

DOI: 10.7667/PSPC171798

基于 GRA-LSSVM 的配电网空间负荷预测方法研究

唐玮, 钟士元, 舒娇, 王敏

(国网江西省电力公司经济技术研究院, 江西 南昌 330043)

摘要: 针对配电网空间负荷预测实际应用中容易存在可用信息和数据散杂且经常匮乏的问题, 提出了一种基于最小二乘支持向量机的新型配电网空间负荷密度预测算法, 以解决预测方法中样本有限、不易识别等问题。同时引入灰色关联分析改善最小二乘支持向量机的样本筛选, 并采用混沌粒子群算法完善最小二乘支持向量机的参数选择, 提高算法的空间负荷密度预测的精度。在介绍算法原理基础上, 详细设计了配电网空间负荷预测方法的实现流程。对该算法的性能进行实例分析表明, 所提方法可以有效地提高负荷密度预测的精度。

关键词: 配电网; 电网空间负荷; 优化模型; 灰色关联度

Research on spatial load forecasting of distribution network based on GRA-LSSVM method

TANG Wei, ZHONG Shiyuan, SHU Jiao, WANG Min

(Economic Research Institute of State Grid Jiangxi Electric Power Company, Nanchang 330043, China)

Abstract: In the practical application of spatial load forecasting of distribution network, the available information and data are often scattered and poor. In this paper, a novel spatial load density prediction algorithm based on the Least Squares Support Vector Machine (LSSVM) is proposed to solve the problems of limited samples and difficulty in identification. In this algorithm, Grey Relational Analysis (GRA) is introduced to improve the sample selection of the Least Squares Support Vector Machine (LSSVM), and Chaos Particle Swarm Optimization (CPSO) algorithm is adopted to consummate the parameter selection of the least squares support vector machine, which improves the accuracy of spatial load density prediction of the algorithm. Based on the principle of algorithm, this paper designs a detailed implementation process for the spatial load prediction method of distribution network. The performance of this algorithm is analyzed with an example. The example calculation shows that the proposed method can effectively improve the precision of load density prediction.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51367014).

Key words: distribution network; grid space load; optimization model; gray relational degree

0 引言

作为电力系统的重要组成部分, 配电网设计对电力系统的供电质量和效率有很大的影响。但目前我国的配电网的建设水平和社会电力需求相比还存在一定的差距, 一些供电复杂的城市配电网甚至经常出现供电瓶颈、电网设备过负荷等问题^[1]。

作为先决条件的配电网规划和设计, 首先需要做好电力需求预测工作, 这是确定电力系统发展规划基本条件, 此种预测结果和电力系统规划和设计有密切的关系, 也可为电力系统的安全、可靠、提

供良好的支持, 且对电力市场交易也可以起到一定的参考作用, 准确的配电网电力需求预测具有重要意义^[2]。

传统的配电网电力需求预测, 侧重于从整体上利用历史负荷和经济社会发展状况等数据, 通过相关预测函数确定出目标区域内未来一定时间的总负荷^[3]。传统的配电网电力需求预测属于粗粒度的预测方法, 从全局上预测负荷总量, 不具备对局部负荷预测细分的能力。

现实的配电网情况通常较为复杂, 配电网各个局部情况差异性可能很大, 内部状况差别很大的配电网作为一个整体进行负荷预测, 既无法真实地反映各个局部的负荷变化情况, 也难以准确地预测整

个配电网的整体负荷数值。

考虑不同局部的负荷变化情况,结合配电网的位置分布,对不同属性的配电网目标区域细分为相应空间,并具体预测出各空间未来的负荷值,进而求和而得到整体的负荷。从而实现配电网规划的精益化管理,不仅有助于提高负荷预测精度,而且预测所得结果可也为相应的变电站的容量、型号、开关设备等参数的确定提供参考^[4]。

1 空间负荷预测方法

20世纪80年代,电力专家 H.L.Willis 首先阐述空间负荷预测的含义,对于需要进行负荷预测的区域,将供电区域按照空间布局划分为相应大小和功能属性的负荷元胞,通过分析负荷元胞的当前用电数据、土地利用的特征和经济发展等情况,预测负荷元胞的用电情况,并累计所有负荷元胞用电情况,从而推知该区域的负荷情况^[5]。

通过空间负荷预测进行配电网规划时,首先确定出目标区域的分类负荷,可以根据此结果为各类小区的负荷总量控制提供依据,在修正总量负荷预测时也用到此结果。总量和分类负荷存在密切的关系,两者之间可以进行相互校核,这样可以使预测结果的精度更高,两者的关系具体如图1所示。

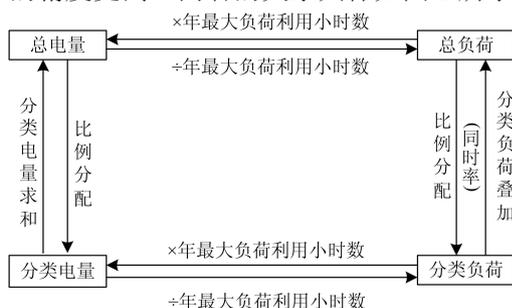


图1 总量负荷与分类负荷内在联系

Fig. 1 Internal link load between the total load and the classified load

分类负荷预测是空间负荷预测的基础,主要包括以下两种预测方法:

1) 根据负荷总量进行预测,也就是依据目标区域内相关的历史分类负荷来预测未来一定时间的分类负荷。

2) 在历史分类负荷基础上利用相关方法推算出各类负荷的相关性,然后通过总负荷按比例进行划分。也可以根据目标区域的实际情况来确定出分类负荷所占的比例。也可以在比例基础上根据总负荷来预测出分类用负荷,在通过这种比例方法进行分配时,应该确保各类负荷同时率,这样所得结果

才有意义。

上述两种分类负荷预测并不是孤立的,可以对比分析以上两种方法所得的分类负荷预测值,在所得结果基础上通过专家干预得到更为精确的最终目标值。

在分类负荷预测基础上,发展了各种空间负荷预测智能算法。文献[6]将模糊逻辑近似推理和决策方法应用于空间负荷预测,以解决空间负荷预测信息不完备的情况。文献[7]提出了一种粗糙集数据挖掘的配电网空间负荷预测方法,该方法对可能影响小区用地决策的相关属性进行约简,去除冗余属性,以克服空间负荷预测方法受人为因素影响较大的缺点。

随着人工智能发展,更多智能算法也被综合应用于空间负荷预测方法上。文献[8]提出了一种综合数据挖掘的空间负荷预测方法,该方法基于规则约简方法,根据聚类中心对连续取值的属性设定模糊值,根据决策属性的包含度对模糊粗糙规则进行筛选。文献[9]提出了基于区间层次分析(IAHP)法和逼近理想解排序(TOPSIS)法的负荷密度指标选取方法,该方法将 IAHP 法和 TOPSIS 法有效融合,将专家经验和定量计算相结合,处理决策因素的不确定性和专家判断的模糊性,增强了对负荷密度指标预测结果的可信度。

由于支持向量机在样本有限情况下,仍然具有非常高的识别度,在当前的空间负荷预测中得到了较为广泛的应用。文献[10]利用主成分分析法对小区空间信息进行处理,从而形成支持向量机的训练样本集,在此基础上用训练好的支持向量机计算待预测区域小区的属性值,并按照各类用地类型排序。

但是支持向量机方法的预测精度容易受到培训样本与预测目标关联度的影响,而灰色关联分析法能较好解决支持向量机方法的样本相似性问题,因此,本文提出了一种灰色关联分析和最小二乘支持向量机(Grey Relational Analysis-least Squares-support Vector Machine, GRA-LSSVM)的空间负荷预测方法,以解决空间负荷预测中存在的复杂多样、非线性变化问题,提高空间负荷密度预测精度。

2 基于 GRA-LSSVM 负荷密度法

GRA-LSSVM 空间负荷预测方法综合了灰色关联分析和最小二乘支持向量机两种算法的优点,本文首先采用灰色关联分析法,对评价指标进行优选,以解决空间负荷预测中评价指标不易确定的问题,进而采用最小二乘支持向量机建立空间负荷与评价指标的关系模型,并引入了混沌粒子群算法

(Chaos Particle Swarm Optimization, CPSO), 对该关系模型进行优化, 从而提高了预测准确性。

2.1 GRA

GRA 根据各因素变化曲线几何形状的相似程度, 来判断因素之间关联程度的方法。GRA 通过对动态过程发展态势的量化分析, 完成对系统内时间序列有关统计数据几何关系的比较, 求出参考数列与各比较数列之间的灰色关联度。与参考数列关联度越大的比较数列, 其发展方向和速率与参考数列越接近, 与参考数列的关系越紧密^[11]。

GRA 要求样本容量可以少到 4 个, 对数据无规律同样适用, 不会出现量化结果与定性分析结果不符的情况。其基本思想是将评价指标原始观测数进行无量纲化处理, 计算关联系数、关联度以及根据关联度的大小对待评指标进行排序。

样本关联程度直接关系到配电网空间负荷预测方法的精度, 当训练样本与目标预测类型越接近, 则待预测的配电网空间负荷越容易获得精确的预测值。

考虑实际的配电网空间负荷预测应用中, 通常会采集到多个不同类型的空间负荷样本, 如何从许多不同类型的空间负荷样本中, 精选出与待预测小区空间相似度高的训练样本, 便成为提高空间负荷预测精度的关键技术之一。本文利用 GRA 在识别样本关联度方面的优势, 将其应用于 LSSVM 空间负荷预测算法的样本选择。

2.2 LSSVM

空间负荷预测包含了庞杂的地理、用电甚至经济社会等信息, 数据来源和数据性质差异性大; 如何有效利用数据来源, 并挖掘数据要素关系以及对负荷预测精度的影响, 对空间预测方法提出了较高要求。

SVM 是统计学习理论的一种通用学习方法, LSSVM 是标准 SVM 的一种扩展, 把原来 SVM 方法的不等式约束变为等式约束, 从而大大方便了拉格朗日乘子求解; 使得原支持 SVM 的 QP 问题, 转换成 LSSVM 的线性方程组问题^[12]。

LSSVM 采用三层结构的学习机器, 其总体架构情况见图 2。此架构中最底层的 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ 是输入样本, $K(x_i, x)$ ($i=1, 2, \dots, n$) 是样本 x 与支持向量的内积, α_i ($i=1, 2, \dots, n$) 是拉格朗日乘子。通过支持向量机进行分析时, 先依据其相应的逻辑概念框架, 确定出对应的输入, 之后在此基础上确定出合适的核函数, 之间输入样本, 并在优化基础上确定出相应的决策函数。

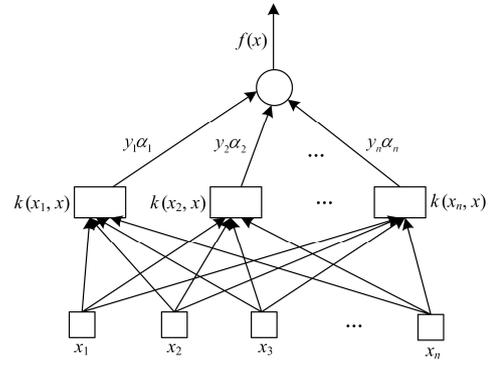


图 2 LSSVM 体系结构

Fig. 2 Architecture of LSSVM

较之于神经网络, LSSVM 所需的样本少, 在空间负荷预测中具有更强的实际应用价值。神经网络结构需要根据经验选取的, 不能很好地得到相应泛化的置信空间界限, 因而其推广性能较差, 且在求解过程中可能出现过学习的现象。而 LSSVM 在进行求解时主要用到了最小化归纳原理, 并通过这种原理来控制学习单元的 VC 维的边界, 这样可以使学习单元控制在一定的范围内, 就不会出现过学习的缺陷。

最优分类面可以将两类很好地区分开, 且可以确保分类间隔最大。可以利用风险最小化原则进行分析, 也就是通过一定的分类使得 VC 维最小, 以便得到最小的风险结果, 且 VC 维最小。

假定给出一个样本集 $(x_i, y_i), i=1, \dots, n, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$, 满足:

$$y_i \left[(\omega' x_i) + b \right] - 1 \geq 0, i=1, \dots, n \quad (1)$$

其中, $\omega' x_i + b = 0$ 是分类面方程, 此时可以将问题转化为确定出一个分类面, 将两类样本准确地划分出来, 并使得两者的分类间隔最大。两个分类中间的实线就是相应的最优分类面, 虚线上的样本就为支持向量。据此可以确定出相应的支持向量机的目标函数表达式为

$$\Phi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (2)$$

$$\text{s.t. } y_i \left[(\omega' x_i) + b \right] - 1 \geq 0, i=1, \dots, n \quad (3)$$

为了确定出式(2)的最小值, 可以通过如下拉格朗日函数求解。

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{ y_i \left[(\omega' x_i) + b \right] - 1 \} \quad (4)$$

式中, $\alpha_i \geq 0$ 为各样本相关的拉格朗日乘子。为得到式(4)的极值, 可以通过此泛函对 ω, b 求偏导, 这样就可以确定出式(4)相关的对偶函数。

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

$$\text{s.t.} \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, n \quad (6)$$

根据式(6)的相关约束,确定出式(6)的唯一解 α_i ,将不等于零的拉格朗日乘子 α_i 相关的样本作为支持向量。

若 α_i^* 为最优解,可以确定出相关最优分类面权系数向量 ω^* 。具体情况如下:

$$\omega^* = \sum_{x_i \in SV} \alpha_i^* y_i x_i \quad (7)$$

$$b^* = \frac{1}{2} [\omega^* x^*(1) + \omega^* x^*(-1)] \quad (8)$$

式中, $x^*(1)$ 、 $x^*(-1)$ 分别表示两类中之一的支持向量。

通过以上方法确定出的参数 ω 、 b 可确定出相应的决策函数:

$$f(x) = \text{sgn}\{(\omega, x) + b\} = \text{sgn}\left[\sum_{x_i \in SV} \alpha_i y_i (x_i, x) + b\right] \quad (9)$$

2.3 CPSO 算法

PSO 算法属于进化算法的一种。该算法从随机解出发,通过迭代寻找最优解,通过适应度来评价解的品质^[13],该算法比遗传算法规则更为简单,没有遗传算法的“交叉”和“变异”操作^[14],能通过追随当前搜索到的最优值来寻找全局最优,粒子群算法具有实现容易、精度高、收敛快等优点。

CPSO 算法将混沌寻优思想引入到 PSO 优化算法中,利用混沌运动的随机性、遍历性和规律性等特性,对当前粒子群体中的最优粒子进行混沌寻优,然后把混沌寻优的结果随机替换粒子群体中的一个粒子。通过混沌寻优处理使得粒子群体的进化速度加快,进一步改善了粒子群优化算法摆脱局部极值点的能力,提高了算法的收敛速度和精度。

LSSVM 算法虽然具有样本容忍度高和识别性好等优点,适合于配电网空间负荷预测。但 LSSVM 容易受到算法自身参数的影响,为了提高 LSSVM 算法的配电网空间负荷预测精度,本文在 LSSVM 算法中加入混沌粒子群算法,利用混沌粒子群算法完善 LSSVM 的参数选择。

3 具体实现

基于 GRA-LSSVM 密度法的配电网空间负荷方法,利用 GRA 方法优选 LSSVM 所需的训练样本,并采用 POS 方法完善 LSSVM 运算过程中的参数优

化, GRA-LSSVM 的配电网空间负荷方法实现流程如图 3 所示。

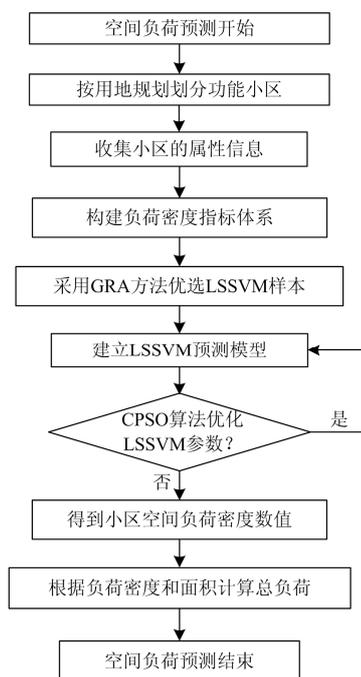


图 3 GRA-LSSVM 算法流程

Fig. 3 GRA-LSSVM algorithm flow

主要步骤包括:

1) 元胞确定

根据配电网规划和地理信息系统,将配电网中每条 10 kV 馈线的供电范围进行区域归属划分。在此基础上,按用地信息类型和属性确定元胞。同时收集元胞的基础信息,为后续配电网空间负荷预测奠定基础。

2) 构建负荷密度指标体系

根据配电网实际的现场工况和可用数据,建立对应的负荷密度指标体系,相应的负荷密度指标体系建立过程具体如下:

(1) 结合城市规划,确定出不同负荷的分类。如果规划区已经设计出相应的城市规划图,则区域内的负荷可以总体上划分为六大类,分别为商业负荷、居民负荷、设施负荷、市政设施负荷、绿化和照明负荷等。

不同性质的负荷,除了现存负荷情况不同,也具有不同的用电增长情况,在考虑空间负荷预测时,需要综合考虑。

(2) 确定影响负荷密度值的相关因素,通过电力系统的抄表系统和建筑规划部门的数据库得到可用于空间负荷的基本数据资料^[15]。统计分析不同类型负荷密度相关的影响因素,并对各种因素值的数据

资料保存处理。

对于空间将负荷预测来说，数据越完善，将有助于提高预测精度。但考虑配电网实际情况的差异性，存在部分年限的数据不准确或丢失等情况时，需依靠预测算法进行筛选。

(3) 确定负荷密度指标体系：根据所得到不同类型负荷的样本数据，确定出负荷相应的密度值和与之对应的样本数据库。

通过以上方法可以确定出相应的负荷密度指标体系，图 4 罗列其中一种经典的负荷密度指标体系。需要注意的是，负荷密度指标具有动态性，可以根据现场应用的实际条件，灵活地调整负荷影响因素。负荷密度指标体系不但为相应的预测模型提供支持，有效地提高预测精度，也可以为模型修整提供技术支持。

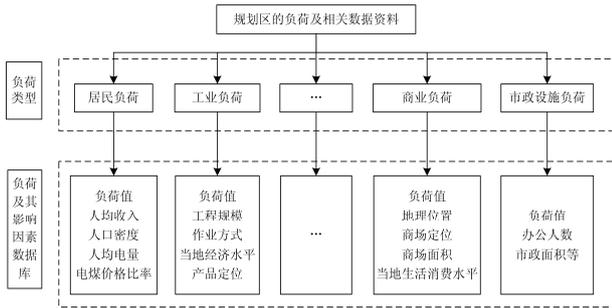


图 4 负荷密度指标体系

Fig. 4 Load density index system

3) 采用 GRA 方法优选 LSSVM 样本

根据上述的负荷密度指标体系，结合配电网现场能用到的资料和运行数据，确定相应的待预测元胞的影响因素，然后将这些因素的属性值当做预测样本，得到目标区域的预测样本和因素样本的灰色关联度。

在关联度分析中，既包含了用地属性、人口密度、人均年用负荷等指标，也包含了这些指标的可用数据的年限。理论上讲，空间负荷预测过程中，样本所包含的指标信息越多，能更全面反映负荷的关联因素；能用的数据年限越长，能更准确反映负荷的增长变化趋势；这都将有助于提高空间负荷精度。

但实际空间负荷预测中，需要综合考虑样本数据的获得难度和完整性，确定可用于空间将负荷预测的样本数量，并采用灰色关联度的方法优选样本，作为下一步 LSSVM 算法的数据来源。本文选择分辨系数 $\rho=0.5$ 条件下，灰色关联度大于 0.95 的数据源，作为 LSSVM 算法的样本。

4) 基于 LSSVM 的负荷密度值

基于 GRA 方法优选的负荷密度值样本，采用 LSSVM 算法进行负荷密度值预测，相应的预测步骤如下：

(1) 数据预处理：将 GRA 方法挑选出来具有关联性的 LSSVM 样本，进行归一化处理；并将相应的影响因素属性及其包含的不同年限的数值，作为 LSSVM 的输入，输出结果为负荷密度值。归一化公式为

$$\bar{x}_i = x_i / x_{\max} \tag{10}$$

式中， X_{\max} 表示不同各影响因素属性值对应的最大值。

(2) 选取核函数：确定出相应的径向基函数，并选择其作为模型对应的核函数。

(3) 通过 CPSO 算法对此模型的参数 C 和 σ 进行优化。

(4) 将优化所得的参数 C 和 σ 输入到 LSSVM 算法中进行预测分析，从而得到该区域相应的密度预测值。

需要注意的是，负荷预测容易因为元胞负荷数据的随机波动降低精度^[17]。本文所提的预测算法，虽然不能完全避免样本数据的误差影响，但由于先前已采用 GRA 方法筛选出关联度较强的样本，数据误差较大的样本，在进入 LSSVM 算法前通常已被认为关联度不强而被剔除；同时，LSSVM 算法在样本训练过程中，对于样本数据误差也有一定的扼制作用。

5) 根据负荷密度和面积计算总负荷

根据所收集的小区面积和上述所得的小区负荷密度数值，小区未来负荷 W_i 可以通过负荷密度值和小区的面积乘积来表示，具体表达如下：

$$W_i = y_i * s_i \tag{11}$$

4 实例分析

为了测试基于 GRA-LSSVM 密度法的配电网空间负荷预测方法性能，选择某地级市的居民用电情况进行验算分析。

为了统计方便，以实际的居民小区为单位采集相关的小区居民经济和用电信息，这样可以通过供电和规划等部门所提供的一手信息作为样本数据。

样本数据中，重点考虑人口密度、人均月收入、人均年用负荷预期和预期个人收入增长率，采集每个小区最近五年的信息，作为 GRA-LSSVM 空间负荷预测的输入样本，采用对应的负荷密度值作为模型输出，最近一年的样本如表 1 所示，本文所采集的小区样本个数为 50。

表 1 算法样本

Table 1 Algorithm sample

序号	人口密度/(人/km ²)	人均月收入/元	人均年用负荷/(kW·h)	预期个人收入增长率	负荷密度值/(kW/km ²)
1	30 651	3 351.0	578	10.4	16.21
2	16 150	4 838.0	1 033	8.8	18.32
3	29 309	2 122.0	679	14.3	17.83
4	25 701	3 005.0	834	18.8	19.44
5	17 303	5 881.0	636	14.3	20.51
6	16 600	3 222.0	1 019	16.4	21.26
...
47	15 855	2 609.0	628	13.9	18.43
48	31 950	5 269.0	542	15.2	21.72
49	17 653	6 919.0	994	7.7	17.54
50	25 853	3 013.0	815	19.7	19.42

本文以表 1 所示 50 个小区最近五年的数据作为 GRA-LSSVM 算法的训练样本, 选取一个待预测小区进行验证。

首先计算待预测小区样本与参考样本的灰色关联度, 表 2 列出了预测小区样本与部分参考样本的灰色关联度, 通过灰色关联度筛选出更符合要求的样本进行训练。

表 2 待预测小区样本与参考样本的灰色关联度

Table 2 Gray relational degree between the sample to be predicted and the reference sample

样本	1	2	3	4	5	...
灰色关联度	0.932 3	0.803 6	0.948 1	0.949 0	0.849 9	...

进一步通过混沌粒子群算法进行 LSSVM 参数的优化, 优化的参数具体为: 粒子群规模为 40, 最大迭代步数为 20, 学习因子 c_1 和 c_2 都是 2。通过混沌粒子群算法优化之后得到 $C=23.475$ 。

经过 GRA-LSSVM 算法, 最终得到待预测小区的空间负荷值, 并将该值与没有引入灰色关联分析算法和没有引入混沌粒子群算法时所得到的空间负荷值做比较, 如图表 3 所示。

表 3 不同算法比较

Table 3 Comparison of different methods

实际的空间负荷密度值	本文算法		没有引入灰色关联分析算法		没有引入混沌粒子群算法	
	计算值	误差	计算值	误差	计算值	误差
	19.82	19.48	1.75	18.05	9.82	19.26

从表 3 可以看出, 灰色关联分析算法主要提高相似样本的比重, 对提高算法的精度有较大影响。混沌粒子群算法用于优化 LSSVM 的参数, 可以有

效地弥补 LSSVM 算法参数难以确定的缺陷。

注意到, 没有引入混沌粒子群算法误差为 2.93%, 而没有引入灰色关联分析算法的误差则为 9.82%, 说明 LSSVM 算法应用于空间负荷预测时, 样本的选择比 LSSVM 算法自身的参数影响更大。

进一步与文献[16] LSSVM 空间负荷预测方法做比较, 该方法采用模糊 C-均值进行样本聚类, 并用遗传算法对 LSSVM 预测模型的参数进行优化。文献[16]方法计算得到的负荷密度的相对误差为 2.04%, 与本文所得到的算法相对误差 1.75%也较为接近, 也说明本文算法的有效性。

5 结语

本文设计了基于 GRA-LSSVM 的配电网负荷密度预测方法, 发挥了 LSSVM 在负荷密度预测时所需样本小、学习能力强的优势, 同时引入灰色关联分析改善 LSSVM 的样本筛选, 并采用混沌粒子群算法完善 LSSVM 参数选择, 从而提高了 LSSVM 算法的负荷密度预测精度。本文对 GRA-LSSVM 算法性能进行了实例分析, 根据所得结果表明, 本文方法具有较好的空间负荷密度预测精度。

参考文献

- [1] 肖峻, 崔艳妍, 王建民, 等. 配电网规划的综合评价指标体系与方法[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(15): 36-40.
XIAO Jun, CUI Yanyan, WANG Jianmin, et al. Comprehensive evaluation index system and method of distribution network planning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(15): 36-40.
- [2] 解大琴. 基于多目标的配电网规划研究[D]. 南京: 河海大学, 2007.
XIE Daqin. Study on multi-objective distribution network planning[D]. Nanjing: Hohai University, 2007.
- [3] 杨慢慢, 王金凤, 李燕青. 改进的空间负荷预测法及其应用[J]. 电力科学与工程, 2011, 27(11): 35-38.
YANG Manman, WANG Jinfeng, LI Yanqing. The improved spatial load forecasting and it's application[J]. Electric Power Science and Engineering, 2011, 27(11): 35-38.
- [4] 肖白, 周潮, 穆钢. 空间电力负荷预测方法综述与展望[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(25): 78-92.
XIAO Bai, ZHOU Chao, MU Gang. Review and prospect of the spatial load forecasting methods[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(25): 78-92.
- [5] WILLIS H L. Spatial electric load forecasting[M]. New York: Marcel Dekker, 2002.

[6] 余贻鑫, 张崇见, 张鸿鹏. 空间电力负荷预测元胞用地分析(一): 模糊推理新方法和元胞用地分析原理[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(6): 23-26.
YU Yixin, ZHANG Chongjian, ZHANG Hongpeng. Spatial electric load forecasting district land branch (I)[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(6): 23-26.

[7] 程其云, 张晓星, 周淙, 等. 基于粗糙集数据挖掘的配电网小区空间负荷预测方法研究[J]. 电工技术学报, 2005, 20(5): 98-102.
CHENG Qiyun, ZHANG Xiaoxing, ZHOU Quan, et al. Spatial load forecasting method for distribution net based on rough set data mining approach[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20(5): 98-102.

[8] 熊浩, 李卫国, 黄彦浩, 等. 基于模糊粗糙集理论的综合数据挖掘方法在空间负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2007, 31(14): 36-40.
XIONG Hao, LI Weiguo, HUANG Yanhao, et al. Application of comprehensive data mining method based on fuzzy rough spatial load forecasting[J]. Power System Technology, 2007, 31(14): 36-40.

[9] 刘自发, 庞诚诚, 魏建炜, 等. 基于 IAHP 和 TOPSIS 方法的负荷密度指标计算[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(13): 56-59.
LIU Zifa, PANG Chengcheng, WEI Jianwei, et al. Index calculation of load density based on IAHP and TOPSIS methods[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(13): 56-59.

[10] 刘宝英, 杨仁刚. 基于主成分分析的最小二乘支持向量机短期负荷预测模型[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(11): 13-16.
LIU Baoying, YANG Rengang. Short term load forecasting model based on LS SVM with PCA[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(11): 13-16.

[11] 罗毅, 李星龙. 基于熵权法和灰色关联分析法的输电网规划方案综合决策[J]. 电网技术, 2013, 37(1): 77-81.
LUO Yi, LI Yulong. Comprehensive decision-making of transmission network planning based on entropy weight and grey relational analysis[J]. Power System Technology, 2013, 37(1): 77-81.

[12] 李金超, 牛东晓, 李金颖, 等. 基于负荷细分与 SVM 技术的电力负荷空间分布预测[J]. 电工电能新技术, 2008, 27(1): 40-43.
LI Jinchao, NIU Dongxiao, LI Jinying, et al. Forecasting based on load decomposition and support vector machine[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2008, 27(1): 40-43.

[13] 张宪, 苑津莎, 杨薛明. 基于混沌粒子群算法的配电网规划[J]. 华北电力大学学报, 2006, 33(3): 14-18.
ZHANG Xian, YUAN Jinsha, YANG Xueming. Distribution network planning based on particle swarm optimization[J]. Journal of North China Electric Power University, 2006, 33(3): 14-18.

[14] 苗增强, 姚建刚, 李婷, 等. 改进的多目标遗传算法在配电网规划中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2009, 21(5): 63-67.
MIAO Zengqiang, YAO Jiangang, LI Ting, et al. Application of improved multi-objective genetic algorithm in distribution network planning[J]. Proceedings of the CSU-EPASA, 2009, 21(5): 63-67.

[15] 钟庆, 吴捷, 伍力, 等. 基于系统动力学的分区负荷预测[J]. 电网技术, 2001, 25 (3): 51-55.
ZHONG Qing, WU Jie, WU Li, et al. Subarea load forecasting based on system dynamics[J]. Power System Technology, 2001, 25(3): 51-55.

[16] 周淙, 孙威, 任海军, 等. 基于最小二乘支持向量机和负荷密度指标法的配电网空间负荷预测[J]. 电网技术, 2011, 35(1): 66-71.
ZHOU Quan, SUN Wei, REN Haijun, et al. Spatial load forecasting of distribution network based on least squares support vector machine and load density index system[J]. Power System Technology, 2011, 35(1): 66-71.

[17] 肖白, 李科, 田春笋, 等. 空间负荷预测中确定元胞负荷合理最大值的主成分分析法[J]. 电测与仪表, 2017, 54(14): 112-116.
XIAO Bai, LI Ke, TIAN Chunzheng, et al. A PCA method for ascertaining maximal value of cellular load in spatial load forecasting[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(14): 112-116.

收稿日期: 2017-12-11; 修回日期: 2018-03-13

作者简介:

唐 玮(1988—), 男, 高工, 硕士, 主要研究方向为电网规划;

钟士元(1978—), 男, 高工, 主要研究方向为电网规划;

舒 娇(1987—), 女, 工程师, 主要研究方向为电网规划。

(编辑 张爱琴)