ($j=1,2,\dots,n-1$) 是第 j 级子系统的规则数, $A_{j,i}^l$ 是对应于第 j 级子系统的第 l 条规则中第 i 个输入的模糊集合,且 $A_{j,i}^l$ 的隶属函数为高斯函数 $\mu_{A_{j,i}^l}$ 。

$$\mu_{A_{j,i}^l}(x_{j,i})=\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{j,i}-c_{j,i}^l}{\sigma_{j,i}^l}\right)^2\right] \quad (4)$$

其中, $x_{j,i}$ 为第 l 条规则中第 i 个输入变量。

令 $y^0=x^1$, 则第 j 级子系统的第 l 条规则为:

$$R_j^l: \text{IF } x^{j+1} \text{ is } A_{j,1}^l \text{ and } y^{j-1} \text{ is } A_{j,2}^l \\ \text{THEN } y_j^l = p_{j,1}^l x^{j+1} + p_{j,2}^l y^{j-1} + p_{j,3}^l \quad (5)$$

其中, $p_{j,i}^l$ ($i=1,2,3$) 为线性结论参数。

第 j 级子系统的输出为:

$$y^j = f_1^j x^{j+1} + f_2^j y^{j-1} + f_3^j \quad (6)$$

$$f_j^i = \sum_{l=1}^{L_j} w_j^l p_{j,i}^l / \sum_{l=1}^{L_j} w_j^l, \quad w_j^l = \mu_{A_{j,1}^l}(x^{j+1}) \mu_{A_{j,2}^l}(y^{j-1})$$

2.2 基于混合算法的递阶模糊系统参数训练

ANFIS 的训练实质是对推理系统的参数进行学习,而模型参数可分解为非线性前提参数和线性结论参数。对前提参数运用梯度下降法,对结论参数运用最小二乘法;然后对这些参数用误差反向传播改进算法进行训练,从而达到模糊建模的目的。

首先固定前提参数,采用线性最小二乘估计算法优化神经网络的结论参数。对输出公式 $y = \left[\sum_{i=1}^v f_i(\mathbf{X}) \prod_{j=1}^w \mu_{A_{j,i}}^l(x_j) \right] / \left[\sum_{i=1}^v \prod_{j=1}^w \mu_{A_{j,i}}^l(x_j) \right]$ 作等价变化,分离结论参数 b_i^j ($i=1,2,\dots,v; j=1,2,\dots,w$):

$$y=f(\mathbf{X})=\phi_0^1(\mathbf{X})b_0^1+\phi_1^1(\mathbf{X})b_1^1+\cdots+\phi_w^1(\mathbf{X})b_w^1+\cdots+\phi_0^v(\mathbf{X})b_0^v+\phi_1^v(\mathbf{X})b_1^v+\cdots+\phi_w^v(\mathbf{X})b_w^v \quad (7)$$

$$\phi_c^i(\mathbf{X})=\left(x_c \prod_{j=1}^w \mu_{A_j}^i(x_j)\right) / \left(\sum_{i=1}^v \prod_{j=1}^w \mu_{A_j}^i(x_j)\right)$$

其中, v 为模糊规则数; w 为输入变量数; $x_0=1$ 。则式(7)可以简化为:

$$\mathbf{y}=\boldsymbol{\phi}^T(\mathbf{X})\mathbf{D} \quad (8)$$

其中, $\boldsymbol{\phi}(\mathbf{X})$ 和 $\mathbf{D}$ 均为 $(v+1)w \times 1$ 阶的向量, 且 $\mathbf{D}$ 为结论参数向量。

当有 N 个样本点 $(x(t), y(t)) (t=1, 2, \dots, N)$ 时, 系统输出为:

$$\hat{\mathbf{Y}}=\boldsymbol{\phi}\mathbf{D} \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\phi}$ 为 $N \times (v+1)w$ 阶的矩阵。令误差指标函数为 $J(\mathbf{D})=\|\mathbf{Y}-\boldsymbol{\phi}\mathbf{D}\|^2/2$, 根据最小二乘法原理, 要使 $J(\mathbf{D})$ 达到最小, 则可求得结论参数 $\mathbf{D}$:

$$\mathbf{D}=[\boldsymbol{\phi}^T\boldsymbol{\phi}]^{-1}\boldsymbol{\phi}^T\mathbf{Y} \quad (10)$$

参数优化的第二步为固定结论参数, 可采用梯度下降的误差反传算法训练前提参数。取误差函数:

$$E=\sum_{t=1}^N (y(t)-\hat{y}(t))^2/2 \quad (11)$$

其中, $y(t)$ 、 $\hat{y}(t)$ 分别为第 t 个样本的真实输出与预测输出。

则训练的前提参数表示为:

$$c_j^i(p+1)=c_j^i(p)-\beta\partial E/\partial c_j^i \quad (12)$$

$$\sigma_j^i(p+1)=\sigma_j^i(p)-\beta\partial E/\partial \sigma_j^i \quad (13)$$

递阶模糊系统的训练从第一级子模糊系统逐级开始训练, 对于每个子模糊系统均采用梯度下降法和最小二乘法的混合算法对参数进行学习。其具体的训练步骤如图 2 所示。

3 基于模糊 C 均值参数优化的递阶模糊系统分类器设计及应用

针对经消弧线圈接地的配电网系统运行状态分类问题, 本文构造了 2 个分类器 ANFIS_I 和 ANFIS_II, ANFIS_I 采用相电流构造特征量来进行运行状态分类识别, ANFIS_II 采用零序电流构造特征量作为分类器的输入, 特征量的构造通过小波包时间熵的特征量提取方法来实现。ANFIS_I 和 ANFIS_II 这 2 个分类器都是基于模糊 C 均值和 ANFIS 理论构造的递阶模糊推理系统分类器。根据需要进行分类识别的类别数和输入量数可确定递阶模糊系统的结构, 在获得结构后需要对参数进行初始化。本文首先采用模糊 C 均值聚类方法获得系统的初始前提参数, 计算每一种运行状态的聚类中心, 由此可得递阶模糊系统各子系统的前提参数, 即隶属函数的参数。

初始模型前提参数 c_j^i 和 σ_j^i 为:

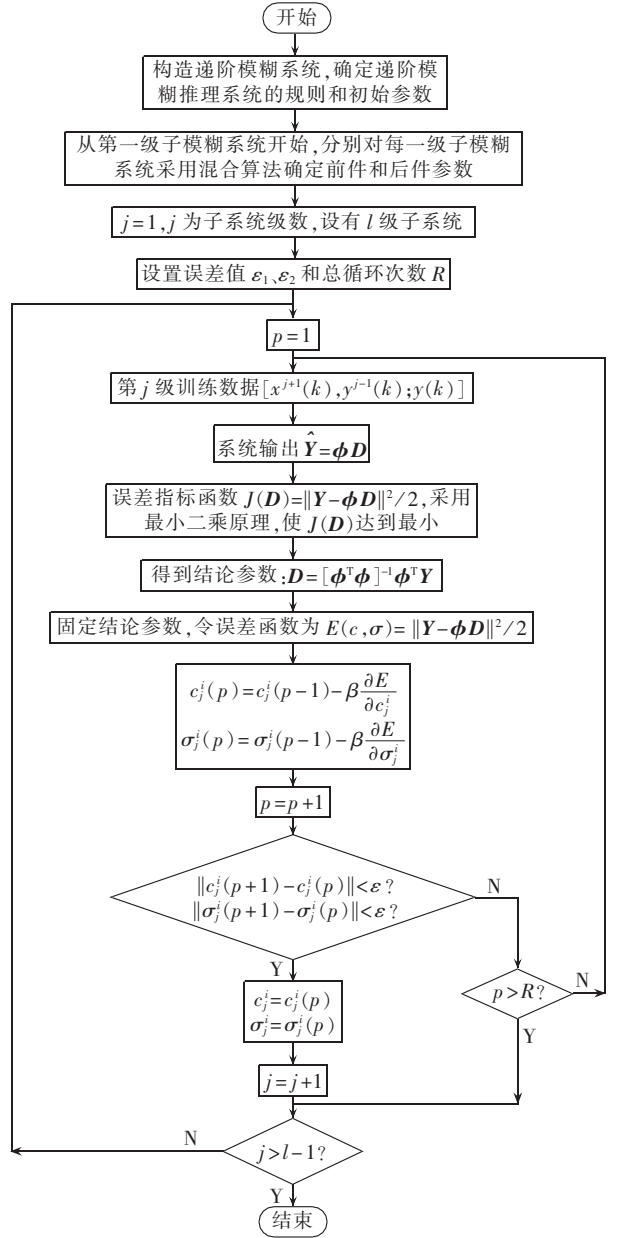


图 2 使用混合算法确定前提参数和结论参数的流程图

Fig.2 Flowchart of mixed algorithm for optimizing prerequisite parameters and consequent parameters

$$c_j^i = V_{ij} \quad (14)$$

$$\sigma_j^i =$$

$$\sqrt{\frac{1}{k_i} \sum_{\mathbf{x} \in \theta_i} (\mathbf{x}_j - \text{one}(\text{size}(\mathbf{x}_j))c_j^i)^T (\mathbf{x}_j - \text{one}(\text{size}(\mathbf{x}_j))c_j^i)} \quad (15)$$

其中, c_j^i 为第一层第 j 个节点第 i 个隶属度函数的中心; σ_j^i 为第一层第 j 个节点第 i 个隶属度函数的宽度; V_{ij} 为第 i 类聚类中心的第 j 个元素; θ_i 为第 i 个聚类所包含全部训练样本组成的集合; k_i 是第 i 类集合中元素的个数; $\text{one}(\text{size}(\mathbf{x}_j))c_j^i$ 表示将 c_j^i 处理为向量; $\mathbf{x}_j$ 为 $\mathbf{x}$ 的第 j 列。

获得初始前提参数后, 运用最小二乘法获得结论参数, 然后采用基于神经网络的梯度下降误差反

传算法和最小二乘法的混合算法进行训练,优化递阶系统的前提参数和结论参数。递阶模糊系统分类器的具体设计流程如图 3 所示。

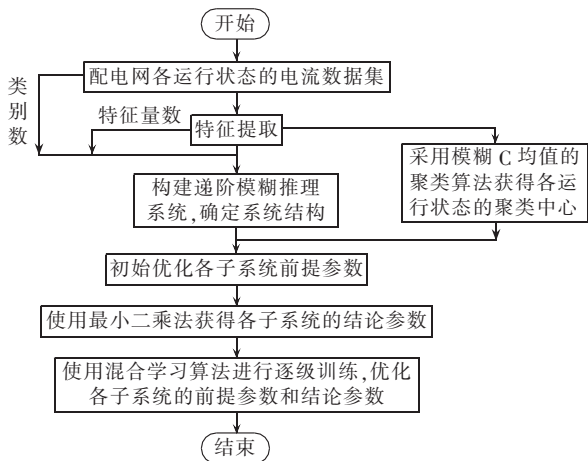


图 3 基于模糊 C 均值的递阶模糊系统分类器设计流程

Fig.3 Flowchart of FCM-based classifier design for hierarchical fuzzy system

上述流程中设计的 2 个分类器 ANFIS_I 和 ANFIS_II 可应用于对配电网运行状态的分类识别。通过检测零序电流来判别应采用哪个分类器进行分类识别:对于没有达到零序电流阈值的运行状态采用分类器 ANFIS_I 进行分类识别,否则采用分类器 ANFIS_II 进行分类识别,其中对于零序电流阈值的设置可以参考小电流接地选线中的零序电流判据。具体分类识别过程如图 4 所示,其中 I_0 、 I_t 分别为零序电流和电流阈值,故障相的选取可由保护装置实现。

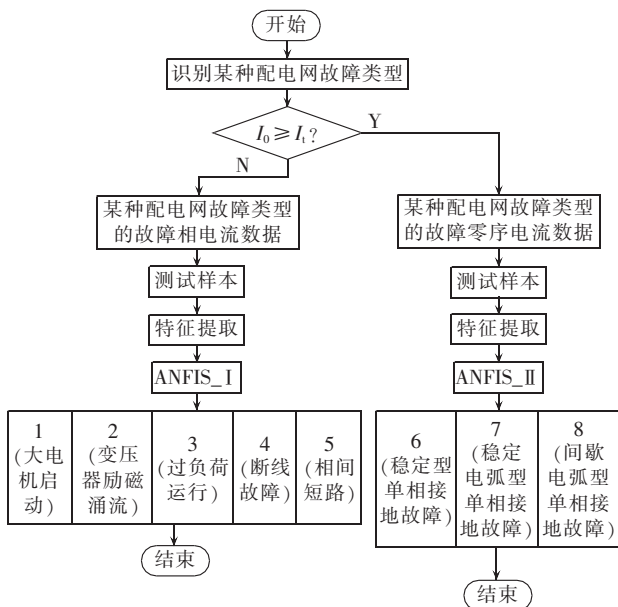


图 4 配电网运行状态分类识别过程

Fig.4 Operational status recognition for distribution network

4 仿真实验

本文基于 PSCAD-EMTDC 仿真平台,依据广州东莞万江一条故障常发线路——石美变电站怀旧线的结构及参数搭建配电网模型,如图 5 所示,并进行了不同故障点位置下 8 种运行状态的仿真,包括在不同合闸角下的变压器励磁涌流的仿真以及在过渡电阻分别为 10 Ω、20 Ω、50 Ω、100 Ω 等情况下的短路故障仿真,得到大量的样本数据,为分类器的训练、识别提供了数据支持。通过检测零序电流是否达到

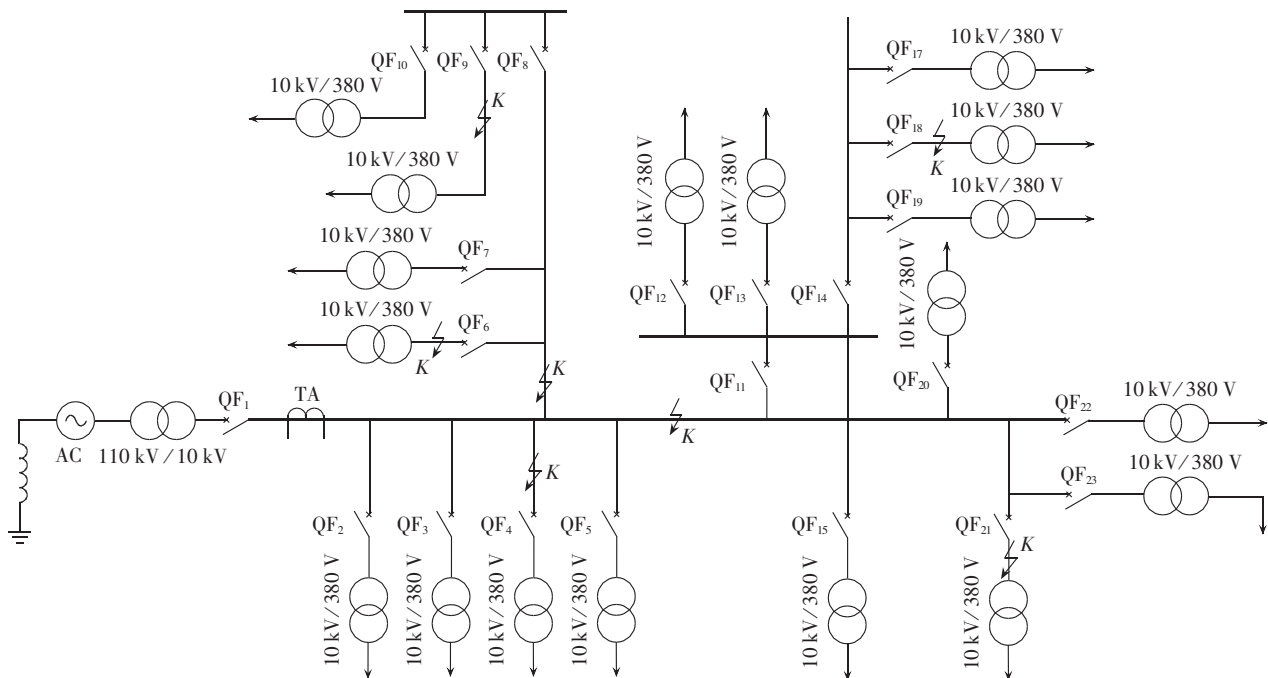


图 5 10 kV 石美变电站怀旧线

Fig.5 Huaijiu 10 kV-line of Shimei substation

零序电流阈值可以决定程序流程是进入分类器 ANFIS_I 或分类器 ANFIS_II,因此考虑现有录波器技术水平以及类别 I 与类别 II 中各类运行状态的特点,选定类别 I 中样本的采样频率为 800 Hz,数据窗取扰动前 5 个周期和突变后 60 个周期共 1040 个点作为实际数据样本;类别 II 中样本的采样频率为 4 000 Hz,取扰动后 4 个周期共 320 个点作为实际数据样本。

4.1 小波包时间熵特征量提取计算结果

小波包时间熵的提取结果受时间窗参数的影响较大,窗口的宽度决定了小波包时间熵对系统状态信号特征提取的准确性,滑动因子影响了信号发生畸变起始时刻的精确度,实际分析中一般采用逐点滑动或逐窗滑动。本文通过仿真计算得到最佳的小波包时间熵参数:对于类别 I 中的 5 种运行状态,小波分解层数 $n=1$,窗宽 $\omega=128$,滑动因子 $\sigma=128$,尺度 $k=0$;对于类别 II 中的 3 种运行状态,小波分解层数 $n=2$,窗宽 $\omega=40$,滑动因子 $\sigma=40$,尺度 $k=0$ 。为了研究小波包时间熵的性能,选取标量小波包系数(WPE)作为对比分析方法。仿真结果如图 6 所示。

如图 6 和图 7 所示,类别 I 和类别 II 中各运行状

态的 WPE 特征值分布在 $[0,1]$ 之间,而 WPTE 特征值分布在 $[0,5]$ 之间,依据 WPE 和 WPTE 特征值间的差别可有效区分类别 I 和类别 II 中的不同运行状态。但从图 6 中可以看出类别 I 中的过负荷运行、断线故障以及相间短路的 WPTE 特征值之间的差异相对于另外 2 种运行状态而言较小,因此将电流突变量算法作为辅助分类判据。

4.2 ANFIS 的训练和测试

本文首先将过负荷运行、相间短路、断线故障这 3 类看成是一类,即类 A,因此类别 I= $\{$ 大电机启动,变压器励磁涌流,A $\}$ 。采用分类器 ANFIS_I 对类别 I 进行训练和测试,即 ANFIS_I 只对 3 种运行状态进行分类识别,对于被分到 A 类的运行状态用电流突变量算法作为辅助判据进行判别。对于类别 II,采用分类器 ANFIS_II 进行训练和测试。

每一种运行状态的训练样本个数为 800,测试样本个数为 560,并且所有的测试样本都是不包含在 800 个训练样本中的新的样本数据。当 ANFIS_I 和 ANFIS_II 达到最大训练步数时,每个子系统训练完毕后的均方根误差值如图 8 所示。

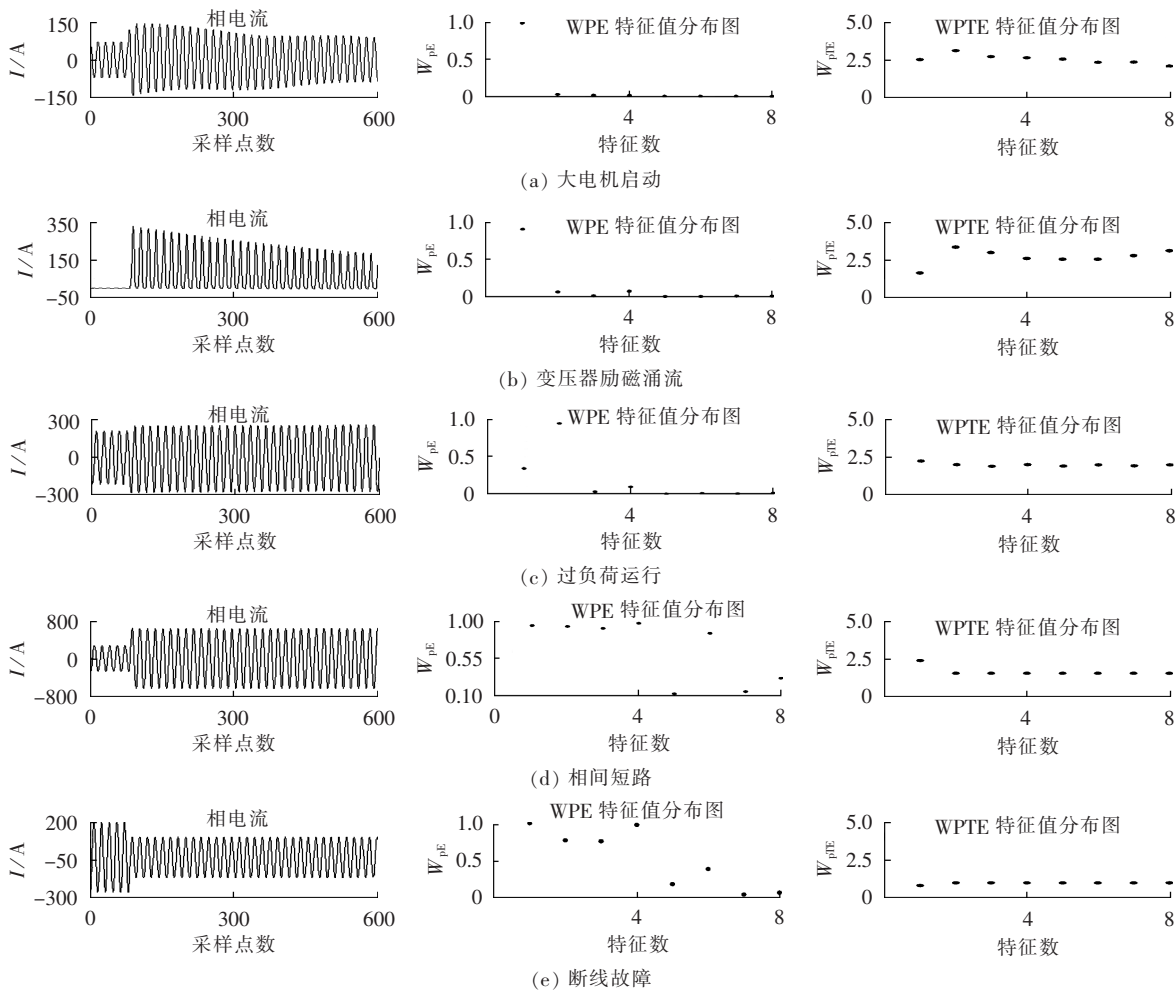


图 6 类别 I 中各运行状态的相电流波形、WPE 特征值分布以及 WPTE 特征值分布
Fig.6 Phase-current waveform,WPE eigenvalue distribution and WPTE eigenvalue distribution of different operational statuses in Class-I

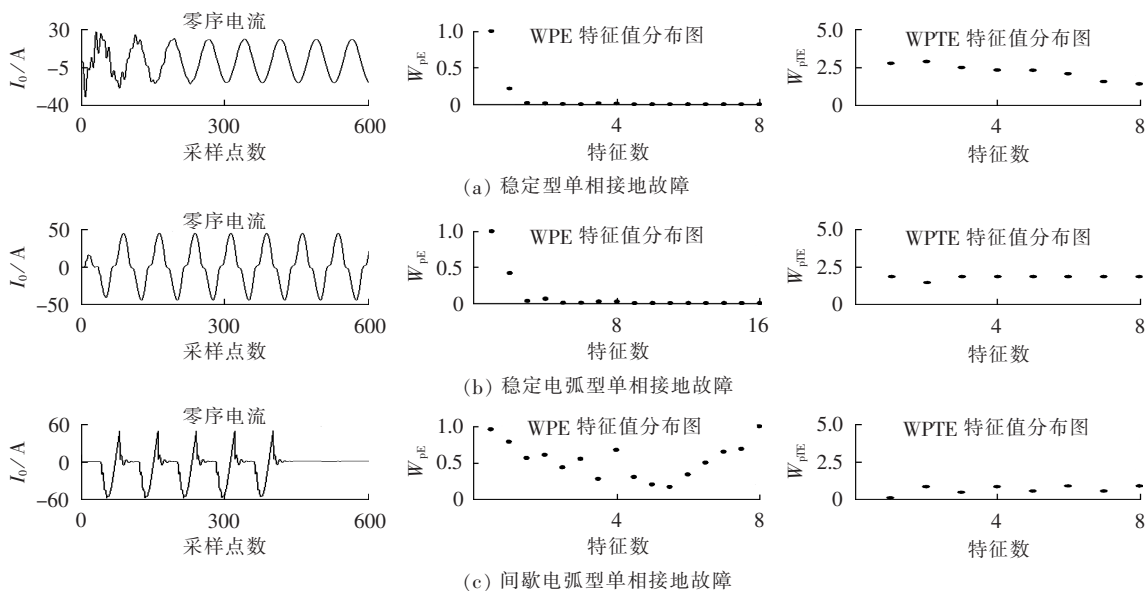


图 7 类别 II 中各运行状态的零序电流波形、WPE 特征值分布以及 WPTE 特征值分布
Fig.7 Zero-sequence current waveform,WPE eigenvalue distribution and WPTE eigenvalue distribution of different operational statuses in Class-II

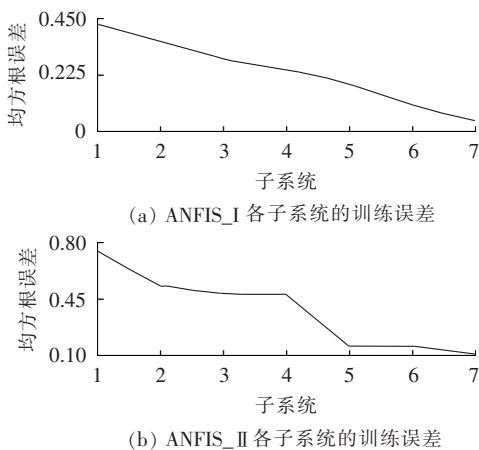


图 8 训练停止时各子系统的训练误差
Fig.8 RMS of subsystems when training stops

如图 8 所示,无论对于 ANFIS_I 还是 ANFIS_II ,每一级子系统在达到最大训练步数时训练误差值都呈现下降的趋势,由此可见每一级子系统的输入变量都会影响最终的训练结果,所以小波包时间熵提取的每一个特征量对 ANFIS 的训练都有贡献。

对测试样本进行测试时,由于 ANFIS 的输出不一定是整数,因此采取四舍五入的原则取整。ANFIS_I 和 ANFIS_II 的测试结果如表 1 所示。采用电流突变量辅助判据[18]针对 A 中 3 种运行状态样本数据进行分类,其分类结果如表 2 所示。

由表 1 可知,ANFIS_I、ANFIS_II 均可得到比较高的识别正确率。采用电流突变量算法对 A 进行分类识别时,A 中各运行状态的识别正确率达到 100%。因此,本文提出的递推模糊系统辅以电流突变判据可以有效地进行配电网运行状态的分类识别,并且不受故障点位置的影响,具有较好的鲁棒性。

表 1 ANFIS_I、ANFIS_II 的分类结果
Table 1 Results of recognition by Classifier ANFIS_I and ANFIS_II

分类器	配电网运行状态	识别正确率/%
ANFIS_I	大电机启动	97.1429
	变压器励磁涌流	100
	A	98.5714
ANFIS_II	平均识别正确率/%	98.5714
	稳定型单相接地故障	97.8571
	稳定电弧型单相接地故障	93.5714
	间歇电弧型单相接地故障	100
	平均识别正确率/%	97.1428

表 2 A 中各运行状态的分类结果
Table 2 Results of recognition for each operational status of Type-A

配电网运行状态	识别正确率/%
断线故障	100
过负荷运行	100
相间短路	100
平均识别正确率/%	100

4.3 与其他分类方法的对比分析

另外,本文采用了另 2 种分类方法——支持向量机[19]和模糊 C 均值[20]作对比分析,并分别采用小波包时间熵和标量小波系数作为特征量提取方法。分类结果如图 9、10 所示。

如图 9 和图 10 所示,与支持向量机和模糊 C 均值分类方法相比,本文提出的方法对类别 I 和类别 II 进行分类识别具有明显优势。

4.4 适应性分析

改变配电网的拓扑结构,在 PSCAD-EMTDC 上搭建了另外一种典型的辐射形配电网结构,见图 11。在图 11 中的配网中仿真各运行状态,采集样本,通过

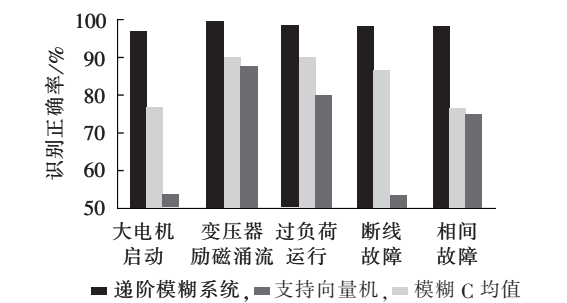


图 9 类别 I 中各运行状态的多种分类方法正率比较
Fig.9 Comparison of recognition accuracy among classification methods for each operational status of Class-I

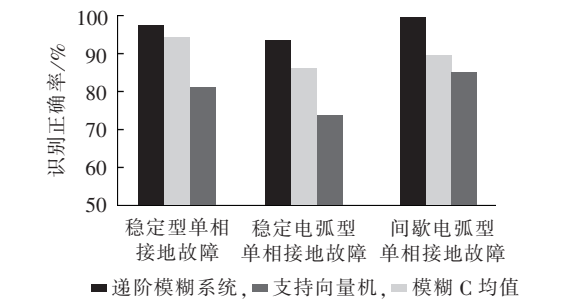


图 10 类别 II 中各运行状态的多种分类方法正率比较
Fig.10 Comparison of recognition accuracy among classification methods for each operational status of Class-II

分析其分类结果来研究本文提出的方法在改变配电网拓扑结构情况下的适应性。其分类结果见表 3。

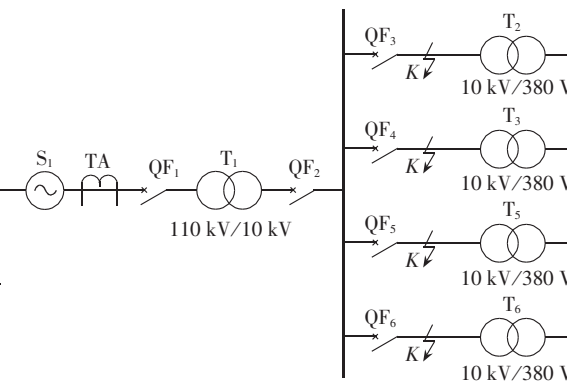


图 11 一种典型的配电网结构
Fig.11 A typical structure of distribution network

表 3 ANFIS_I、ANFIS_II 的分类结果
Table 3 Results of recognition by Classifier ANFIS_I and ANFIS_II

分类器	配电网运行状态	识别正确率/%
ANFIS_I	大电机启动	97.1429
	变压器励磁涌流	100
	A	98.5714
	平均识别正确率/%	98.5714
ANFIS_II	稳定型单相接地故障	96.4286
	稳定电弧型单相接地故障	96.4286
	间歇电弧型单相接地故障	100
	平均识别正确率/%	97.6191

由表 3 可知,改变配电网网络拓扑结构,对 ANFIS_I 和 ANFIS_II 的分类结果影响不大,ANFIS_I 和

ANFIS_II 中各运行状态均可以达到比较高的识别正确率。因此,本文所提出的这种递阶模糊系统对网络拓扑结构的改变具有较强的适应性。

5 结论

配电网运行状态复杂多变,实现对配电网不同运行状态的快速甄别对于提高配电网自动化水平和提高供电质量具有重大的意义。本文基于模糊 C 均值和 ANFIS 理论,提出了一种配电网运行状态分类识别策略;基于 PSCAD-EMTDC 搭建了 2 种典型的配电网模型,并进行了不同故障点位置 and 不同网络拓扑下的大量运行状态仿真计算。仿真结果表明,与支持向量机分类方法相比,本文提出的分类识别方法可以得到具有较高准确性的分类结果,且分类结果不受故障点位置变化的影响,对于不同配电网网络拓扑结构具有较好的适应性。

参考文献:

[1] 王英英,罗毅,涂光瑜. 基于粗糙集和决策树的配电网故障诊断方法[J]. 高电压技术,2008,34(4):794-798.
WANG Yingying,LUO Yi,TU Guangyu. Fault diagnosis method for distribution networks based on the rough sets and decision tree theory[J]. High Voltage Engineering,2008,34(4):794-798.

[2] 栗然,黎静华,李和明. 基于加权平均粗糙度的配电网故障诊断分层模型[J]. 电网技术,2006,30(2):61-65.
LI Ran,LI Jinghua,LI Heming. Fault diagnosis layer model of distribution network based on weighted mean roughness [J]. Power System Technology,2006,30(2):61-65.

[3] 陈根永,陈永华,贾俊洁,等. 基于 GIS 平台的配电网故障诊断算法[J]. 电力自动化设备,2011,31(3):71-75.
CHEN Genyong,CHEN Yonghua,JIA Junjie,et al. Distribution network fault diagnosis algorithm based on GIS platform [J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(3):71-75.

[4] 杨伟,刘娅琳,吴军基. 基于改进遗传算法的配电网故障诊断[J]. 长沙电力学院学报:自然科学版,2005,20(1):25-30.
YANG Wei,LIU Yalin,WU Junji. Fault diagnosis of distribution network based on genetic algorithm [J]. Journal of Changsha University of Electric Power:Natural Science,2005,20(1):25-30.

[5] 孟祥萍,潘莹,耿卫星,等. 混沌免疫遗传算法在电力系统故障诊断中应用[J]. 电力自动化设备,2007,27(5):81-100.
MENG Xiangping,PAN Ying,GENG Weixing,et al. Chaos immune genetic algorithm in power system fault diagnosis [J]. Electric Power Automation Equipment,2007,27(5):81-100.

[6] 周明,任建文,李庚银,等. 基于模糊推理系统的分布式电力系统故障诊断专家系统[J]. 电力系统自动化,2001,25(24):33-36.
ZHOU Ming,REN Jianwen,LI Gengyin,et al. Distributed power system fault diagnosis expert system based on fuzzy inference [J]. Automation of Electric Power Systems,2001,25(24):33-36.

[7] NIKOOFEKRI, SARLAK M, SHAHRTASH S M. Detection and classification of high impedance faults in power distribution networks using ART Neural Networks [C]//2013 21st Iranian Conference on Electrical Engineering. Mashhad, Iran: IEEE, 2013: 1-6.

[8] ASSEF Y, CHAARI O, MEUNIER M. Classification of power

- distribution system fault currents using wavelets associated to artificial neural network[C]//Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis. Paris, France: IEEE, 1996: 421-424.
- [9] DAG O, UCAK C. Fault classification for power distribution systems via a combined wavelet-neural approach[C]//2004 International Conference on Power System Technology. Singapore: IEEE, 2004: 1309-1314.
- [10] 张钧, 李小平, 何正友. 采用自适应神经模糊推理系统的配电网故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(25): 87-93.
ZHANG Jun, LI Xiaopeng, HE Zhengyou. Fault classification technique for power distribution network using adaptive network based on fuzzy inference system[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(25): 87-93.
- [11] 张钧, 何正友, 谭熙静. 一种基于 ANFIS 的配电网故障分类方法及其适应性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(40): 23-29.
ZHANG Jun, HE Zhengyou, TAN Xijing. An ANFIS based fault classification in distribution network and its adaptability analysis [J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(40): 23-29.
- [12] ZHANG J, HE Z, LIN S, et al. An ANFIS-based fault classification approach in power distribution system[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 49: 243-252.
- [13] GONEN T. Modern power system analysis [M]. Beijing, China: CRC Press, 2013: 56-92.
- [14] KOTHARI D. Modern power system analysis [M]. [S.L.]: Tata McGraw-Hill Education, 2011: 152-268.
- [15] SUI Wentao, LU Changhou, ZHANG Dan. Bearing fault diagnosis based on feature weighted FCM cluster analysis [C]//2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering. Wuhan, China: IEEE Press, 2008: 518-521.
- [16] 刘应吉. 车辆状态监测与故障诊断新方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2008.
LIU Yingji. Research on new method of condition monitoring and fault diagnosis for vehicle [D]. Shenyang: Northeastern University, 2008.
- [17] 张阿扑. 基于减法聚类和自适应神经-模糊推理系统的递阶模糊系统的设计[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(3): 415-418.
ZHANG Apu. Design of hierarchical fuzzy systems based on subtractive clustering and adaptive neuro-fuzzy inference systems [J]. Control Theory & Applications, 2004, 21(3): 415-418.
- [18] 宋国兵, 李广, 于页云, 等. 基于相电流突变量的配电网单相接地故障区段定位[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(21): 84-90.
SONG Guobing, LI Guang, YU Yeyun, et al. Single-phase earth fault section location based on phase current fault component in distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(21): 84-90.
- [19] 占勇, 陈浩忠, 丁屹峰, 等. 基于 S 变换的电能质量扰动支持向量机分类识别[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(4): 51-56.
ZHAN Yong, CHEN Haozhong, DING Yifeng, et al. S-transform-based classification of power quality disturbance signals by support vector machines [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(4): 51-56.
- [20] HE X, HE Q. Application of PCA method and FCM clustering to the fault diagnosis of excavator's hydraulic system [C]//2007 IEEE International Conference on Automation and Logistics. Ji'nan, China: IEEE, 2007: 1635-1639.

作者简介:



龚凌云

龚凌云(1991—),女,江苏扬州人,硕士研究生,研究方向为电力系统保护与控制(E-mail: gonglingyun@whu.edu.cn);

杨军(1977—),男,湖北武汉人,副教授,博士,研究方向为电力系统保护与控制等(E-mail: JYang@whu.edu.cn);

张磊琪(1984—),男,湖北武汉人,硕士,研究方向为电力系统保护与控制(E-mail: zhanglq14@hb.sgcc.com.cn)。

Operational status recognition based on FCM and ANFIS for distribution network

GONG Lingyun¹, YANG Jun¹, ZHANG Leiqi², LI Gang², CAI Mao¹, DONG Bei³

(1. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. State Grid Hubei Electric Power Company Wuhan Power Supply Corporation, Wuhan 430010, China;

3. Southern Branch of State Grid Customer Service Center, Nanjing 210036, China)

Abstract: The fast recognition of operational status, i.e. normal, abnormal or faulty, is helpful for the quick fault elimination and power-supply recovery of distribution network. A strategy of operational status recognition based on FCM(Fuzzy C-Mean) and ANFIS(Adaptive Network Fuzzy Inference System) is proposed, which constructs a kind of classifier based on ANFIS for the hierarchical fuzzy inference system and applies the FCM classification method to optimally initialize its parameters. The wavelet-packet time entropy is defined, the operational status data of distribution network are processed, and the constructed vectors of classification feature are taken as the inputs of the classifier to intelligently recognize the operational status of distribution network. A typical distribution network model is built based on PSCAD-EMTDC, each operational status is simulated, and the simulative results show that, the proposed strategy has higher recognition accuracy and better adaptability to the changes of fault location and grid topology.

Key words: electric power distribution; operational status; fuzzy C-mean; adaptive network fuzzy inference system; hierarchical fuzzy system; wavelet-packet time entropy