

基于云模型的电力系统负荷组合预测^①

王惠中, 刘 轲, 杨世亮

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050)

(甘肃省工业过程先进控制重点实验室, 兰州 730050)

摘要: 电力系统负荷预测的精确度决定着电网安全稳定、高效的运行. 最小二乘支持向量机(LSSVM)被广泛应用于电力系统负荷预测上, 然而该方法在处理不确定性问题上有很多不足之处. 为了更精确的选择核函数的参数, 处理不确定性因素, 提高短期负荷预测的精度, 提出了一种将云模型、粒子群优化(PSO)和 LSSVM 相结合的组合模型. 首先通过对各影响因子的不确定性分析, 按不确定性高低将各影响因子分别应用 Cloud-LSSVM 和 PSO-LSSVM 进行预测, 然后通过组合模型的加权计算的得到最终预测值. 最后, 通过仿真对比证明该模型能更好的处理不确定性, 从而提高电力系统短期负荷预测精度.

关键词: 云模型; 不确定性; 最小二乘支持向量机; 负荷预测

Load Forecasting of Power System Based on Cloud Model SVM

WANG Hui-Zhong, LIU Ke, YANG Shi-Liang

(Electrical Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

(Advanced Control Laboratory of Gansu Province Industrial Processes, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The accuracy of load forecasting of power system is the guarantee of the safe, stable and efficient operation of the power grids. Least squares support vector machine (LSSVM) is widely used on the load forecasting of power system, but this method has many shortcomings in dealing with uncertainty problems. In order to improve the accuracy of selecting the parameters of the kernel function, to deal with uncertainty factors and improve the accuracy of short-term load forecasting, this paper proposes a new model which is combined by the cloud model, particle swarm optimization (PSO) and LSSVM. First of all, through analyzing uncertainty of each influence factor, it uses the models of Cloud-LSSVM and PSO-LSSVM separately to predict the impact factor according to the uncertainty, then it achieves the final forecast through the weighted combination model. At last, the simulation of experiment proves that the new model can achieve better load forecast of power system by dealing with the uncertainty factors.

Key words: cloud model; uncertainty; LSSVM; load forecasting

电力系统负荷预测是根据电力系统的运行特性、增容决策、自然条件与社会影响等诸多因素, 在满足一定精度要求的条件下, 确定未来某特定时刻的负荷数据, 其中负荷是指电力需求量(功率)或用电量; 负荷预测是电力系统经济调度中的一项重要内容, 是能量管理系统(EMS)的一个重要模块. 不断改进负荷预测方法, 提高预测速度和准确度, 不仅能够提高系统运行的稳定性、经济性以及供电质量, 而且也是电

力公司制定发电计划和电网供需平衡的关键^[1].

随着科学技术的迅猛发展, 短期负荷预测技术的研究也在一直进步, 各种各样的负荷预测方法不断涌现, 最小二乘支持向量机(LSSVM)作为比较成熟的模型在负荷预测中应用比较广泛. 为了提高预测的准确度, 诸多文献将粒子群算法^[2]、蚁群算法^[3]、果蝇算法^[4]、细菌群落趋药性^[5]等智能优化算法引入到 LSSVM 算法的参数寻优中. 这些算法虽一定程度上提高了预

^① 基金项目: 科技部技术创新基金(13C26215104915)

收稿时间: 2015-08-19; 收到修改稿时间: 2015-09-14

测精度,但都欠缺对不确定性问题的处理能力.影响负荷预测的因素主要是气象因素,像风速、降雨量都有很大的不确定性,一般不作为预测的训练样本.而云模型能有效处理不确定性,能让以前被忽略的不确定性因素,也被负荷预测所考虑,以增加预测精度.

本文引入了云模型概念,将各影响因素通过不确定性程度分析,将不确定性高的因素通过云模型优化 LSSVM 进行负荷预测,不确定性低的通过 PSO-LSSVM 进行预测,然后通过组合模型进行加权计算得到最终的预测结果.最后通过与只使用 PSO-LSSVM 的预测结果进行对比,证明该组合方法不仅解决了不确定性扩大了预测样本来源,还提高了预测精度.是一种切实有效的电力系统负荷预测方法.

1 云模型优化最小二乘支持向量机

在电力系统负荷预测中影响负荷的因素一般同时存在随机性和模糊性.云理论的提出正好解决了这一问题.云模型表示自然语言中的基元——语言值,用望值、熵超熵三个数字特征来表示语言值的数字特性,是处理定性概念与定量描述的不确定转换模型^[6].

1.1 云模型优化原理

负荷预测中常用的采用径向基核函数的 LSSVM 需确定两个参数,核函数参数 σ 和惩罚参数 C .这两个参数对 LSSVM 的学习和泛化能力影响很大^[7].传统的参数寻优方法在处理不确定性问题上效果并不良好,而云模型优化最小二乘支持向量机(Cloud-LSSVM)解决了这一问题.

本文将影响负荷的因素通过云变换得到数据分布曲线和正态云图;再按照逆向云发生器算法,求得云的数字特征 (Ex, En, He) .将云模型与 LSSVM 相结合,用云模型期望 Ex 代替惩罚参数 C ,熵 En 代替核函数参数 σ .这样替代后产生的新模型既可以实现云模型随机性和模糊性的统一,又可以利用 LSSVM 强大的学习能力和非线性映射能力.

1.2 云变换

云变换是一种将连续的数值区间转化到离散概念的过程.对于任意一个数据属性 x 的频率分布函数 $f(x)$,根据 x 属性值频率的实际分布进行数学变换,使之成为若干个粒度不相同的云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$ 的叠加,每个云表示一个离散的、定性的概念.

按照云变换的计算方法以南方某市 2014 年 8 月份气温数据为训练样本.首先,将数据归一化到 $[0,1]$ 之

间,作为特征向量,得到气温的数据分布曲线,再对气温因子进行极大值法云变换,可以求得 1 朵正态云,分别如图 1 和图 2 所示.

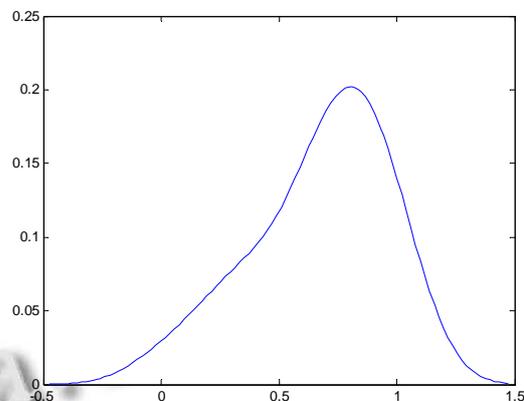


图 1 气温数据分布图

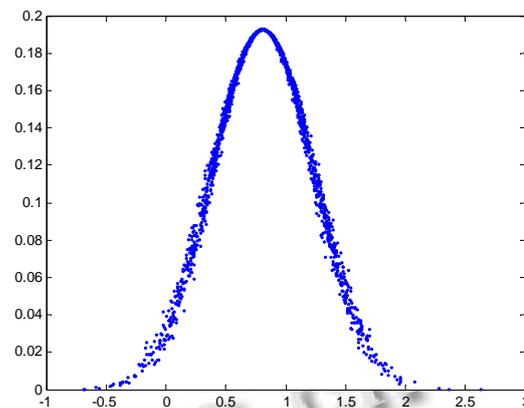


图 2 气温数据的云图

2.3 云发生器

生成云的软件或硬件被称为云发生器,逆向云发生器就是实现定量数值 (x_i, y_i) 转换为以数字特征 (Ex, En, He) 表示的定性概念的转变.一维逆向正态云发生器算法描述^[9,10]如下:

步骤:(1)由 x_i 计算这组数据的样本均值

$$X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \text{ 一阶样本绝对中心矩, } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{X}|$$

$$\text{样本方差 } S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2;$$

(2)由(1)可得期望 $Ex = \bar{X}$;

(3)同时由样本均值可得熵

$$En = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{X}|;$$

按照上文的云变化结果,用逆向正态云发生器求得其云模型的数字特征,即得到惩罚参数 C (期望 Ex) 核函数参数 σ (熵 En),将参数带进 LSSVM 计算可得预测值.若得到了云图为 2 朵以上云的,既有 2 个以上期望和熵的,将各个参数分别进行回归计算后,取预测值的平均值.

3 不确定性分析

影响负荷预测因素的不确定性,大大增加了系统的预测与学习的难度.

云模型中的熵 En 不仅可以是定性概念的随机性度量,体现了能够代表定性概念的云滴的离散程度;还是在论域空间能被定性概念允许的云滴的取值范围,即模糊度.熵揭示了模糊性和随机性的关联性,代表一个定性概念的粒度^[11].通常熵越大,概念越宏观,模糊性和随机性也越大,确定性量化越难.为了验证不确定性程度对云模型优化 LSSVM 精度的影响,以南方某市 2014 年 8 月 30 日为预测日,用上文方法求解各影响因子的熵,并进行不确定性分析,如表 1 所示.

表 1 不确定性分析

因素	云朵数	熵 En	Cloud-LSSVM MAPE(%)	PSO-LSSVM MAPE(%)
风速	1	0.696	1.72	3.91
气温	1	0.374	2.27	1.83
相对湿度	2	0.220	1.96	1.51
		0.177		
降雨量	1	0.632	2.03	4.36
温湿指数	1	0.424	2.1	1.74

表 1 可知,并不是所有的影响因子用云模型优化 LSSVM,得到的预测误差就会比采用 PSO-LSSVM 的要低,只有在该因素的不确定性(熵)比较大时云模型的精度才会更高.为此在利用云模型优化 LSSVM 前有必要对给因子进行不确定性分析,采用 $En \geq 0.6$ 的因子进行计算.

4 组合预测模型

通过上文可明显看出,不同的不确定性因素应该利用不同预测模型进行计算.在处理不确定性大的影响因素时,云模型优化 LSSVM 算法能够有效解决这一问题,提高预测精度.同时该算法处理稳定因素的能力不尽如人意,需要与别的算法相结合提高预测精度.

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)

是一种性能卓越的智能优化算法,简单易于实现且具有很强的快速和全局优化能力.该算法能够在处理不确定性的低影响因素时,与云模型算法进行互补.为此本文建立了一个组合预测模型,利用云模型优化 LSSVM 和 PSO-LSSVM 进行电力系统负荷预测.组合预测流程如图 3 所示.

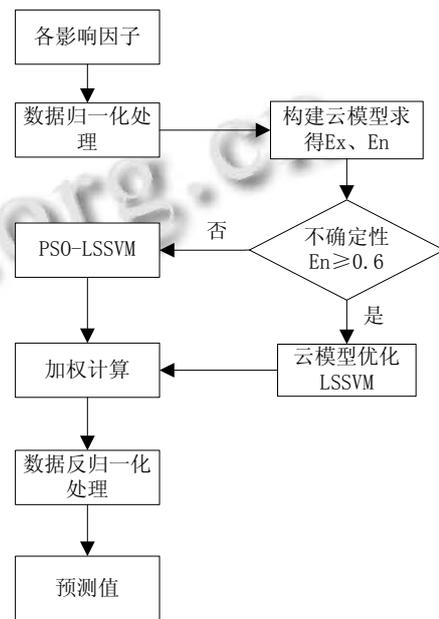


图 3 组合预测流程图

将采集到的影响因素数据通过构建云模型求得 Ex 和 En ,进行不确定性分析,将 $En \geq 0.6$ 的 $En < 0.6$ 的因素分别用云模型优化 LSSVM 和 PSO-LSSVM 进行回归计算.将得到的各组预测结果进行加权计算,进而获得最后的预测值.节点的权值运算公式如下:

$$\begin{cases} \min_{w^{(j)}} e = \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T \left(l_{it} - \sum_{j=1}^q w^{(j)} \hat{l}_{it}^{(j)} \right)^2 \\ s.t. \sum_{j=1}^q w^{(j)} = 1 \\ w^{(j)} \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中 $w^{(j)}$ 为第 j 个节点的权值, l_{it} 为第 i 天 t 时刻的实际负荷, $\hat{l}_{it}^{(j)}$ 为第 j 个子节点在第 i 天 t 时刻的预测值.求解这个追求虚拟预测残差平方和的最小化问题从而获得一组权值,最终的负荷预测值如式(4)表示:

$$\hat{l}_t = \sum_{j=1}^q \left(w^{(j)} \hat{l}_t^{(j)} \right) \quad (4)$$

式中 \hat{l}_t 为预测日 t 时刻的负荷预测值.

新模型不仅大大增加了处理不确定性问题的能力, 让以前被忽略的不确定性因素(风速等), 也被负荷预测所考虑, 增加了样本来源, 同时利用 PSO-LSSVM 保证了稳定因素(温度等)的预测精度. 虽然综合模型增加了计算量和预测时间, 但是相较于提升预测精度所带的经济利益和其他优点是无法比拟的.

5 实验与算例分析

本文的实验数据全部来自南方某市供电局和气象局, 其中包括 2014 年南方某市 8 月份 31 天每天 24 个点(31*24)的负荷数据和天气数据(温度、相对湿度、温湿指数、风力、降雨量). 将数据按照组合预测流程图所示步骤进行回归计算, 同时与只采用 PSO-LSSVM 的方法进行比较. 采用均方绝对百分比误差 (MAPE)作为评价指标. 南方某市 2014 年 8 月 29 日到 30 日的电力预测结果如图 4 所示.

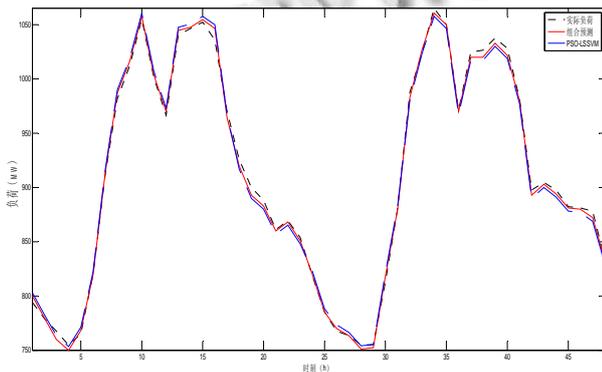


图 4 预测对比图

表 2 预测结果比较

日期	实际值 (MW)	组合预测模型		PSO-LSSVM	
		预测值 (MW)	MAPE (%)	预测值 (MW)	MAPE (%)
29 号	966.5	972.1	0.58	981.7	1.57
30 号	971.4	968.6	0.60	959.7	1.20
31 号	907.8	901.1	0.74	919.7	1.31
平均误差(%)		0.64		1.36	

从图 4 可以明显看出利用组合预测方法得到的的负荷预测曲线要比 PSO-LSSVM 方法的更趋向于实际负荷值. 采用组合模型的预测结果曲线相对平稳, 没有出现较大的误差, 在负荷预测实际应用中这点十分重要. 表 2 显示了南方某市 2014 年 8 月 29 日到 31 日的中午 12 点的电力预测结果, 可以看出利用组合预测模型在每一天预测误差上都要远远小于仅使用 PSO-LSSVM 模型, 平均误差更是低至 0.64%, 说明该

方法明显的提高了预测精度. 29 日为降雨大风天气, 传统模型在预测时误差明显增大, 而组合模型的预测误差却大大降低, 这说明该模型对于不确定性因素的处理具有很大作用.

6 结论

由于影响电力系统短期负荷预测的因素大多具有不确定性, 最小二乘支持向量机的参数确定起来比较困难. 本文提出了用正态云参数代替 RBF 核函数参数来改进 LSSVM 算法, 该算法将 LSSVM 核函数参数的优化问题转换为正态云参数的确定问题, 使得改进的云模型 LSSVM 具有了云模型的模糊和随机的统一. 再将影响负荷的因素进行不确定分析, 按照不确定性大小的分别通过云模型优化 LSSVM 和 PSO-LSSVM 进行回归计算, 最后将预测结果加权得到最终结果. 通过对南方某市的电力负荷仿真实验可以看出, 基于云模型的综合预测方法不仅能够解决影响因素的随机性和模糊性增加影响因素的选择范围, 还能更加准确的进行负荷预测, 在电力系统负荷预测中具有广阔的发展前景.

参考文献

- 1 朱建全,李颖,谭伟.基于特性融合的电力负荷建模.电网技术,2015,39(5):1358-1364.
- 2 师彪,李郁侠,于新花,闫旺,何常胜,孟欣.基于改进粒子群-径向神经网络模型的短期电力负荷预测.电网技术,2009,33(17):180-184.
- 3 龙文,梁昔明,龙祖强,李朝辉.基于改进蚁群算法优化参数的 LSSVM 短期负荷预测.中南大学学报(自然科学版),2011,42(11):3408-3414.
- 4 梁妮晓.基于改进果蝇算法优化支持向量机的短期负荷预测[学位论文].南宁:广西大学,2014.
- 5 曾鸣,吕春泉,田廓,薛松.基于细菌群落趋药性优化的最小二乘支持向量机短期负荷预测方法.中国电机工程学报,2011,31(34):93-99
- 6 张懿议,廖瑞金,杨丽君等.基于云理论的电力变压器绝缘状态评估方法.电工技术报,2012,27(5):13-19.
- 7 王贺,胡志坚,张翌晖,李晨,杨楠,王战胜.基于聚类经验模态分解和最小二乘支持向量机的短期风速组合预测.电工技术学报,2014,29(04):237-245.
- 8 米晓萍,李雪梅.基于正态云神经网络的齿轮泵的故障诊断研究.计算机科学,2013,40(8):266-267.
- 9 秦昆,王佩.基于云变换的曲线拟合新方法.计算机工程与应用,2008,44(23):56-58.
- 10 张捍东,张莉,汤敏.云模型优化 LSSVR 的短期电力负荷预测.自动化仪表,2013,34(11):1-5.
- 11 黄文静.概率模糊集理论研究及其建模[学位论文].长沙:中南大学,2013.