

文章编号:1672-058X(2013)08-0055-04

基于 PSO-SVM 模型的理论线损率预测研究*

王 静¹, 田 丽², 夏 坤³, 胡智颖⁴

(1.巢湖学院 电子工程与电气自动化学院,安徽 巢湖,238000;2.安徽工程大学 电气工程学院,安徽 芜湖,241000;
3.安徽电力巢湖无为供电有限责任公司 新闻中心,安徽 芜湖,241000;4.南京国联电力工程设计有限公司,南京 210009)

摘 要:深入分析了线损率的影响因素,对现存的线损率预测方法进行了研究,采用粒子群算法对支持向量机进行参数寻优,建立基于粒子群优化的支持向量机预测模型对理论线损率进行预测仿真,为线损的降低和电能的高效利用提供保障;最后通过实例验证了该模型在理论线损率预测中的精度。

关键词:线损率预测;支持向量机;粒子群优化

中图分类号:TM711

文献标志码:A

随着我国工业化建设的不断推进,电能扮演着举足轻重的角色,并逐步成为国民经济的命脉。但其传输过程中不可避免地产生线损,严重阻碍了电能的高效利用,并造成巨大浪费。这不仅威胁到电力企业的经济效益,而且影响用户端的用电质量。2010年,全国电网综合线损率为6.53%,虽然发电和环保技术水平与发达国家基本持平,但线损率较后者高出2%~2.5%,这意味着年均电量损失多出450亿KW/h,相当于中部地区一个省全年的用电量,该现象与建设和谐社会的方针相左。因此,积极响应中央提出的建设节约型社会方针,竭力降低电能传输阶段的损耗成为当务之急。但供电企业在理论线损的分析中往往受到其波动较大、异常数值较多等因素的干扰,使分析带有盲目性和滞后性。所以,为准确获得降损目标,达到针对性降损的初衷,开展线损率预测工作势在必行。目前,常用于理论线损率预测的方法有很多种,但考虑电网规划改造项目影响的甚少,因此预测精度皆有待提高。在此采用SCADA/WAMAS系统采集X市6月份1—30日的30组数据作为实例分析数据,采用PSO-SVM模型进行理论线损率预测,进一步提高预测精度。

1 理论线损率

在输送和分配电能的过程中,以热能的形式损失的能量称作线损,其本质是未被有效利用的有功功率。它主要是由电阻作用、磁场作用和管理方面的因素等造成的,因此在实际的电能输配过程中,线损的产生是无法避免的。供电企业在线损管理工作中,将线损分为理论线损、统计线损和管理线损三大类。其中,理论线损又称技术线损,是指根据电网实时负荷量和供电设备的详细参数,由理论计算求出的能量损失,它包括可变损耗和固定损耗产生的线损。主要探讨理论线损及理论线损率。线损率就是指电网中线损电量与供电量的百分比。可以分为理论线损率和统计线损率。

其中,理论线损率是本文的重点研究对象,其计算公式如下:

收稿日期:2013-02-23;修回日期:2013-03-07.

* 基金项目:国家自然科学基金(71171002);安徽省自然科学基金(11040606M24).

作者简介:王静(1983-),女,安徽巢湖人,硕士,从事智能控制理论及应用研究.

$$\text{理论线损率} = \frac{\text{理论线损电量}}{\text{供电量}} \times 100\% = \frac{\text{可变损耗} + \text{固定损耗}}{\text{供电量}} \times 100\%$$

虽然理论线损(率)可根据相应的技术手段予以降低,但线损率波动性导致技术处理时找不出具体降损对象。因此,需要对理论线损率进行预测,为供电企业的技术降损作靶向引导。

2 基本算法理论

随着降损工作的大力开展,线损率预测的重要性愈发得以彰显,因此智能算法预测在该领域备受瞩目。当前,用于线损预测的方法不胜枚举,如小波神经网络法、SVM、LS-SVM 预测法等,虽某种程度上能够满足预测要求,但预测精度仍有提升的空间。本文尝试运用粒子群算法优化的 SVM 建立预测模型,以此达到提高精度的目的。

2.1 SVM

支持向量机(support vector machine, SVM),诞生于 20 世纪 60 年代,由 Vapnik 等人在提出并用以解决分类和回归问题。原理是通过非线性映射 $\phi(\cdot)$ 将输入向量映射到高维特征空间,把传统的经验风险最小化原则转化成结构风险最小化原则,然后构造相应的最优决策函数,然后利用核函数代替点积运算。实质就是用线性思维解决非线性问题^[1]。回归函数表达式: $f(x) = w \cdot \phi(x) + b$, w 为权值向量, $w \in \mathbf{R}^k$; b 为常数, $b \in \mathbf{R}$ ^[2]。SVM 原理流程图如图 1 所示。

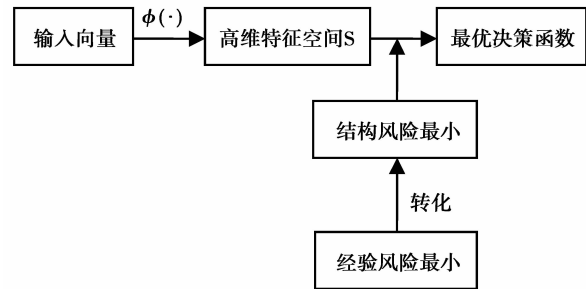


图 1 SVM 回归分析原理图

2.2 粒子群算法

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO),诞生于 1995 年,最早是由美国电器工程师 Russell Eberhart 和社会心理学家 James Kennedy 共同提出的一类模拟群体智能行为的优化算法,是基于群智能的全局优化技术。其基本原理源于对鸟类捕食行为的研究,它通过粒子间的相互作用,对解空间进行智能搜索,从而发现最优解。

PSO 算法主要过程:

生成初始种群:在可行解空间随机初始化一群粒子,任意粒子都是问题的可行解;确定适应值函数:以此确定相应的适应值,继而判定是否达到寻优目标;由矢量来决定在解空间中运动的粒子的运动方向以及位移,一般来说,粒子会跟随现存的最优粒子而动,并且迭代搜索直至获得最优解。在每一代中,粒子将跟踪两个极值,第一个就是粒子本身所找到的最优解,这个解称为局部最优值。另一个极值是整个种群目前找到的最优解,称为全局最优值^[3]。

该优化工具的有点在于操作简单,收敛速度快,有很多措施可以避免陷入局部最优,可调参数少,并且对于参数的选择已经有成熟的理论研究成果,因此在工程应用中比较广。

2.3 PSO-SVM 模型构建

实际上,SVM 的理论非常复杂,并且该模型的可调参数的选择的技术性要求很强。这些可调参数(包括核参数 γ , 惩罚参数 C , 终止训练误差 e)是影响仿真结果的关键因素。为此,一般情况下科研人员都会反复调试程序,不断试用参数的值,然后通过误差和图形拟合度来判断是否达到最优。这种做法耗时费力,而且未必能得到最优参数值。为此,本文利用 PSO 算法对参数寻优,以期提高准确率,减少寻参时间。

PSO 优化 SVM 参数的原理为先根据经验得到一组参数值对 SVM 进行训练,然后参照目标值的大小

选择能够使得目标值最优的参数继续训练,直至获得期望的训练模型。该过程的实质即利用 PSO 算法快速准确的为 SVM 寻找最优参数,将获得的参数赋予 SVM,利用 SVM 训练得到理想模型^[6]。流程图如图 2 所示,具体建模步骤如下:

- (a) 输入并读取样本数据,并随机生成一组待优化参数向量作为粒子的初始坐标;
- (b) SVM 训练:根据当前的坐标对 SVM 进行训练,并计算样本训练误差的均方差;
- (c) 适应度调节:将该均方差折算成适应值,并记忆个体与群体所对应的当前最佳适应值的位置 p_{best} 和 g_{best} ,然后根据 PSO 优化方程搜寻更好的参数值;
- (d) 根据新的最优参数对 SVM 重新训练,判断当前最佳适应值是否满足终止条件,若满足终止条件,则转(e),否则,转(c);
- (e) 终止训练:生成最优参数向量并输出,得到最优 SVM 预测模型^[3]。

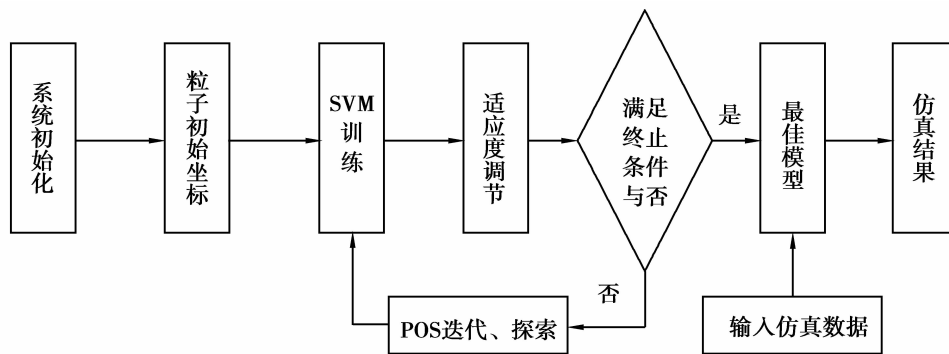


图 2 PSO-SVM 模型流程图

3 实例分析

3.1 数据处理

根据算例需要,利用现代电力系统的 SCADA/WAMAS 数据采集系统,采集 X 市 6 月份 30 组数据作为仿真数据。基于层次分析法—灰色关联度的线损率主成分因素分析得知,影响线损率的主导因素是供电量、馈线截面、输电线长、接线方式和负载系数^[4]。

SVM 是以线性划分距离做仿真研究的,较大的训练数据会导致训练复杂、耗时,为保证 PSO-SVM 模型快速有效的运行,对采集到的数据进行预处理。数据采用的归一化处理,即利用公式 $\hat{x} = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$ 对数据进行预处理,经过变换在不改变其物理含义的情况下,将有量纲的量转化成无量纲量,将数据映射到区间 $[0, 1]$ 。

3.2 PSO-SVM 预测分析

预测分析采用 SCADA/WAMAS 系统采集的 X 市 6 月 1—30 日的 30 组数据,每一组数据包括当日的供电量、馈线截面、输电线长、接线方式、负载系数和线损率。本文选用前 20 组作为训练数据,后 10 组作为仿真预测数据。具体步骤如下:

- (1) 确定输入向量:输入向量包括供电量、馈线截面、输电线长、接线方式和负载系数 5 个主导因素;
- (2) 确定目标向量:目标向量即当日对应的线损率;
- (3) 模型训练:选用 6 月 1—6 月 20 日的数据代入 PSO-SVM 程序对模型进行训练;
- (4) 仿真:将后 10 组数据代入训练后的模型进行仿真。得到仿真结果如图 3、图 4 所示。

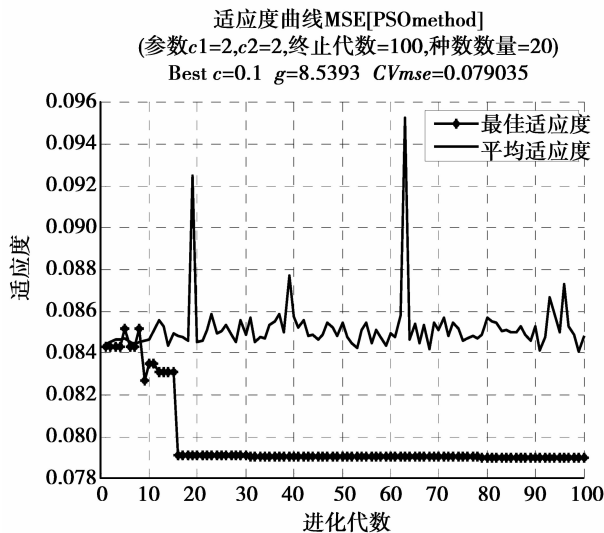


图 3 PSO-SVM 模型适应度曲线

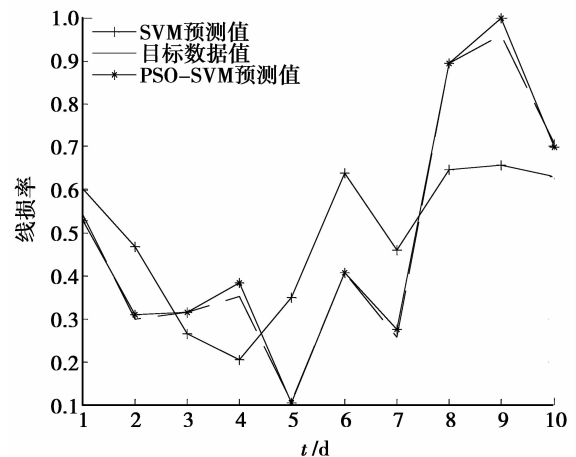


图 4 线损率仿真结果对比图

表 1 相对误差表

日期/d	6.21	6.22	6.23	6.24	6.25	6.26	6.27	6.28	6.29	6.30
误差/%	2.22	3.37	1.04	4.89	2.37	1.11	4.90	1.01	4.34	1.12

如图 3 所示,模型的平均适应度曲线与最佳适应度虽然未能完全重合,但是整体的趋势是吻合的,并且适应度值仅相差 0.006,说明适应度是基本符合要求的,造成这一结果主要是样本容量较小的缘故。在线损率仿真对比中(图 4)容易得出,与目标曲线相比,由 PSO-SVM 模型预测得到的曲线除在个别点误差较大外,其余点基本重合。由此可见,PSO-SVM 理论线损率预测模型在很大程度上满足了预测的各方面要求。表 1 中,该模型预测的相对误差全部在 5%以内,符合预测精度要求。与一般的 SVM 预测模型相比,PSO-SVM 模型仿真曲线更接近目标曲线。PSO-SVM 模型的不仅误差小,而且波动性也小,因此比前者更加稳定。

4 结 论

本文构建了 PSO-SVM 模型,利用 PSO 对 SVM 的参数进行优化,运用了 PSO 算法收敛速度快和能够实现全局搜索的特点,避免了算法局部收敛的弊端。将该模型运用到理论线损率预测领域,实例分析的结果表明,该模型精度高,收敛速度快,有很强的应用价值,并且适于推广到其他预测领域。线损率的不断降低一直是电力企业的共同目标,因此也将是未来科研的重点,仅仅考虑了 5 个主导因素的影响,实际还可以从多个方面综合考虑,进而改进模型,提高预测精度,进一步降低线损。

参考文献:

- [1] 牛东晓,刘达,陈广娟,等.基于遗传优化的支持向量机小时负荷滚动预测[J].电工技术学报,2007,22(6):48-50
- [2] 崔正斌,汤光明,乐峰.遗传优化支持向量机的软件可靠性预测模型[J].计算机工程与应用,2009,45(36):1-3
- [3] 陈旭,刘延泉,葛建宏.基于 PSO 优化的 LS-SVM 的混沌时间序列预测[J].仪器仪表用户,2009,16(1):135-136
- [4] 李自若.基于神经网络的 A 市电网理论线损率的预测[D].重庆:重庆大学,2006
- [5] JONGLAK P,ISSARACHAI N.A heuristic training-based least squares supportvector machines for power system stabilization by SMES[J]. Expert Systems with Applications,2011,11(38):13987-13993
- [6] SANCHO S,EMILIO G. Ortiz-Garcia.Short term wind speed prediction based on evolutionary support vector regression algorithms [J].Expert Systems with Applications,2011,4(38):4052-4057

(下转第 66 页)