

基于改进相关向量机绝缘子污闪电压预测研究

刘亚南, 范立新, 徐钢, 都晨, 刘全, 唐一铭
(江苏方天电力技术有限公司, 江苏南京 211102)

摘要: 污闪电压是评估绝缘子电气性能最重要的指标, 提出一种改进的相关向量机(RVM)污闪电压预测模型, 选择组合核函数作为最终核函数, 通过差分进化算法优化 RVM 的核函数宽度和组合函数的权值, 以绝缘子表面盐密和灰密为输入样本, 污闪电压为输出样本。仿真结果表明, 所建立的污闪电压预测模型较之 BP 神经网络模型、支持向量机(SVM)模型和未改进的相关向量机模型, 精度更高, 泛化能力更强, 能有效地克服传统方法的局限性, 适应于绝缘子污闪电压的实时预测, 有一定的应用价值。

关键词: 绝缘子; 盐密; 灰密; 污闪电压; 相关向量机; 差分进化算法

中图分类号: TM216

文献标志码: A

文章编号: 1009-0665(2016)01-0007-04

近年来, 我国电力系统发展迅速, 装机容量逐年提升, 因此需要系统能够更加安全稳定。但是经济发展造成环境日益恶化, 绝缘子污闪事故频繁发生, 严重威胁了电网的安全。污闪电压是评估绝缘子电气性能的一个重要指标, 其与盐密和灰密等因素有关, 综合反映了各种影响因素对绝缘子外绝缘特性的影响。同时, 污闪电压也是外绝缘选择和输电线路设计的重要参考。正确预测绝缘子的污闪电压, 根据预测结果制定相应的防范措施, 从而防止污闪事故的发生^[1,2]。

目前, 国内外学者已经开展绝缘子研究工作, 通过试验获得大量的绝缘子数据^[3]。由于这些环境信息与绝缘子的污闪电压具有非线性关系, 因此, 传统的数学方法很难建立环境信息与污闪电压的数学模型。很多学者提出了新的预测方法, 比如最小二乘回归、神经网络模型、支持向量机模型等。文献[4]针对传统最小二乘法存在的局限性, 采用迭代加权最小二乘的稳健回归法来确定特征指数, 该方法具有很好的稳健性。文献[5]利用人工神经网络建立环境信息与污闪电压的关系, 神经网络模型能够逼近任意非线性输入输出关系, 但是该算法不能得到全局最优解, 收敛速度慢。为了克服神经网络的缺点, 文献[6,7]通过支持向量机建立污闪电压预测模型, 支持向量机(SVM)引入了核函数的概念, 大大减少了计算量, 核函数的 Mercer 条件也保证了该算法能够得到全局最优解。

相关向量机(RVM)理论是 Tipping M E 在 2000 年首次提出的^[8,9], 一种基于稀疏贝叶斯理论的机器学习算法, 其结合了贝叶斯理论、最大似然估计等理论。RVM 与 SVM 相比, 具有如下优势: 减少了相关向量数目, 稀疏性更好; 核函数选择更灵活, 无须满足 Mercer 条件; 泛化能力更好; 参数计算简单, 收敛速度加快。而且, RVM 模型较之 BP 神经网络、SVM 网络,

处理小样本效果更好、精度更高。RVM 已经在电力系统负荷预测^[10]、风速预测^[11]、故障诊断^[12]等领域取得了很好的效果, 但尚未应用于绝缘子污闪电压的研究。由于 RVM 模型的核函数宽度和组合核函数权重都是通过人工确定的, 因此精度很难保证。鉴于此, 文中采用差分进化(DE)算法改进相关向量机对污闪电压进行建模, 输入样本选择盐密和灰密, 输出样本为绝缘子污闪电压, 与其他污闪电压预测模型相比, 改进后的 RVM 模型的精度更高。

1 DE 算法的基本原理

DE 算法^[13,14]是一种基于群体进化的算法, 其本质是一种基于实数编码的具有择优思想的遗传算法, 通过种群内个体间的合作与竞争来对问题的解进行优化。其算法主要包括变异、交叉和选择 3 个基本步骤。

DE 算法首先在 N 维可行解空间随机生成初始种群 $X^0 = [x_1^0, \dots, x_{N_p}^0]$, 其中 $x_i^0 = [x_{i1}^0, \dots, x_{iN}^0]$, N_p 为 DE 种群数量。DE 算法的核心思想在于采取变异和交叉操作生成试验种群, 然后对试验种群进行适应度评估, 再通过贪婪思想的选择机制, 将原种群和试验种群进行一对一比较, 择优进入下一代。

1.1 变异操作

对每一代进化目标进行变异操作如下:

$$v_i^{t+1} = x_{r1}^t + F(x_{r2}^t - x_{r3}^t) \quad (1)$$

式中, v_i^{t+1} 表示变异后得到的种群; t 表示当前种群代数; $F \in [0, 2]$, 为缩放因子, 它是 DE 的主要参数, 用来实现种群的全局搜索; $x_{r1}^t, x_{r2}^t, x_{r3}^t$ 为从种群中随机抽取的 3 个不同个体。

1.2 交叉操作

交叉操作能够增加群体的多样性, 不会陷入局部最优解, 操作如下:

$$u_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} v_{i,j}^{t+1} & \text{rand}(j) \leq C_R \text{ or } j = \text{randn}(i) \\ v_{i,j}^t & \text{rand}(j) > C_R \text{ and } j \neq \text{randn}(i) \end{cases} \quad (2)$$

式中： $u_{i,j}^{t+1}$ 表示交叉后得到的种群； $\text{rand}(j)$ 为 $[0,1]$ 之间的随机数， j 表示第 j 个变量； $\text{randn}(i)$ 为 $[1, \dots, N]$ 之间的随机量，用于保证试验向量至少有一维是有变异向量贡献的。 C_R 为交叉概率，取值在 $[0,1]$ 之间。

1.3 选择操作

DE算法通过贪婪选择模式，从原种群和试验种群中选择适应度更高的个体进入下一代，操作如下：

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} u_i^{t+1} & f(u_i^{t+1}) < f(x_i^t) \\ x_i^t & f(u_i^{t+1}) \geq f(x_i^t) \end{cases} \quad (3)$$

1.4 算法步骤

DE算法的基本步骤如图1所示。

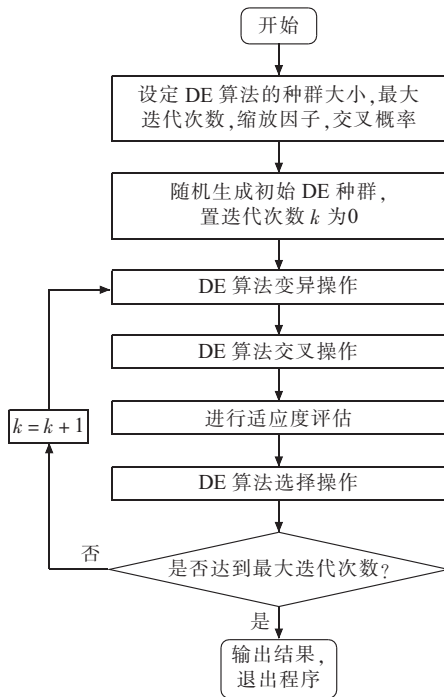


图1 DE算法的流程

2 RVM 原理

RVM是基于贝叶斯理论的一种机器学习算法,通过引入超参数对权值赋零来确保模型的高稀疏性;采用最大似然函数方法对超参数进行计算,计算方便,同时收敛时间短。

设输入集为 $\{x_n\}_{n=1}^N$,输出集定义为 $\{t_n\}_{n=1}^N$,则RVM回归模型表达式为:

$$t_i = \sum_{i=1}^N w_i K(x, x_i) + w_0 + \varepsilon \quad (4)$$

式中： w_i 为权重向量； $K(x, x_i)$ 为核函数； N 为样本数量； ε 为服从 $N(0, \sigma^2)$ 分布的各独立样本误差。RVM

模型的概率公式为：

$$p(t_i | x) = N[t_i | y(x_i; w), \sigma^2] \quad (5)$$

其中 N 是高斯分布函数,期望为 $y(x_i; w)$,方差为 σ^2 。对于相互独立的输出集,样本的似然函数为:

$$p(t | w, \sigma^2) = \prod_{i=1}^N N[t_i | y(x_i; w), \sigma^2] = (2\pi\sigma^2)^{-N/2} \exp[-\|t - \Phi(x)w\|^2 / (2\sigma^2)] \quad (6)$$

式中： $t = (t_1, t_2, \dots, t_N)$, $w = [w_0, w_1, \dots, w_N]^T$, $\Phi = [\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_N)]^T$, $\varphi(x_N) = [1, K(x_1, x_N), K(x_2, x_N), \dots, K(x_n, x_N)]^T$ 。

根据概率预测公式,所求的条件概率为:

$$P(t_* | t) = \int p(t_* | w, \sigma^2) p(w, \sigma^2 | t) dw d\sigma^2 \quad (7)$$

为了避免最大似然函数法求解 w 和 σ^2 产生过拟合现象,贝叶斯方法对 w 加上先决条件,赋予 w 分布为零的标准正态分布,同时引入超参数 $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$,可得:

$$p(w | \alpha) = \prod_{i=0}^N N(w_i | 0, \alpha_i^{-1}) \quad (8)$$

因此,概率预测式改为:

$$P(t_* | t) = \int p(t_* | w, \sigma^2) p(w, \alpha, \sigma^2 | t) dw d\alpha d\sigma^2 \quad (9)$$

RVM通过超参数 α 实现对每个权值赋先决条件,对该条件多次更新之后,大部分 α_i 会趋于无限大,其对应的权值 w 趋于0,而其他的 α_i 会趋近于有限值,与之对应的向量 x_i 称之为相关向量,通过这种计算实现相关向量机的高稀疏性。

在定义了先验概率分布及似然分布以后,根据贝叶斯定理,能够得到所有未知参数的后验概率分布为:

$$p(w | t, \alpha, \sigma^2) = (2\pi)^{-(N+1)/2} |\Psi|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(w - \mu)^T \Psi (w - \mu)\right\} \quad (10)$$

其中,后验协方差矩阵为:

$$\Psi = (\sigma^{-2} \Phi^T \Phi + A)^{-1} \quad (11)$$

$$\mu = \sigma^{-2} \Psi \Phi^T t \quad (12)$$

$$A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N) \quad (13)$$

通过迭代算法计算最佳的超参数,从而进一步确定模型的权值,即

$$\alpha_i^{\text{new}} = \frac{1 - \alpha_i \Psi_{i,i}}{\mu_i^2} \quad (14)$$

$$(\sigma^2)^{\text{new}} = \frac{\|t - \Phi\mu\|^2}{N - \sum_{i=0}^N (1 - \alpha_i \Psi_{i,i})} \quad (15)$$

式中: $\Psi_{i,i}$ 为后验协方差矩阵中的第*i*个对角元素; μ_i 为第*i*个后验平均权; N 为样本数量。

3 基于 DE-RVM 的绝缘子污闪电压预测模型

3.1 输入输出样本的选择

绝缘子表面污秽中的导电物质受潮后形成的电导,是导致污闪发生的根本原因。导电物质一般为各种盐类,用等值附盐密度(ρ_{ESDD} , mg/cm²)表征,不溶性物质用灰密(ρ_{NSDD} , mg/cm²)表征。文中的 RVM 模型的输入样本选择盐密和灰密,输出样本选择污闪电压。同时实验结果表明,绝缘子污闪电压与盐密、灰密之间存在一种非线性关系,RVM 模型有很强的处理非线性关系能力,并引入差分进化算法发挥其全局最优、快速收敛等优点,建立盐密、灰密与污闪电压的关系模型,对污闪电压进行预测。

3.2 样本数据的预处理

训练样本的盐密度、灰密和训练目标值污闪电压存在数量级的差异,为了减少计算误差,提高预测效果,需要对原始数据进行标准化处理。

$$\hat{x}(i) = \frac{x(i) - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (16)$$

式中: $\hat{x}(i)$ 为标准化后的数据值; x_{\max} , x_{\min} 分别为样本数据的最大值和最小值。

3.3 基于差分进化算法的 RVM 参数优化

RVM 是基于核函数方法的机器学习算法,核函数的引入提高了算法的非线性处理能力。每一种核函数都有自身的优点,不同的核函数构成的 RVM 模型性能也不同。混合核函数的思想^[15]就是将不同类型的核函数组合起来,从而得到性能更优的核函数。

核函数大致可以分为两大类:局部核函数和全局核函数。由中心极限定理可知,在众多核函数中,高斯核函数是具有优异特性的局部核函数,而多项式核函数是全局核函数,因此,考虑将这两种核函数进行线性组合,作为最终的 RVM 模型核函数。

$$K(x_i, x_j) = \lambda G(x_i, x_j) + (1 - \lambda)P(x_i, x_j) \quad (17)$$

$$G(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2) \quad (18)$$

$$P(x_i, x_j) = [(x_i \cdot x_j) + 1]^2 \quad (19)$$

其中: $G(x_i, x_j)$ 为高斯核函数; $P(x_i, x_j)$ 为二项式核函数; λ 为权重系数, $0 \leq \lambda \leq 1$, $\lambda=0$ 或 $\lambda=1$ 时分别为单一核函数。

核函数及其参数的选择对模型精度有很大的影响。绝缘子污闪电压 RVM 模型中超参数 α 的最优解可以通过训练自适应得到,权重系数 λ 和核函数宽度 σ 采用差分进化算法获得。

基于 DE 算法的 RVM 参数寻优步骤如下。

步骤 1:选择样本数据,并将数据分为训练集和测试集。

步骤 2:初始化种群大小 N_p ,最大迭代次数 t_m ,缩放因子 F ,交叉概率 C_R ,核函数宽度 σ 和权重 λ 的上下限值,随机产生这 2 个参数。

步骤 3:利用 RVM 模型对训练样本进行训练,得到训练结果。

步骤 4:以训练后输出值与实际值的相对误差作为 DE 算法的目标函数,判断误差大小是否满足要求或者迭代次数 t 是否达到 t_m ,若满足其中任一条件,则转至步骤 7,否则进行下一步。

步骤 5: $t=t+1$,进行下一次迭代。

步骤 6:通过公式(1)(2)(3)进行变异、交叉和选择操作,最后产生新的核函数宽度 σ 和权重 λ ,然后返回步骤 3。

步骤 7:将新的 σ 和 λ 作为模型的参数,对测试样本进行预测,得到最终的预测结果。

基于差分进化算法的 RVM 参数优化流程如图 2 所示。

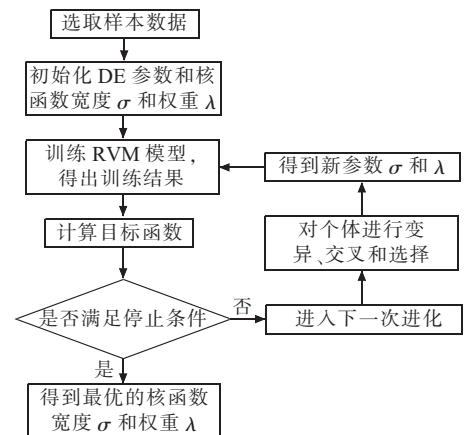


图 2 基于差分进化算法的 RVM 参数优化流程

3.4 绝缘子污闪电压预测模型的评价标准

采用平均绝对百分比误差 (e_{MAPE}) 和绝对误差 (e_{PE}) 来评价,其表达式为:

$$e_{AE} = |\hat{Y} - Y| \quad (20)$$

$$e_{MAPE} = \frac{|Y - \hat{Y}|}{|Y|} \times 100\% \quad (21)$$

式中: Y , \hat{Y} 分别为目标数据和网络预测数据。

4 算例分析

文中选择的数据是在人工雾室中采用均匀升压法获得的 110 kV 绝缘子在不同盐密、灰密条件下的污闪电压,部分数据见表 1。设置种群大小 $N_p=100$,最大迭代次数 $t_m=100$,缩放因子 $F=0.6$,交叉概率 $C_R=0.5$,选择 29 个训练样本,6 个测试样本,建立基于差分进化算法的 RVM 污闪电压预测模型,预测结果见表 2。

表 1 样本数据

ρ_{ESDD}	ρ_{NSDD}	U_f / kV	ρ_{ESDD}	ρ_{NSDD}	U_f / kV
0.05	0.7	157	0.19	1.03	130
0.148	0.7	141	0.39	1	120
0.15	0.71	142	0.289	1.01	124.8
0.174	0.71	139	0.153	2.11	119.6
0.18	0.7	139	0.152	2.2	121
0.25	0.7	132	0.223	1.2	126
0.03	1.02	158	0.222	2.45	117
0.06	1.01	148	0.22	2.9	112
0.07	1.02	144	0.22	4.1	105
0.14	1.05	133	0.221	4.35	103
0.16	1.04	131	0.077	0.6	154

表 2 改进 RVM 模型预测结果

序号	实测电压 /kV	改进 RVM 模型 预测电压 /kV	e_{AE}	$e_{MAPE} / \%$
1	107	110.034 9	3.034 9	2.84
2	162	157.367 1	4.632 9	2.86
3	142	139.267 5	2.732 5	1.92
4	124	125.312 8	1.312 8	1.06
5	127	125.959 7	1.040 3	0.82
6	132	131.120 8	0.879 2	0.67

分别建立 BP 神经网络模型、SVM 模型、RVM 模型, 预测结果与差分进化算法优化的 RVM 模型进行比较, 表 3 列出了不同预测模型的预测结果, BP 网络、SVM 网络、RVM 网络预测模型的收敛时间分别为: 121.24 s, 98.17 s, 75.85 s。

表 3 不同预测模型的预测结果

序号	实测电 压 /kV	BP 网络 预测值	e_{MAPE} / %	SVM 网络 预测值	e_{MAPE} / %	RVM 网络 预测值	e_{MAPE} / %
1	107	113.94	6.49	110.57	3.34	112.22	4.88
2	162	150.38	7.17	156.11	3.64	156.89	3.15
3	142	131.29	7.54	145.09	2.18	137.79	2.96
4	124	112.41	9.35	130.59	5.31	119.85	3.35
5	127	120.55	5.08	130.91	3.08	125.19	1.43
6	132	129.39	1.98	130.69	0.99	131.06	0.71

从不同污闪电压预测模型得到的 e_{MAPE} 可以看出, BP 神经网络、SVM 网络、RVM 网络预测值的平均 e_{MAPE} 分别为 6.29%, 3.09%, 2.75%, RVM 网络的预测精度优于其余两种模型而且收敛时间更短, BP 神经网络因为采用梯度下降法优化权值, 只能保证收敛到一点, 容易陷入局部极小点、性能较差; SVM 网络能够得到全局最优解, 但是稀疏性较差、收敛速度慢。文中通过差分进化算法对 RVM 模型的参数进行优化, 克服人为因素的影响, 模型的平均 e_{MAPE} 为 1.69%, 改进后的 RVM 模型预测精度更高, 性能更好, 从而也验证了 RVM 理论在绝缘子污闪电压预测中的可行性, 具有一

定的推广价值。

5 结束语

针对现有的绝缘子污闪电压预测方法精度低、泛化能力差等缺点, 以盐密和灰密作为预测模型的输入变量, 建立了改进 RVM 的绝缘子污闪电压预测新模型, 引入差分进化算法对 RVM 模型的核函数宽度和组合核函数权重进行优化, 结果表明, 改进的 RVM 预测模型的精度更高, 能够满足工程的要求。RVM 具有良好的处理非线性能力, 其克服了 BP 神经网络容易陷入局部极小值、训练时间长等缺点, 较之 SVM 网络, 该方法稀疏性更好、核函数选择更加灵活, 改进后的模型精度更高, 为绝缘子污闪电压预测提供了一种新的有效方法。

参考文献:

- [1] 蒋兴良, 舒立春, 张永记, 等. 人工污秽下盐 / 灰密对普通悬式绝缘子串交流闪络特性的影响[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(15): 24-28.
- [2] 薛恒嵩. 利用泄漏电流递归分析法研究绝缘子雾淞闪络[J]. 江苏电机工程, 2013, 32(6): 47-51.
- [3] 王少华, 胡文堂, 何文林, 等. 自然积污绝缘子的污闪电压和泄漏电流特性试验研究[J]. 电网技术, 2013, 37(10): 2855-2860.
- [4] 王少华, 叶自强, 陈金法, 等. 采用稳健回归算法的绝缘子污闪电压预测方法[J]. 电网技术, 2010, 34(12): 131-135.
- [5] 杨庆, 司马文霞, 蒋兴良, 等. 复杂环境条件下绝缘子闪络电压预测神经网络模型的建立及应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 155-159.
- [6] 舒立春, 白困利, 胡琴, 等. 基于支持向量机的复杂环境条件下绝缘子闪络电压的预测[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(17): 127-131.
- [7] 丁龙, 郝虎在, 吕玉祥, 等. 基于支持向量机回归法的绝缘子污闪电压预测研究[J]. 电瓷避雷器, 2014, (1): 23-25.
- [8] CHEN S, GUNN S R, HARRIS C J. The Relevance Vector Machine Technique for Channel Equalization Application [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 12(6): 1529-1532.
- [9] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine [J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3): 211-244.
- [10] 黄帅栋, 卫志农, 高宗和, 等. 基于非负矩阵分解的相关向量机短期负荷预测模型[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(11): 62-66.
- [11] 李慧杰, 刘亚南, 卫志农, 等. 基于相关向量机的短期风速预测模型[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(10): 1-5.
- [12] 尹金良, 朱永利, 俞国勤. 相关向量机及其在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(8): 130-134.
- [13] 刘继栋, 王锡淮, 肖健梅. 基于十进制编码的差分进化算法在配电网重构中的应用[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(5): 94-98.
- [14] 颜宏文, 李欣然. 基于差分进化的含分布式电源母线净负荷预测[J]. 电网技术, 2013, 37(6): 1602-1606.

- Energy Storage for Renewable Integration; Power Balancing [J]. Power Systems, IEEE Transactions on, 2013, 28(4):4109-4117.
- [5] 周劼英,张伯明,尚金成,等. 河南电网实时调度系统若干功能与算法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(2):99-104.
- [6] 张沈习,程浩忠,张立波,等. 含风电机组的配电网多目标无功规划[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(1):40-46.
- [7] 于 晗,钟志勇,黄杰波,等. 采用拉丁超立方采样的电力系统概率潮流计算方法[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(21):32-35.
- [8] 韩学栋,王海华. 基于遗传算法的有源电力滤波器直流母线电压控制[J]. 江苏电机工程, 2014, 33(1):14-17.
- [9] SUBCOMMITTEE P M. IEEE Reliability Test System [J]. IEEE Transactions on Power Apparatus & Systems, 1979 (6):2047-2054.
- [10] WANG S J, SHAHIDEHPOUR S M, KIRSCHEN D S, et al. Short-term Generation Scheduling with Transmission and Environmental Constraints Using an Augmented Lagrangian relaxation [J]. Power Systems, IEEE Transactions on, 1995, 10(3): 1294-1301.

作者简介:

张文婷(1991),女,江苏徐州人,硕士研究生,研究方向为可再生能源在电力系统中的应用;

范立新(1966),男,安徽巢湖人,高级工程师,从事继电保护和新能源研究工作;

顾 文(1969),男,江苏南京人,高级工程师,从事为电厂及新能源技术监督和试验工作。

Real-time Active Power Dispatch of Wind Integrated System Considering Wind Power Forecast Errors

ZHANG Wenting¹, FAN Lixin², GU Wen²

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Jiangsu Frontier Electric Power Technology Co. Ltd., Nanjing 211102, China)

Abstract: Considering the influence of wind farm forecast errors on real-time dispatch, this paper studies corresponding dispatch strategy. A real-time dispatch model to optimize the output of generators for wind power integrated system is proposed. In this model, forecast error is considered and Laplace distribution is used to describe the density function of wind power forecast errors. A chance constrained program based on probabilistic load flow is built using Latin sampling methods. An improved genetic algorithm is adopted to solve the chance constrained program model. Lastly, the simulation on IEEE24 system proves the viability of the model. It demonstrates that taking forecast errors into accounts can guarantee the power balance and load flow safety of system. Also, it is able to enhance the ability of accepting wind power for wind integrated system.

Key words: real-time dispatch; wind power forecast errors; probabilistic load flow; chance constrained; improved genetic algorithm

(上接第 10 页)

- [15] 朱永利,尹金良. 组合核相关向量机在电力变压器故障诊断中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(22):68-74.

源研究工作;

徐 钢(1967),男,江苏仪征人,高级工程师,从事继电保护研究工作;

都 晨(1986),女,江苏南京人,硕士,从事电力系统整定计算研究工作;

刘 全(1991),男,江苏徐州人,本科,从事绝缘子检测工作;

唐一铭(1990),男,江苏徐州人,硕士,从事继电保护研究工作。

作者简介:

刘亚南(1988),男,江苏徐州人,硕士,从事电力系统继电保护、绝缘子检测工作;

范立新(1966),男,安徽巢湖人,高级工程师,从事继电保护和新能源研究工作;

Research on the Prediction of Insulator Pollution Flashover Voltage Based on Improved Relevance Vector Machine

LIU Yanan, FAN Lixin, XU Gang, DU Chen, LIU Quan, TANG Yiming

(Jiangsu Frontier Electrical Power Technology Co. Ltd., Nanjing 211102, China)

Abstract: Flashover voltage is the most important indicator to assess the performance of electrical insulators. This paper proposes a flashover voltage model based on relevance vector machine. In this model, the combination kernel function is selected as the final kernel function; the kernel width and combination function weight of RVM are optimized using differential evolution algorithm; and the salt and non-soluble deposit density on insulator surface and the pollution flashover voltage are selected as the input and output. Simulation results show that the improved RVM model has higher accuracy and generalization ability than BP neural network, SVM model and non-improved RVM model. It overcomes the shortcomings of traditional methods and is suitable for real-time prediction of pollution flashover voltage. The proposed model has certain application value.

Key words: insulator; equivalent salt deposit density; non-soluble deposit density; pollution flashover voltage; relevance vector machine; differential evolution algorithm