

# 基于支持向量回归的配电网线损计算模型

黄训诚, 何方国, 齐欢

(华中科技大学系统工程研究所, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 提出了一种基于支持向量回归的计算配电网线损的可行方法, 建立了配电网线损计算的支持向量回归模型。针对有代表性的配电线路的线损与特征参数的样本数据, 利用支持向量回归的拟合特性映射线损与特征参数之间复杂的非线性关系, 找出配电线路的线损随特征参数变化的规律。为了提高支持向量回归机的学习效率, 采用样本分类处理的方法分别对其进行训练, 使的计算结果更加符合实际。以配电线路数据为实例, 仿真结果验证了所提的方法和模型的有效性和实用性。

**关键词:** 电力系统; 支持向量回归机; 线损计算

## Calculation of energy losses in distribution system based on a support vector regression model

HUANG Xun-cheng, HE Fang-guo, QI Huan

(Institute of Systems Engineering, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** Aiming at power system, a feasible method is presented for calculating the energy losses in distribution systems based on support vector regression (SVR) model. For representational samples of reflecting the relation between energy losses and characteristic parameter of distribution net, SVR method, due to its strong regression ability, is able to map complex non-linear relation between them, and find the rule of energy losses varying with characteristic parameter. In order to improve the learning accuracy of SVR model, a problem-specific scheme is performed to divide the samples into several clusters. Simulation verifies the validity and practicability of the proposed method.

**Key words:** power system; support vector regression; losses calculation

中图分类号: TM744 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2008)18-0051-04

## 0 引言

线损是电能电力网传输过程中所产生的损耗, 它是电力部门的一项重要的技术经济指标, 是衡量电力企业管理水平的主要指标之一, 也是电力系统规划设计水平、生产技术和经营管理水平的综合反映。电力网中电能的损失与线路的结构、负载和管理有关。通过开展线损的计算与分析, 可以找出影响损失的主要因素, 从中找出相应的改进措施, 从而把不合理的电能损失减少到最小以确保取得最佳的降耗目标和经济效益。

计算电力网线损的方法已有很多<sup>[1-3]</sup>, 其中均方根电流法<sup>[2]</sup>是线损理论计算的基本方法, 在此基础上根据计算条件和计算资料, 可以采用平均电流法、最大电流法、等值电阻法、电压损失法等。但是, 考虑到实际情况, 有些电力网由于表计不全或者网络的元件和节点数太多, 比如电压等级较低的配电网, 运行数据和结构参数的收集整理很困难, 无法采用潮流法计算, 则要求简化计算方法, 以便减少人力、

物力而又能达到所接受的准确度。针对这种精度要求不太高情况, 目前采用回归分析方法和神经网络模型计算配电网线损的方法得到一些研究<sup>[4-7]</sup>。回归分析法是一种建立在数理统计理论基础上的统计方法, 它寻求的是因变量(线损)与自变量(特征参数)之间的线性关系。神经网络具有高度的非线性处理能力, 可以拟合配电线路的线损与特征参数之间复杂的非线性关系, 这两种方法简洁实用, 无需建立复杂的数学关系式和进行大量计算。但这些方法也存在一定的局限性, 回归分析法方法需要有大量数据, 数据少则难以找出统计规律, 且回归方法对不同的配电网结构不具有通用性。神经网络则存在如何确定网络结构, 过学习与欠学习等问题的影响。同时由于神经网络的追求经验风险最小化, 导致了推广能力的下降。

随着Vapnik<sup>[8]</sup>等人提出的统计学习理论不断发展和成, 统计学习理论开始受到越来越广泛的重视, 并在此理论框架下产生了支持向量机(SVM)这一新的通用机器学习方法。本文尝试用这种新的统计学

习方法—支持向量回归(SVR)来进行配电网线损计算与分析。

## 1 支持向量回归机算法

支持向量回归机(SVR)在处理非线性问题时,首先将非线性问题转化为高维特征空间中的线性问题,然后用一个核函数来代替高维空间中的内积运算,从而巧妙地解决了复杂计算问题,并且有效地克服了维数灾难及局部极小问题<sup>[9]</sup>。SVR的最大特点是针对结构风险最小化原则提出的,是在模型复杂性和学习能力之间寻求的最佳折衷,改变了传统的经验风险最小化原则,保证了SVR具有较好的精确性和推广性,因此具有很好的泛化能力。

假定一个样本数为 $n$ 的训练集: $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ ,其中: $x_i \in R^d$ ,即 $x_i$ 为 $d$ 维数组, $y_i \in R, i = 1, \dots, n$ ,为了求出回归函数

$$f(x) = (w \cdot x) + b \quad (1)$$

传统的回归学习方法(如神经网络)在经验风险最小化原则ERM(Empirical Risk Minimization),即最小化

$$R_{\text{emp}}(f) = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l L(f(x_i) - y_i) \quad (2)$$

的条件下求最佳的回归函数 $f(x)$ ,其中 $L(f(x_i) - y_i)$ 表示实际值为 $y_i$ ,回归函数值为 $f(x_i)$ 所造成的误差函数值。

然而,统计学习理论指出,经验风险最小并不能保证期望风险最小。支持向量回归是基于结构风险最小化原理(Structural Risk Minimization principle)的学习方法,它同时最小化经验风险和模型复杂度,保证了有限样本情况下模型的最佳推广能力和输出函数的平滑性。在结构风险最小化的优化目标下,线性回归方程式(1)中的参数 $w$ 和 $b$ 应满足

$$\min Q(w, b) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + CR_{\text{emp}}(f) \quad (3)$$

上式 $\|w\|$ 表示参数 $w$ 的范数,第一项 $\|w\|^2/2$ 反映了回归函数 $f(x)$ 的泛化能力,第二项表示经验损失函数。 $C$ 为惩罚因子,损失函数采用 $\varepsilon$ 不敏感函数:

$$L(f(x_i) - y_i) = |y - f(x)|_{\varepsilon} = \begin{cases} 0, & |y - f(x)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon, & \text{otherwise} \end{cases}$$

为了度量 $\varepsilon$ 不敏感带外的训练样本的偏离程度,通过引入非负的松弛变量 $\xi_i$ 和 $\xi_i^*$ 后,式(3)

可表示为下列的优化问题:

$$Q(w, b) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (4)$$

$$\text{st} \begin{cases} y_i - (w \cdot x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ (w \cdot x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases}$$

这是一个凸的二次规划问题,引入Lagrange乘子 $\alpha_i$ 和 $\alpha_i^*$ 后,根据优化条件可以得到支持向量回归机的对偶问题:

$$\max Q(\alpha_i, \alpha_i^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)(x_i, x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (5)$$

约束条件是

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \end{cases} \quad (6)$$

由上述优化方程,可求出 $\alpha_i$ 和 $\alpha_i^*$ 实际上只有一部分 $\alpha_i - \alpha_i^* \neq 0$ <sup>[4]</sup>,与之对应的样本 $(x_i, y_i)$ 称为支持向量SV(Support Vector)。这样得到的回归方程式为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(x_i \cdot x) + b$$

对于非线性问题,用核函数 $K(x_i, x)$ 来代替内积运算,实现由低维空间到高维特征空间的映射,从而使低维空间的非线性问题转化为高维特征空间的线性问题。引入核函数后,优化目标函数式(5)变为如下形式:

$$Q(\alpha_i, \alpha_i^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*)K(x_i, x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (7)$$

其中式(7)的约束条件依然为式(6),而相应的回归方程式也变为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)K(x_i \cdot x) + b$$

核函数 $K(x_i, x)$ 是满足Mercer条件<sup>[9]</sup>的对称函数,以上各式中常用的核函数包括多项式核函数、高斯径向基核函数、Sigmoid核函数等。由于支持向量回归是通过解一个凸二次优化问题获得的,因此它保证找到的解是全局最优解。

## 2 配电网线损计算的 SVR 模型

### 2.1 模型结构

配电网线损计算的实质是配电网特征参数值(输入)到线损值(输出)的非线性映射, 因而基于支持向量回归机的配电网线损计算实际上是一个数据泛化拟合问题, 即先根据输入输出样本进行学习, 然后对不在学习样本集中的输入数据, 计算出相应的输出值。由于支持向量机回归函数类似于一个神经网络<sup>[10]</sup>, 其输出是若干中间节点的线性组合, 每个中间节点对应于输入样本与一个支持向量的内积, 因此可以得到如图 1 所示的支持向量回归机的网络模型。其中  $X_i$  为配电网线损计算的第  $i$  个特征参数值。

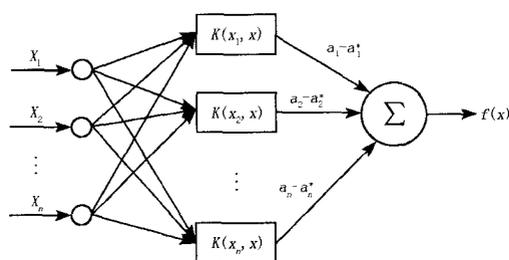


图 1 支持向量回归模型

Fig.1 Support vector regression structure model

### 2.2 模型输入变量选择与样本的标准化

与配电网线路线损相关的特征参数包括配电线路的有功供电量、无功供电量、配电变压器的容量、配电线路长度、配电变压器的台数、流经的电流、配电线路总截段数以及线路中装设自动化表计所获得的运行参数等。用于实际配电网线损计算的 SVR 模型的输入节点数取决于配电网可以获得的线路参数和运行参数个数, 根据文献[1]提供的某地区实际配电网。分析得到有四个特征参数与线损最相关(也可考虑更多特征参数), 因此模型输入变量  $X$  为四维数组  $(x_1, x_2, x_3, x_4)$ , 分别表示为: 有功功率供电量、无功功率供电量、配电变压器总容量、线路总长度。

输入值和输出值都进行标准化处理, 使得计算不受量纲的影响, 这里输入变量的维数为 4, 样本个数为  $n$ , 其标准化处理按下列式子:

$$x'_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_i) / \sigma_i, \quad i=1,2,3,4; j=1,2,\dots,n$$

其中:  $\bar{x}_i = \sum_{j=1}^n x_{ij} / n$ ,  $\sigma_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2$  分别表示样本均值和样本方差, 输出值标准化处理为

$$y' = (y - y_{\min}) / (y_{\max} - y_{\min})$$

### 2.3 样本的分类处理

当样本较多时, 包含的信息量大, 导致输出与输入之间的映射关系难以确定, 模型训练的精度不高。为提高模型的拟合程度, 我们对样本分类后每一类各自对支持向量回归机进行训练。

由于配电网线损基本上认为是前述四个参数的增函数, 将四个参数都较小的样本排在前面, 反之排在后面, 则样本排序结果大致反映了线损排序结果。这样定义下列性能指标(performance index)<sup>[4]</sup>。

$$PI_j = \sqrt{\sum_{i=1}^4 C_i (x'_{ij} - x'_{i\min})^2}, \quad j=1,2,\dots,n \quad (8)$$

其中:  $x'_{i\min} = \min_j \{x'_{ij}\}$ ,  $i=1,2,3,4$ ,  $C_i$  为第  $i$  个参数的权重, 用来表示线损随第  $i$  个参数变化的快慢程度。在本文中我们取  $C_i$  均为 1。由式(8)得出四个参数较大的样本, 其  $PI$  值也较大。这样可以按  $PI$  值的排列顺序人为地将样本分成几个类, 每个类中样本的线损值比较接近, 而且上述的分类方法没有利用线损数据。分类后的样本各自训练对应的支持向量回归机。同样, 训练的支持向量回归机在使用时, 先判别输入数据属于哪个类, 再用对应的支持向量回归机仿真。

## 3 实例分析

为了验证支持向量回归机算法的有效性和实用性, 以文献[1]提供的某地区配电线路中精确计算的 68 条线路的数据进行训练和分析, 算例具体数据见文献中的表 6-5。从 68 组典型数据中选取 58 组作为训练样本对, 其余 10 组作为检验样本, 选择高斯径向基函数  $K(u, v) = \exp(-\frac{\|u-v\|^2}{2\sigma^2})$  作为支持向量回归的核函数, 惩罚因子  $C$  和参数  $\epsilon$  以及径向基函数域宽  $\sigma$  采用试验法确定。

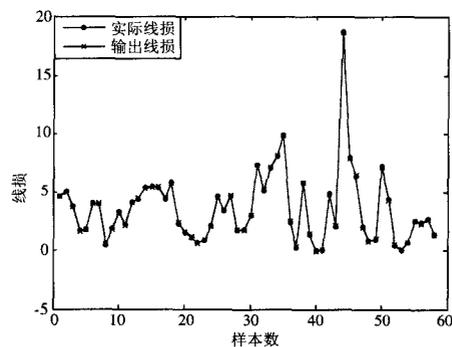


图 2 训练样本的拟合结果

Fig. 2 Simulating result of training sample

先对 58 条线路样本数据进行分类(本文分为三

类), 针对以上各类样本数据, 分别建立 3 种 SVR 仿真机。对训练样本的拟合结果如图 2 所示, 其中实线表示实际的线损曲线, 虚线表示 SVR 输出的线损曲线。从图上看出两条曲线几乎重合, 表明输出值与实际值拟合程度较好。

表 1 测试样本的结果值

Tab.1 A comparison between estimation and actual value

序号	实际线损	输出线损	绝对误差	相对误差
1	0.67	0.7151	0.0451	6.73%
2	2.37	2.2247	0.1453	6.13%
3	5.60	5.6519	0.0519	0.93%
4	3.71	3.7752	0.0652	1.76%
5	2.32	2.3000	0.0200	0.86%
6	2.43	2.5009	0.0709	2.92%
7	2.56	2.1913	0.3687	14.4%
8	7.62	7.5484	0.0716	0.94%
9	5.31	4.3643	0.9457	17.8%
10	5.62	5.2712	0.3488	6.21%

将 10 组测试样本数据进行分类后, 用 SVR 进行仿真输出, 其结果如表 1 所示。从表中可以看出, SVR 模型对配电网线损的计算总体比较准确, 大多数结果都表现出较高的精度和较小的误差, 这反映出 SVR 确实有很强的泛化能力。因此支持向量回归模型可以反映配电线路的线损随特征参数变化的规律, 可见本文方法在应用于线损计算时是有效的。

#### 4 结论

本文将支持向量回归方法应用到配电网线损的计算和分析中, 建立了配电网线损计算的支持向量回归模型。针对有代表性的配电线路的线损与特征参数的样本数据, 利用支持向量回归的拟合特性映射线损与特征参数之间复杂的非线性关系, 找出配电线路的线损随特征参数变化的规律。并采用将样本数据分类处理的方法来训练支持向量回归机, 从而提高回归网络的实际利用效率。由于 SVR 是针对结构风险最小化原则提出的, 改变了传统的经验风险最小化原则, 保证了 SVR 具有较好的精确性和推广性, 与以往的回归方法、神经网络算法相比, 基于支持向量回归的配电网线损计算模型结构简单, 具有较好的泛化能力和计算的准确性, 是一种较为有效的线损计算和分析的实用方法。

采用支持向量回归模型计算配电网线损的最大特点是: 它不依赖于精确的数学理论计算公式, 计算所用的原始参数量大大减少, 在线损计算的精度要求不是很高时, 可以用这一方法代替。它为电力系统运行性能的准确评价和经济性诊断, 提供了一种更简单的可行方法。但是至今为止, SVR 模型应用研究的最大难点在于模型参数的确定, 包括核函数的

形式及函数相关参数折中系数  $C$  的确定, 如果选择  $\epsilon$  不敏感函数作为损失函数, 还存在  $\epsilon$  具体数值的确定问题。这些, 至今没有严格的理论作指导, 一定程度上依赖于使用者的经验和试凑与比较。因此需进一步改善模型的拟合性能, 选择更合理的模型参数或方法, 使其对配电网线损的计算精度更高, 应用范围更广。

#### 参考文献

- [1] 杨秀台. 电力网线损的理论计算和分析[M]. 北京: 水利电力出版社, 1985.  
YANG Xiu-tai. Calculation and Analysis on Energy Losses Theory in Power Systems[M]. Beijing: Hydraulic and Electric Power Press, 1985.
- [2] 许绍良, 宋冶, 苗竹梅. 电力网电能损耗计算导则[M]. 北京: 中国电力出版社, 2000.  
XU Shao-liang, SONG Ye, MIAO Zhu-mei. Principle of Power Grid Energy Loss Calculation[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2000.
- [3] 张铁峰, 苑津莎, 刘建新. 计及多种因素的配电网理论线损实用计算方法[J]. 华北电力大学学报, 2005, 32(3): 5-8.  
ZHANG Tie-feng, YUAN Jin-sha, LIU Jian-xin. Practical Method in Consideration of Multifactor for Calculating Line-loss of Distribution Network[J]. Journal of North China Electric Power University, 2005, 32(3): 5-8.
- [4] 文福拴, 韩楨祥. 基于分群算法和人工神经网络的配电网线损计算[J]. 中国电机工程学报, 1993, 13(8): 41-50.  
WEN Fu-shuan, HAN Zhen-xiang. Calculation of Energy Losses in Distribution Systems Based on Division Arithmetic and ANN[J]. Proceedings of the CSEE, 1993, 13(8): 41-50.
- [5] 袁慧梅, 郭喜庆, 于海波. 中压配电网线损计算新方法[J]. 电力系统自动化, 2002, 26(11): 50-53.  
YUAN Hui-mei, GUO Xi-qing, YU Hai-bo. New Method for Calculating Energy Losses in Medium-voltage Distribution Systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 1995, 19(4): 5-13.
- [6] 郭晓君. 回归分析法在线损计算中的应用[J]. 继电器, 2002, 30(8): 50-51, 54.  
GUO Xiao-jun. The Application of Regressive Analysis in Line-loss Calculation[J]. Relay, 2002, 30(8): 50-51, 54.
- [7] 姜惠兰, 刘文良, 孟庆强, 等. 配电网线损计算径向基函数神经网络方法[J]. 自动化学报, 2007, 33(3): 334-336.  
JIANG Hui-lan, LIU Wen-liang, MENG Qing-qiang, et al. RBFNN Method of Calculating Energy Losses of Power Distribution Systems[J]. Aata Automatica Sinica, 2007, 33(3): 334-336.

(下转第 58 页 continued on page 58)

## 5 结论

本文从变电站功能的分解、抽象、模块化、封装等方面探讨了遵循 IEC 61850 标准建立变电站自动化系统模型的过程和步骤,所建立的变电站自动化系统模型具有面向未来的、开放的体系结构。其中,变电站内的智能电子设备(IED)的建模是 IEC 61850 中基于面向对象思想的体现也是标准协议实现的一个核心内容,文中进行了重点探讨。

### 参考文献

- [1] Parnas D L. On the Criteria to be Used in Decomposing Systems into Modules[J]. Communications of the ACM, 1992, 15(12): 1053-1058.
- [2] IEC 61850-7 Communication Networks and Systems in Substation: Part 7-2 Basic Communication Structure for Substation and Feeder Equipment-Abstract Communication Service Interfaces[S]. Geneva. IEC 3003.
- [3] IEC 61850-7 Communication Networks and Systems in Substation; Part 7-3 Basic Communication Structure for Substation and Feeder Equipment-Common Data Classes[S]. Geneva. IEC 3003.
- [4] IEC 61850-7 Communication Networks and Systems in Substation: Part 7-4 Basic Communication Structure for Substation and Feeder Equipment-Compatible Logical Node Classes and Data Classes[S]. Geneva IEC 3003.
- [5] 杨桂松, 张浩, 牛志刚. 基于 IEC 61850 的 IED 数据建模研究与分析[J]. 华东电力, 2007, 35(8): 75-79. YANG Gui-song, ZHANG Hao, NIU Zhi-gang. IED Data Modeling Based on IEC61850[J]. East China Electric Power, 2007, 35(8): 75-79.
- [6] 廖泽友, 孙莉, 贺岑, 等. IED 遵循 IEC 61850 标准的数据建模[J]. 继电器, 2006, 34(20): 40-43.

- LIAO Ze-you, SUN Li, HE Cen, et al. IED Data Modeling Based on IEC61850 Standards IED Data[J]. Relay, 2006, 34(20): 40-43.
- [7] 徐宁, 朱永利, 邸剑. 基于 IEC61850 的变电站自动化对象建模[J]. 电力自动化设备, 2006, 26(3): 85-88. XU Ning, ZHU Yong-li, DI Jian. Substation Automation Object Modeling Based on IEC61850[J]. Electric Power Automation Equipment, 2006, 26(3): 85-88.
- [8] 王丽华, 江涛, 等. 基于 IEC 61850 标准的保护功能建模分析[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(2): 55-59. WANG LI-hua, JIANG Tao, et al. Analysis on Protection Function Modeling Based on IEC 61850 Standards[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(2): 5-59.
- [9] 吴在军, 窦晓波, 胡敏强. 基于 IEC61850 标准的数字保护装置建模[J]. 电网技术, 2005, 29(21): 81-84. WU Zai-jun, DOU Xiao-bo, HU Min-qiang. Modeling of Digital Protective Device According to IEC61850[J]. Power System Technology, 2005, 29(21): 81-84.
- [10] 王养庭, 李磊, 等. UML 基础与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006. WANG Yang-ting, LI Lei, et al. Basic and Application of UML [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.

收稿日期: 2008-05-01; 修回日期: 2008-07-25

作者简介:

付娟(1968-), 女, 讲师, 硕士, 主要从事电气自动控制及数字化变电站的研究与教学工作。E-mail: fujian3000@126.com

(上接第 54 页 continued from page 54)

- [8] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer, 1999.
- [9] Cristianini N, Shawe-Taylor J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods[M]. Cambridge University Press, 2000.
- [10] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42. ZHANG Xue-gong. Introduction to Statistical Learning Theory and Support Vector Machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42.

收稿日期: 2008-07-23; 修回日期: 2008-08-21

作者简介:

黄训诚(1965-), 男, 博士研究生, 高级工程师, 主要研究方向为电力技术管理; E-mail: hxunc@126.com

何方国(1968-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为优化理论与算法;

齐欢(1948-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为系统的建模与仿真。