

基于 IRBFNN 和 PCA 的电网预想故障 安全运行评估方法研究

刘尚伟¹, 吴玲¹, 赵友国¹, 赵瑞锋², 潘凯岩¹, 阎同东¹, 吴昌川¹

(1. 东方电子股份有限公司技术中心, 山东 烟台 264000;

2. 广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广东 广州 510600)

摘要: 为了更快速直观地监视、分析和评估故障后电网的安全运行状态, 提出了基于径向基函数(radical basis function, RBF)神经网络和主成分分析法(principal component analysis, PCA)的评估模型。利用带衰减因子的吸引力传播(affinity propagation, AP)聚类算法选择 RBF 神经网络中心和隐含层节点数, 同时提出了扩展的电网运行状态安全评估指标, 利用越限指标权重和指数阶数避免了安全评估的遮蔽现象, 利用主成分分析选取 RBF 神经网络的输入矢量特征, 最后通过 IEEE-30 节点仿真算例验证了所提模型的有效性。

关键词: 预想故障; 特征选取; 径向基函数神经网络; AP 聚类; 主成分分析

中图分类号: TM 732 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-3643(2020)04-0001-06

有效访问地址: <http://dx.doi.org/10.3969/j.issn.1672-3643.2020.04.001>

Research on security evaluation of power grid operation with contingency based on IRBFNN and PCA

LIU Shangwei¹, WU Ling¹, ZHAO Youguo¹, ZHAO Ruifeng²,
PAN Kaiyan¹, YAN Tongdong¹, WU Changchuan¹

(1. Technical Center of Dongfang Electronic Co., Ltd., Yantai Shandong 264000, China;

2. Power Dispatch and Control Center of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou Guangdong 510600, China)

Abstract: An evaluation model based on radial basis function neural network is proposed in order to monitor, analyze and evaluate the operation state of power grid more quickly and visually after contingency. AP clustering is used to optimize the center and the number of neurons of the hidden layer. The extended evaluation indices of power grid operation security state are established, and index weights and exponent order are used to avoid the masking effect, and PCA is used for the feature selection. The simulation on IEEE-30 bus system shows the effectiveness of the proposed model.

Keywords: contingency; feature selection; radial basis function neural network (RBFNN); affinity propagation (AP) clustering; PCA (principal component analysis)

DOI: 10.3969/j.issn.1672-3643.2020.04.001

收稿日期: 2020-04-29

修回日期: 2020-05-12

作者简介: 刘尚伟(1976), 男, 高级工程师, 主要研究方向为 EMS 能量管理系统, 电网分析与电力系统优化控制。

随着互联大电网建设的不断加快,电力市场化改革的进一步推进,电网一体化运行智能调度系统日趋成为智能电网调度自动化重要的发展方向,如何快速、准确地识别电网的薄弱环节,提供电网实时态运行情况和未来态运行趋势是目前电网监控和运行的研究热点^[1-2]。电力系统安全评估(power system security evaluation)是调度自动化系统中评估电网安全稳定运行的重要功能模块,主要是计算电网中重要的设备元件在故障或者检修等原因退出运行后对电网运行情况的影响,例如发电机、母线、输电线路、变压器或者开关刀闸发生故障,电网潮流重新分配后是否会引起其他变压器、线路的电流越限,是否会引起母线上的电压越限等等,同时针对越限情况,能根据电网运行情况给出相应的缓解越限的辅助决策策略,因此,安全评估对保证电网安全稳定运行具有重要意义。

通常情况下,安全评估是对电网中的电力设备元件进行 N-1 故障开断分析或者根据电网当前运行情况,通过预想故障选择方法,选择出预想故障组,对每一个预想故障进行安全分析校核。这种计算方法对中小电网是可行的,但是面对大型互联电网时,计算量是非常大的,甚至有 N-2 的多重预想故障情况,此时面对的海量计算,难以实现实时分析计算,而且计算结果通常是单一故障对电网的影响,并不能给调度员提供当前电网整体安全与否的直观安全等级。

随着人工智能技术的发展,神经网络在电力系统安全评估中的应用日益广泛,其中建立在基函数逼近理论上的径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络,具有较强的全局逼近能力和最佳逼近能力^[3-4]。文献[5]建立了 RBF 神经网络的预测模型,其预测样本取具有相似气象条件的预测日光伏输出功率,取得了较好的预测精度。

文献[6]利用属性约简法,融合粗糙集与径向基网络的优势,并应用于电网故障诊断,降低了

主观因素对识别的影响,具有较强的分类能力和容错性。文献[7]首先在不考虑电价因素的情况下利用 RBF 神经网络预测日负荷,然后基于近期实时电价的变化,应用 ANFIS 模型修正预测结果,提高了人工神经网络预测的精度。

本文提出了 1 种基于主成分分析和改进径向基神经网络(improved radial basis function neural network, IRBFNN)的电网状态趋势预想故障评估方法,利用带衰减因子的吸引力传播(affinity propagation, AP)聚类算法选择 RBF 神经网络中心和隐含层节点数;其次提出了扩展的电网运行状态安全评估指标,通过越限指标权重和指数阶数避免了评估的遮蔽现象,利用主成分分析建立 IRBFNN 输入矢量的特征选取,最后通过 IEEE-30 节点仿真算例验证了所提模型的有效性。

1 径向基函数神经网络

径向基函数神经网络是 1 种以径向基函数作为单隐含层,建立在函数逼近基础上的前馈神经网络,具有收敛速度快、结构简单以及非线性逼近能力强的特点,且便于计算机实现,因此已经被广泛应用于函数逼近、语音识别、模式识别、自动控制 and 图像处理等领域,近年来被更多地应用到电力系统领域。

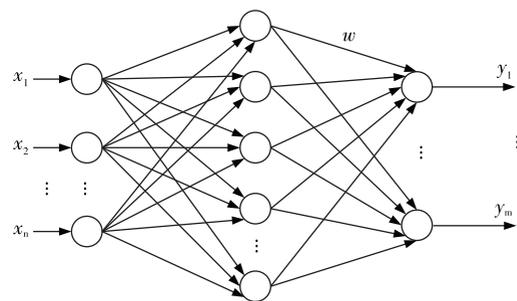


图 1 RBF 神经网络模型结构

RBF 神经网络模型结构如图 1 所示,其中,输入节点 n 个,隐含层节点 k 个,输出节点 m 个。对于输入矢量为 $\mathbf{X}_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$,通常采用高斯函数作为第 j 个隐含层节点的输出激活函数:

$$Q_j(X_i, C_j, \sigma_j) = \exp\left(-\left(\frac{\|X_i - C_j\|}{2\sigma_j}\right)^2\right) \quad (1)$$

式中: $C_j = (c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn})^T$ —第 j 个隐含层高斯函数的中心;

σ_j —第 j 个隐含层高斯函数的宽度。

神经网络的期望输出为

$$Y = \sum_{j=1}^K Q_j(X_i, C_j, \sigma_j) \times W_j + E \quad (2)$$

式中: W_j —第 j 个隐含层节点与输出层之间的连接权值;

E —输出层神经元的阈值。

从 RBF 网络结构可以看出,基函数中心和宽度的选取是否合适决定了神经网络的泛化能力和输出的精度。中心的选取影响神经网络的计算精度、泛化能力、以及计算速度。

当前,RBF神经网络确定基函数中心一般采用 K 均值聚类算法,本文采用 AP 聚类算法确定 RBF 神经网络确定基函数中心。

1.1 AP 聚类

与通常采用的 K 均值聚类算法不同,AP 算法不预先确定聚类个数,其聚类中心点是数据集中实际存在的点,根据数据点之间的相似度来进行聚类,对对称性要求不高。通过交替吸引信息和归属信息的传递,连续迭代更新其对应的矩阵,得到聚类最优,计算步骤如下:

(1) 利用欧式距离,计算得到相似矩阵 S 。

$$S(i, k) = -d^2(x_i, x_k) = -\|x_i - x_k\|^2 \quad (3)$$

(2) 吸引信息矩阵 r 和归属信息矩阵 a 全部初始化为 0。

$$r(i, k) = 0, a(i, k) = 0$$

(3) 确定偏向参数 $p_k (k = 1, 2, \dots, N)$

$$p_k = \operatorname{median}_{i \neq j; i, j = 1, \dots, N} S(i, j) \quad (4)$$

(4) 更新吸引信息矩阵。

$$r_{i+1}(i, k) = S(i, k) - \max_{k \neq k'} \{a_i(i, k') + S(i, k')\} \quad (5)$$

(5) 更新归属信息矩阵。

$$a_{i+1}(i, k) = \min\{0, r_i(k, k) + \sum_{i' \notin (i, k)} \max\{0, r_i(i', k)\}\},$$

$$i \neq k$$

$$a_{i+1}(k, k) = \sum_{i' \neq k} \max\{0, r_i(i', k)\} \quad (6)$$

(6) 经过若干次迭代后,如果类中心已稳定或者迭代次数超过最大阈值,又或者 1 个小区域内的针对样本点的决策经过若干次迭代更新后保持不变,则转到步骤(7),否则转步骤(4)。

(7) 输出聚类结果。

为避免振荡造成不收敛,在迭代时引入 λ 作为衰减系数,每条信息的 $t+1$ 新值赋值为它前次值的 λ 倍与上本次值的 $1-\lambda$ 倍。衰减系数 λ 通常赋值为介于 0~1 之间的实数。

$$r_{i+1}(i, k) \leftarrow \lambda r_i(i, k) + (1-\lambda)r_{i+1}(i, k)$$

$$a_{i+1}(i, k) \leftarrow \lambda a_i(i, k) + (1-\lambda)a_{i+1}(i, k) \quad (7)$$

1.2 电网安全运行状态预想故障评估指标

利用节点电压计算指标和线路潮流计算指标来评估预想故障下电网的安全状态^[8]。

1.2.1 电压越限指标

$$PI_V = \sum_{i=1}^{LV} \left(\frac{\omega_{iV}}{M}\right) (f_i)^M \quad (8)$$

式中: f_i 定义如下:

$$f_i = \begin{cases} \frac{V_i - V_i^{\max}}{\Delta V_{i, \lim}}, & V_i > V_i^{\max} \\ \frac{V_i^{\min} - V_i}{\Delta V_{i, \lim}}, & V_i < V_i^{\min} \end{cases} \quad (9)$$

式中: V_i —预想故障后节点 i 的电压;

LV —电压越限的节点集合;

V_i^{\max} 和 V_i^{\min} —节点 i 的电压幅值上线和下限值;

ω_{iV} —母线 i 电压权重;

$\Delta V_{i, \lim}$ —母线 i 电压偏差限值;

M —指数函数的阶数。

可以在实践中按经验选取,以避免指标的遮蔽现象。遮蔽现象就是多个指标并不严重的越限,但是可能比单独 1 个指标严重越限的计算结果严重,所以造成遮蔽现象。如何避免遮蔽现象,需要通过实践经验确定权重和指数函数阶数的值,在本文的算例中,选择 $\omega_{iV} = 1$ 和 $M = 4$ 可以避免遮蔽现象。

1.2.2 电流越限指标

电流越限指标为

$$PI_p = \sum_{i=1}^{LP} \left(\frac{\omega_{ip}}{2N} \right) \left(\frac{P_i}{P_i^{\text{lim}}} \right)^{2N} \quad (10)$$

式中: P_i —支路故障后的支路 i 的有功功率, 而 P_i^{lim} 是支路 i 的有功功率限值;

LP —越限的支路数;

ω_{ip} —支路 i 的权重因子;

N —指数函数的阶数, 同样, 为了避免遮蔽现象, 本文选取 $\omega_{ip} = 1$, $N = 2$ 。

1.2.3 电网运行状态安全分级

为了计算结果更加直观, 本文根据指标计算结果, 将运行状态分为 5 个级别, 分别为正常 (S_0), 正常不安全状态 (S_1), 警戒状态 (S_2), 紧急 (S_3) 和瓦解状态 (S_4), 如表 1 所示。

表 1 电网运行状态安全级别

| 安全级别 | PI_p | 电压差/% | PI_p | 线路负载率/% |
|-------|----------|-------|---------|---------|
| S_0 | <0.15 | <10 | <0.3 | <100 |
| S_1 | 0.15~0.8 | 10~20 | 0.3~0.6 | 100~120 |
| S_2 | 0.8~2.6 | 20~30 | 0.6~1.8 | 120~150 |
| S_3 | 2.6~6.7 | 30~40 | 1.8~2.4 | 150~180 |
| S_4 | >6.7 | >40 | >2.4 | >180 |

1.3 基于 PCA 的输入特征选择

利用径向基函数神经网络确定电网运行安全状态, 在小系统可以获得很好的效果, 但是应用于大电网时, 随着输入特征和训练次数的增多, 必然会带来神经网络的“维数灾”, 引起计算速度缓慢, 甚至引起无法收敛的问题, 因此, 减少 RBF 神经网络输入特征, 也就是减少神经网络的输入维数, 是 IRBFNN 用于大电网运行状态评估的关键。

选择 1 种方法优选输入特征, 从数量较多的输入特征量中选择对于电网安全状态最相关的一组特征元来表征电网的安全运行状态。文献[9]提出利用费舍尔判别准则来选择特征量, 但是目前存在的特征选择方法对于线性可分的问题效果较好, 对线性不可分的效果不佳。文献[10]利用

安全严重程度指标来选择输入特征量, 该指标计算公式为

$$F_i = \frac{|m_i^1 - m_i^s|}{\sigma_i^1 + \sigma_i^s} \quad (11)$$

式中: m_i^s —变量 x_i 在所有计算样本中属于安全类中的均值;

m_i^1 —变量 x_i 在所有计算样本中属于不安全类中的均值;

σ_i^s —变量 x_i 在所有计算样本中属于安全类中的标准差;

σ_i^1 —变量 x_i 在所有计算样本中属于不安全类中的标准差。

主成分分析是把各变量之间互相关联的复杂关系进行简化分析的方法。也就是说能找出 1 组最佳的基以紧凑的方式来表达数据。

主成分分析试图在力保数据信息丢失最少的原则下, 对高维变量空间的多指标进行降维处理, 研究指标体系的少数几个线性组合, 并且这几个线性组合所构成的综合指标将尽可能多地保留原来指标变异方面的信息, 这些综合指标就称为主成分。

主成分计算基于相关系数矩阵还是基于协方差矩阵的选择, 因为指标分析中所选择的指标具有不同的量纲, 指标水平差异很大, 因此应该选择基于相关系数矩阵的主成分分析。

假设所讨论的实际问题中有 p 个指标, 把这 p 个指标看作 p 个随机变量, 记为 X_1, X_2, \dots, X_p , 主成分分析就是要把这 p 个指标的问题, 转变为讨论 p 个指标的线性组合的问题, 而这些新的指标 $F_1, F_2, \dots, F_k (k \leq p)$, 按照保留主要信息量的原则充分反映原指标的信息, 并且相互独立。

主成分数学模型

$$\begin{cases} F_1 = u_{11}X_1 + u_{21}X_2 + \dots + u_{p1}X_p \\ F_2 = u_{12}X_1 + u_{22}X_2 + \dots + u_{p2}X_p \\ F_p = u_{1p}X_1 + u_{2p}X_2 + \dots + u_{pp}X_p \end{cases} \quad (12)$$

主成分分析不仅能将指标降维, 而且有将指标归一化的作用。原始数据矩阵归一标准化后为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (13)$$

计算标准化矩阵 \mathbf{X} 的协方差矩阵, 得到其相关系数矩阵

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{np} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\text{式中: } r_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n x_{ki} x_{kj} \quad (i, j = 1, 2, \dots, p)$$

根据方程 $|\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}_p| = 0$ 计算得到相关系数矩阵 \mathbf{R} 的 p 个特征值: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, 以及对应的 p 个特征向量: $\mathbf{t}_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{ip})^T$, $i = 1, 2, \dots, p$, 得到 p 个主成分分量。

主成分贡献率为该主成分特征值占全部特征值总和的比重, 即 $c_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i}$ 。贡献率越大, 说明

该主成分所含原始变量的信息越多, 根据主成分贡献率的大小选取前 k 个主成分, 选取原则是前 k 个主成分累计贡献率达到 95% 以上。

2 算例分析

选取新英格兰 IEEE-30 节点系统^[13]作为仿真算例, 对本文提出的 IRBFNN 评估算法进行仿真验证。该系统有 6 台发电机, 18 个负荷和 37 条线路, 系统接线见图 2。

训练用样本产生方法如下: 随机改变每个负荷的值, 改变区间为原始负荷的 50% ~ 150%, 产生 800 个负荷场景, 针对每个负荷场景, 进行电网中线路的 N-1AC 潮流计算, 其中 720 个负荷场景下的 N-1 预想故障, 作为训练集, 而 80 个负荷场景下的 N-1 预想故障作为测试集。通过计算发现: 在 37 条线路故障中, 在提供的负荷场景下, 27 条线路故障是安全的, 也就是不会引起电网中其他设备的越限, 所以选择剩余的 10 条线路作为

预想故障进行分析。

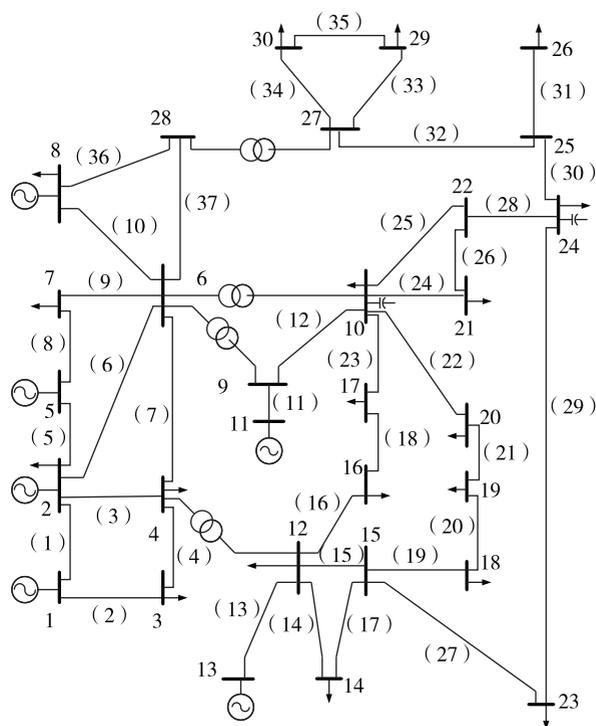


图2 IEEE-30 节点系统接线

根据公式(11)计算 IRBFNN 输入的特征向量中的变量, 见表 2。

表 2 IEEE-30 节点系统特征选取指标

| 特征 | 变量 | 特征选择指标 F |
|----|------------|------------|
| 1 | Q_{19} | 17.26 |
| 2 | P_{1-2} | 13.18 |
| 3 | Q_{27} | 12.35 |
| 4 | V_8 | 8.72 |
| 5 | P_{2-6} | 7.68 |
| 6 | P_{20} | 5.46 |
| 7 | Q_{29} | 4.16 |
| 8 | Q_{18} | 3.24 |
| 9 | θ_6 | 1.28 |
| 10 | Q_9 | 0.95 |

IRBFNN 输入层个数为 10, 通过 AP 聚类方法得到隐含层个数为 196 个, 5 个变量, 其中每个运行状态评估级别 ($S_0 - S_4$) 对应的隐含层神经元个数分别为 28, 76, 54, 32, 6。

本文着重分析电网中某条支路故障后有功率越限的情况,因此采用的指标是电流越限指标。当各个负荷都选取基准负荷的 130% 时,各支路故障后,计算得到的 PI_p 指标如表 3 所示。

表 3 线路预想故障 PI_p 指标

| 故障线路 | PI_p 指标 | 线路负载率均值/% |
|------|-----------|-----------|
| L11 | 0.32 | 108 |
| L29 | 0.46 | 112 |
| L27 | 0.51 | 118 |
| L23 | 0.65 | 123 |
| L31 | 1.17 | 136 |
| L30 | 1.63 | 141 |
| L4 | 1.95 | 165 |
| L5 | 2.13 | 172 |
| L2 | 2.42 | 184 |
| L20 | 2.44 | 187 |

IRBFNN 法的预想故障安全级别计算结果如表 4 所示。

表 4 IEEE-30 节点系统预想故障安全级别排序

| 安全级别 | 潮流计算 | IRBFNN |
|-------|---------------|---------------|
| S_1 | L11, L29, L27 | L11, L29, L27 |
| S_2 | L23, L31, L30 | L23, L31, L30 |
| S_3 | L4, L5 | L4, L5 |
| S_4 | L2, L20 | L2, L20 |

从表 4 可见,利用 IRBFNN 计算得到的线路预想故障引起的电网安全级别与详细潮流计算得到的结果相同。

3 结 论

针对电网预想故障分析计算量大和计算结果不直观的问题,提出了基于改进 IRBFNN 的预想故障评估模型,利用 AP 聚类算法确定 IRBFNN 的基函数中心和隐含层神经元个数,通过主成分分析选取 IRBFNN 输入适量维数,IEEE-30 节点算例计算结果与详细潮流计算的结果对比验证了该模型的实用性。

参考文献

- [1] 汪际峰,沈国荣. 大电网调度智能化的若干关键技术问题[J]. 电力系统自动化,2012,36(1):10-16.
- [2] 姚建国,严胜,杨胜春,等. 中国特色智能调度的实践与展望[J]. 电力系统自动化,2009,33(17):16-20.
- [3] 段晓君. 神经网络的函数逼近能力分析[J]. 模糊系统与数学,1998,24(4):80-84.
- [4] 隆金玲. Sum-of-Product 神经网络和径向基函数神经网络逼近能力研究[D]. 大连:大连理工大学,2008.
- [5] 王晓兰,葛鹏江. 基于相似日和径向基函数神经网络的光伏阵列输出功率预测[J]. 电力自动化设备,2013,33(1):100-103.
- [6] 李孝全,庄德慧,张强. 基于粗糙径向基神经网络的电网故障诊断新模型[J]. 电力系统保护与控制,2009,37(18):20-24.
- [7] 雷绍兰,孙才新,周淑,等. 基于径向基神经网络和自适应神经模糊系统的电力短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报,2005,25(22):78-82.
- [8] SRIVASTAVA L, SINGH S N, SHARMA J. A hybrid neural network model for fast voltage contingency screening and ranking. Elect. Power Energy Syst., 2000, 22(1):35-42.
- [9] JENSEN C A, EI-SHARKAWI M A, MARKS R J. Power System Security Assessment Using Neural Networks: Feature Selection Using Fisher Discrimination. IEEE Trans. on Power System, 2001, 16(14):757-763.
- [10] MATOS M A, HATZIARGYRIOU N D, Pecoslopes J A. Multicontingency Steady State Security Evaluation Using Fuzzy Clustering Techniques. IEEE Trans. Power Syst. 2000, 15(1):177-183.
- [11] 聂宏展,聂耸,乔怡,等. 基于主成分分析法的输电网规划方案综合决策[J]. 电网技术,2010, 34(6):134-138.
- [12] 高新华,严正. 基于主成分聚类分析的智能电网建设综合评价[J]. 电网技术,2013, 37(8):2238-2243.
- [13] YOKOYAMA R, BAE SH, MORITA T, et al. Multi-objective Optimal Generation Dispatch Based on Probability Security Criteria [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1988, 3(1):317-324.