

基于多级聚类分析和支持向量机的空间负荷预测方法

肖 白¹, 聂 鹏¹, 穆 钢¹, 王 吉², 田 莉²

(1. 东北电力大学电气工程学院, 吉林省吉林市 132012; 2. 国网吉林供电公司, 吉林省吉林市 132001)

摘要: 为充分利用元胞负荷与元胞属性之间的相关联系来改善空间负荷预测效果, 提出了基于多级聚类分析和支持向量机的空间负荷预测方法。首先生成元胞并建立元胞属性集合, 根据各属性对元胞进行多级聚类分析, 其中采用改进的 k -均值算法确定聚类数目和初始聚类中心, 来得到逐级细化的元胞分类; 然后针对不同类型的元胞建立各自的支持向量机预测模型, 同时利用遗传算法进行参数优化以提高预测模型的适应度; 最后将待预测元胞的相关属性作为输入向量并代入所建立的预测模型中计算出目标年各元胞负荷最大值, 从而实现空间负荷预测。工程实例分析表明了该方法的实用性和有效性。

关键词: 空间负荷预测; 多级聚类分析; 支持向量机; 遗传算法; 元胞负荷

0 引言

空间负荷预测 (spatial load forecasting, SLF) 不仅要预测未来负荷的大小, 还要预测未来负荷增长的位置^[1]。SLF 对城市电网规划具有重要的指导意义, 其结果的准确性直接关系到城市电网规划方案的合理性, 因此 SLF 越来越受到相关部门的重视。

现有的 SLF 方法可分为用地仿真类 SLF 方法、负荷密度指标法、多元变量法及趋势类 SLF 方法。用地仿真类 SLF 方法中分类负荷密度的求取较为粗糙, 且在用地性质基本指定的情况下采用该类方法并无优势^[2-7]; 负荷密度指标法普遍遇到分类负荷在不同元胞内发展程度不均匀的难题, 另外其中基于智能算法的负荷密度指标法对样本依赖性较强^[8-10]; 多变量法对数据的质和量的要求都比较高, 且有效预测期较短; 趋势类 SLF 方法在预测过程中未挖掘负荷与其影响因素之间的关系, 难以充分把握负荷发展规律^[11]。

文献[12]利用主成分分析法提取小区信息作为建模的训练样本, 并建立支持向量机 (support vector machine, SVM) 预测模型进行预测, 但小区空间信息的处理方式并非对所有供电小区都是最佳的; 文献[13]采用模糊 C -均值算法根据各功能小区内分类负荷密度大小进行聚类分析, 把各用地类型

细分为若干等级, 各级中功能小区的负荷属性作为预测模型的训练样本, 得到待预测的负荷密度指标, 然而在聚类过程中未计及除负荷密度外的其他因素, 且聚类数目是人为事先指定的; 文献[14]通过遗传算法和模糊逻辑推算各类负荷的发展程度, 以此来分配各类负荷的增长, 但是在优化算法中仅考虑距离因素对土地使用决策的影响, 且模糊集的确定存在一定主观性。

本文提出了基于多级聚类分析和支持向量机 (multilevel clustering analysis and support vector machine, MCA-SVM) 的 SLF 方法。该方法首先以等大小网格划分供电区域生成元胞^[15-16], 然后建立元胞属性集合, 并依次根据元胞属性进行多级聚类分析, 采用改进的 k -均值算法来解决聚类中心初始值和聚类数目的选择问题; 最后对不同类型的元胞分别建立相应的 SVM 预测模型, 以此体现元胞负荷与相关属性之间的映射关系。对东北某城市电网进行 SLF, 结果表明该方法正确、有效。

1 基于 MCA-SVM 的 SLF 原理

基于 MCA-SVM 的 SLF 方法根据元胞负荷与元胞多个属性之间的相关联系, 通过多级聚类分析实现元胞的分级聚类, 运用 SVM 理论建立分别对应于不同类型元胞的预测模型, 经遗传算法寻优后用于预测目标年各元胞负荷最大值。其实质就是把所有元胞按属性精细分类, 并对每类元胞分别建立预测模型, 实现对各类元胞的最佳预测, 该方法的实现流程如图 1 所示。

收稿日期: 2014-05-20; 修回日期: 2014-10-10。

国家自然科学基金资助项目 (51177009); 吉林省自然科学基金资助项目 (20140101079JC)。

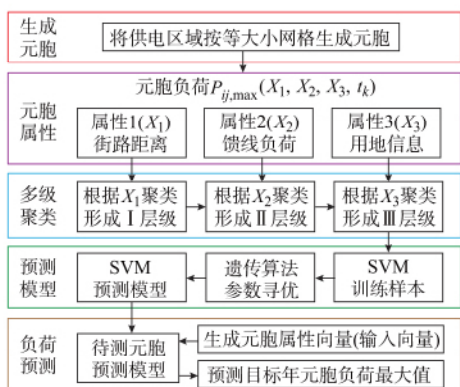


图1 基于MCA-SVM的SLF方法流程图
Fig.1 Flow chart of SLF based on MCA-SVM

首先将所生成元胞记作 $C(i, j)$, i 和 j 分别表示元胞位置在第 i 列和第 j 行, 则 $C(i, j)$ 的年最大负荷值可表示为 $P_{ij, \max}(X_1, X_2, X_3, t_k)$ (其中 X_1, X_2 和 X_3 为元胞的各属性; t_k 为年份, $t_k \leq t_0$ 表示历史年份, $t_k > t_0$ 表示待预测年份); 然后根据 X_1, X_2 和 X_3 对所有元胞进行聚类分析, 形成 I, II, III 层级, 多级聚类结果即为 III 层级的元胞分类; 其次对 III 层级中不同类的元胞分别进行样本训练, 经参数优化后建立一组对应的 SVM 预测模型; 最后将待预测元胞的相关属性输入对应的预测模型中, 求取元胞负荷预测值。

2 建立元胞属性集合

元胞属性包括很多方面, 例如历史负荷、用地信息、元胞与街路距离、元胞的形状、元胞面积、经济发展程度、人口密度、气候条件、产业结构、国内生产总值(GDP)、固定资产投资、居民消费指数等。其中前 3 个属性与电力负荷的大小及空间位置密切相关, 元胞的形状和面积属性可在空间分辨率分析的环节中加以利用^[15], 而其他的元胞属性则由于不能凸显各元胞特点(即众多相邻元胞的这些属性基本相同)和难以搜集的原因, 暂时不具备可操作性。

所以本文建立了关于元胞与街路距离(属性 1)、馈线负荷(属性 2)和用地信息(属性 3)的元胞属性集合, 分别记作 X_1, X_2 和 X_3 。

附录 A 图 A1(a)中元胞 $C(i, j)$ 与 4 条街路的最近距离以虚线表示, 作为属性 1 的元素, 记作元胞 $C(i, j)$ 的 $X_1 = \{x_{1,1}, x_{1,2}, x_{1,3}, x_{1,4}\}$ 。

附录 A 图 A1(b)中, 10 kV 馈线负荷数据可实测获取, 设某年馈线 l 的负荷值和供电面积分别为 P_l 和 S_l , 则馈线 l 供电范围的负荷密度为 $D_l = P_l/S_l, l=1, 2, 3, 4$; 若 $C(i, j)$ 与馈线 l 重叠部分的面积为 $S_{ij,l}$, 则 k 年内 $C(i, j)$ 与各馈线重叠部分的负荷之和分别为 $P_{ij, \max}(t) = \sum D_l S_{ij,l}, t=1, 2, \dots,$

k , 记作 $C(i, j)$ 的 $X_2 = \{x_{2,1}, x_{2,2}, \dots, x_{2,k}\}$ 。

附录 A 图 A1(c)分别以不同颜色表示居民、商业、工业和其他用地等 4 种用地类型, 元胞 $C(i, j)$ 内各类用地占元胞总面积的百分比作为属性 3 的元素, 记作 $C(i, j)$ 的 $X_3 = \{x_{3,1}, x_{3,2}, x_{3,3}, x_{3,4}\}$ 。

3 多级聚类分析

聚类分析的本质是依据某种准则将样本对象划分为若干类, 根据同类对象间的近似关系对样本进行分析或判别新对象的类型来挖掘其属性。

根据元胞属性集合进行聚类分析, 不同属性中的元素大小和权重对聚类结果有很大影响。对此本文提出多级聚类分析方法, 首先根据属性 1 将所有元胞进行聚类, 形成 I 层级; 然后根据属性 2 对 I 层级中各类元胞分别聚类, 形成 II 层级; 最后根据属性 3 对 II 层级的各类元胞继续细化聚类, 形成 III 层级。III 层级的聚类结果是根据 3 种属性经过 3 次聚类得到的, 本文对 III 层级的各类元胞建立预测模型。

传统的 k -均值算法过程简单, 运行效率高, 适于大数据集合分析处理, 但由于需事先确定聚类数目且随机指定初始聚类中心, 所以初始聚类中心和聚类数目的选取存在主观性和随机性, 并对聚类结果产生不稳定的影响。本文则采用改进的 k -均值聚类算法, 首先对 Sturges 经验公式修正求取聚类数目, 然后根据层次聚类算法确定初始聚类中心, 最后使用 k -均值算法将元胞聚类^[17]。该算法步骤如下。

步骤 1: 多级聚类分析对 Sturges 公式进行修正即得到聚类数目。设样本数目为 n , 多级聚类的次数为 m , 则改进的 k -均值算法所得的聚类数目 k 如式(1)所示。

$$k = \frac{1}{m-1} \left(1 + \frac{\lg n}{\lg 2} \right) \quad (1)$$

步骤 2: 利用层次聚类法将样本对象进行聚类, 再将层次聚类结果中的聚类中心作为 k -均值算法的初始聚类中心 $M_i (i=1, 2, \dots, k)$ 。

步骤 3: 计算各对象 $Q_j (j=1, 2, \dots, n)$ 与各初始聚类中心的距离 $L_j = |M_i - Q_j|$, 然后根据最小距离重新划分对象类型, 形成类型 $C_i (i=1, 2, \dots, N_i)$, N_i 为类型 C_i 中的对象数目。

步骤 4: 计算每个聚类均值作为更新后的聚类中心, 即

$$M_i = \sum_{x_k \in C_i} \frac{Q_k}{N_i} \quad (2)$$

步骤 5: 重复步骤 2 和 3, 直至聚类结果不再变化。

4 构建 SVM 预测模型

SVM 是根据有限样本信息,在模型的复杂性和学习能力之间寻找最佳折中,以求获得最好推广能力的数据挖掘方法。针对训练样本 (x_i, y_i) 建立满足精度要求的最优分类超平面,体现输入向量 x 与输出向量 y 之间的映射关系,以此处理回归预测和模式识别等诸多问题^[18]。SVM 的原理见附录 B。

发挥 SVM 在解决小样本、非线性的问题中特有的优势,把元胞属性和历史负荷值作为输入向量和输出向量来生成训练样本,通过 SVM 训练所构建的 SVM 预测模型能够体现元胞属性与元胞负荷之间复杂的映射关系。在负荷预测过程中,不但能够计及元胞负荷时序发展的规律,也能够利用元胞的多种属性与负荷值之间的密切联系。

多级聚类分析将属性相似的元胞归为一类,便于构建同一类元胞的预测模型,减小异类元胞对预测精度的影响。在 III 层级的同一类元胞中,以 $C(i, j)$ 在 t_k 年的街路距离、馈线负荷与用地信息等元胞属性 (X_1, X_2, X_3) 和历史年负荷值 $P_{ij, \max}$ 分别作为该类元胞训练样本的一组输入变量 x_{ijt_k} 和输出变量 y_{ijt_k} , 将该类元胞的训练样本输入 SVM 程序中进行训练,建立该类元胞相应的 SVM 预测模型。

在构建模型的过程中,采用高斯函数作为核函数,如式(3)所示。高斯核函数的选取是隐含的,每个支持向量会产生一个以其为中心的局部高斯函数,根据结构风险最小化原则能确定全局的基函数宽度。

$$K(x, x_z) = e^{-\frac{\|x - x_z\|^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

式中: x_z 为中心向量; $\|x - x_z\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - x_{z,i})^2}$; σ 为高斯核函数的覆盖宽度,需参数寻优确定。

预测模型中有惩罚系数 c 和高斯核函数的覆盖宽度 σ 这 2 个参数需确定。 c 为误差宽容度,该值越高则模型越不容许出现误差,其泛化能力越差; σ 为核函数的参数,反映了训练数据集的特性,隐含地决定输入向量映射到特征空间的分布,对于系统的泛化能力有影响。SVM 的性能在很大程度上受这 2 个参数的影响,因此选择合适的模型参数可使 SVM 得到很好的拟合效果。

采用遗传算法对 SVM 预测模型进行参数优化,其原理为随机选取一组参数 c 和 σ 构造初始群体;计算误差函数 $R(c, \sigma^2)$ 并设适应度为其倒数,选

择误差小(适应度大)的个体遗传给下一代;同时对于当前一代群体进行交叉、变异等遗传算法的处理,生成下一代群体,逐步修正 c 和 σ ;此时如适应度或进化代数达到指定值的要求,则结束寻优,否则循环至误差函数的步骤。

5 运用 SVM 模型实现 SLF

首先确定待预测元胞 $C'(i, j)$ 在 III 层级中的所属类型,然后把目标年待预测元胞 $C'(i, j)$ 的属性 (X_1', X_2', X_3') 作为输入向量 x_{ij}' , 代入相应类型元胞的 SVM 预测模型中,求出该元胞目标年的负荷最大值 $P_{ij, \max}'$, 对每个待预测元胞都执行以上步骤,求出目标年所有元胞的负荷最大值,实现 SLF。

6 实例分析

对东北某市的一个行政区进行预测。采用边长为 300 m 的正方形网格划分供电区域的方式生成元胞,如图 2 所示;以 2004—2007 年元胞年负荷最大值作为历史数据,对该区域内 380 个元胞 2008 年的负荷最大值进行预测。

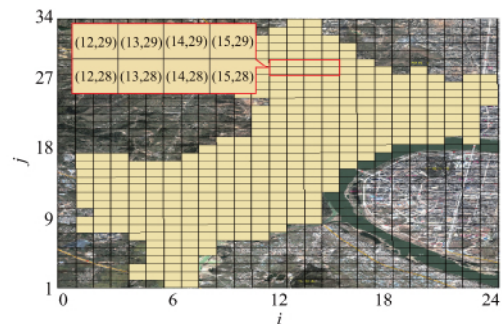


图 2 元胞生成示意图

Fig. 2 Diagram of cellular generation

该行政区内有吉林大街、解放路、长春路、越山路等 21 条主要街道,在所建立的电力地理信息系统中^[19]确定元胞与各街道的最短距离,将其作为属性 1 的元素,记为 $X_1 = \{x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,21}\}$ 。

该行政区的供电范围内有北大线、珲春线、长春线、红旗线等 28 条 10 kV 馈线,首先求取各馈线供电范围内的负荷密度以及元胞与各馈线重叠部分的面积,然后由各馈线在某元胞范围内的负荷值累加得到该元胞内所有馈线负荷之和,最后以 2004—2007 年各元胞内馈线负荷作为属性 2 的元素,记为 $X_2 = \{x_{2,1}, x_{2,2}, x_{2,3}, x_{2,4}\}$ 。

依据负荷特性将用地划分为 4 种类型:居民用地、商业用地、工业用地和其他用地,然后以元胞内各类用地所占面积的百分比作为属性 3 的元素,记

为 $X_3 = \{x_{3,1}, x_{3,2}, x_{3,3}, x_{3,4}\}$ 。

根据元胞属性集合进行多级聚类分析,所得的各层级内元胞聚类结果如图 3 所示,图 3(a)中不同颜色代表根据街道距离求得的 I 层级中的元胞聚类结果;图 3(b)中颜色深浅表示根据馈线负荷得到的 II 层级的元胞聚类结果;图 3(c)中不同纹理表示根据用地信息区分的 III 层级的元胞聚类结果。



(a) I 层级的元胞聚类结果



(b) II 层级的元胞聚类结果



(c) III 层级的元胞聚类结果

图 3 元胞多级聚类结果
Fig. 3 Cellular multi-level clustering results

经过样本训练和遗传算法参数寻优,对 III 层级的各类元胞建立对应的 SVM 预测模型。将待预测元胞的属性输入相应类型的预测模型中,得到目标年该元胞的负荷最大值,同时采用线性回归、灰色理论和指数平滑的预测方法与基于 MCA-SVM 的 SLF 方法作对比分析。鉴于版面,这里仅给出部分结果,完整结果见附录 A,表 1 为随机选取的元胞 2008 年负荷实际值和各方法的负荷预测结果。

求取各元胞负荷预测结果的相对误差,并统计各误差区间内元胞个数占待测区域内元胞总数的比例,用各区间所占比例的柱状图表示,如图 4 所示。

线性回归、指数平滑和灰色理论这 3 种方法预测结果的相对误差多数高于 30%,误差为 10% 以下的元胞数所占比例较小,见图 4(a)、图 4(b)和图 4(c),说明仅考虑负荷时间序列的预测方法^[20-22]并未挖掘负荷与相关因素之间关系,也没有对样本对象特性进行分析,致使预测误差普遍偏大;相比之下,基于 MCA-SVM 的 SLF 方法能够将误差控制在较低水平,其中有 276 个元胞预测值的相对误差小于 10%,占元胞总数(380 个)的 72.6%,由此挖掘元胞负荷与元胞属性之间的相关联系;针对不同类型元胞采用相应的预测模型,显著提升了 SLF 预测精度。

表 1 各方法的负荷预测结果
Table 1 Load forecasting results of different methods

元胞 序号	实际值/ kW	预测值/kW			
		线性回归	灰色理论	指数平滑	MCA-SVM
C(12,28)	312.67	194.45	202.41	186.11	273.68
C(12,29)	409.94	254.94	265.38	244.01	314.01
C(13,28)	439.01	273.01	284.19	261.31	332.69
C(13,29)	423.74	263.57	274.37	252.25	361.16
C(14,28)	506.17	488.81	612.92	410.21	567.17
C(14,29)	464.68	382.78	447.02	335.45	481.80
C(15,28)	525.71	498.12	618.58	420.16	583.04
C(15,29)	586.99	674.01	907.69	542.74	583.74

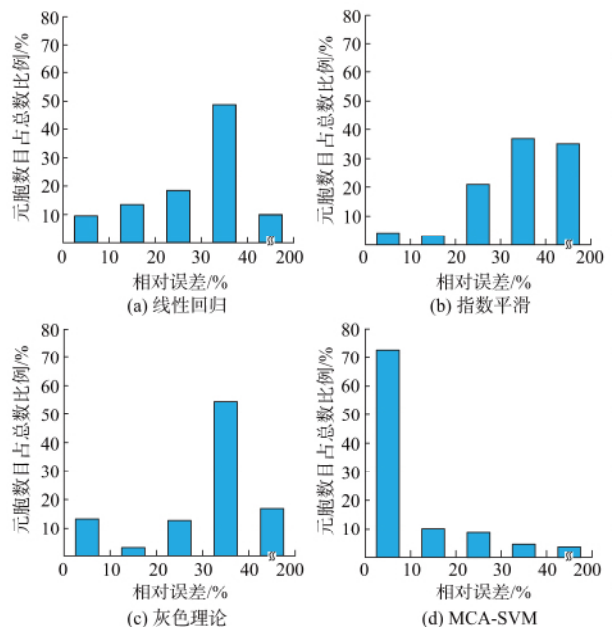


图 4 预测结果评估
Fig. 4 Forecasting result evaluation

7 结语

基于 MCA-SVM 的 SLF 方法是以“先聚类后预测”的方式实现的,对不同类型的元胞采用不同的

SVM 预测模型,可提高预测模型的泛化能力和预测精度。在工程实例中取得的成功得益于所采用的如下 3 种处理方法。

1)采用 SVM 理论在解决有限样本、非线性及高维识别问题中的优势,来挖掘负荷和元胞属性之间的相关联系,较好地利用了它们之间的规律性,为准确预测奠定了基础。

2)提出多级聚类分析方法,解决了不同属性的元素大小和权重影响聚类结果的问题;利用改进的 k -均值算法,避免了聚类数目和初始聚类中心对聚类结果产生的不良影响。

3)运用遗传算法对 SVM 预测模型进行参数优化,改善了预测模型的适应度。

附录见本刊网络版 (<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 王成山,肖峻,罗凤章.多层分区空间负荷预测结果综合调整的区间方法[J].电力系统自动化,2004,28(12):12-17.
WANG Chengshan, XIAO Jun, LUO Fengzhang. Interval-based multi-layer decomposed calibration method for spatial load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(12): 12-17.
- [3] 雷绍兰,孙才新,周涓,等.模糊粗糙集理论在空间电力负荷预测中的应用[J].电网技术,2005,29(9):26-30.
LEI Shaolan, SUN Caixin, ZHOU Quan, et al. Application of fuzzy rough set theory in spatial load forecasting[J]. Power System Technology, 2005, 29(9): 26-30.
- [4] WU H C, LU C N. A data mining approach for spatial modeling in small area load forecast[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2002, 17(2): 516-521.
- [5] 余健明,燕飞,杨文宇,等.基于模糊多目标多人决策的配电网空间负荷预测[J].电网技术,2006,30(7):48-52.
YU Jianming, YAN Fei, YANG Wenyu, et al. Spatial load forecasting of distribution network based on fuzzy multi-objective multi-person decision making [J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 48-52.
- [6] LI Cong, ZHANG Jianhua, ZHANG Guohua, et al. Spatial load forecasting based on generalized support vector machines and cellular automaton theory [J]. Sustainable Power Generation and Supply, 2009, 10(15): 1-6.
- [7] 刘自发,庞铨铨,王泽黎,等.基于云理论和元胞自动机理论的城市配电网空间负荷预测[J].中国电机工程学报,2013,33(10):98-105.
LIU Zifa, PANG Chengcheng, WANG Zeli, et al. Spatial load forecasting for distribution network based on cloud theory and cellular automata[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(10): 98-105.
- [8] 肖白,杨修宇,穆钢,等.基于元胞历史数据的负荷密度指标法[J].电网技术,2014,38(4):1014-1019.
XIAO Bai, YANG Xiuyu, MU Gang, et al. The load density index method based on the historical data of cellular[J]. Power System Technology, 2014, 38(4): 1014-1019.
- [9] 朱凤娟,王主丁,陆俭,等.考虑小区发展不平衡的空间负荷预测分类分区法[J].电力系统自动化,2012,36(12):41-47.
ZHU Fengjuan, WANG Zhuding, LU Jian, et al. Disequilibrium development areas based classification and subarea method for spatial load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(12): 41-47.
- [10] 刘自发,庞铨铨,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,2013,36(13):56-60.
LIU Zifa, PANG Chengcheng, WEI Jianwei, et al. Index calculation of load density based on IAHP and TOPSIS method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 36(13): 56-60.
- [11] 肖白,穆钢,黎平,等.空间负荷预测中的负荷时序消差方法[J].电力系统自动化,2010,34(16):50-54.
XIAO Bai, MU Gang, LI Ping, et al. A time series mismatch corrective method for spatial load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(16): 50-54.
- [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. Spatial load forecasting based on load decomposition and support vector machine[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2008, 27(1): 40-43.
- [13] 周涓,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.
- [14] 王天华,王平洋,范明天.遗传算法、模糊逻辑和运输模型在配电网空间负荷预测中的应用[J].电网技术,1999,23(1):24-28.
WANG Tianhua, WANG Pingyang, FAN Mingtian. Application of genetic algorithm, fuzzy logic and transshipment model to spatial load forecasting for distribution planning[J]. Power System Technology, 1999, 23(1): 24-28.
- [15] 肖白,黎平.最佳电力负荷空间分辨率的获取方法[J].中国电机工程学报,2010,30(34):50-56.
XIAO Bai, LI Ping. Method for acquiring optimum spatial resolution of electric load[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(34): 50-56.
- [16] 肖白,黎平.城网空间电力负荷预测中的负荷规律性分析[J].电网技术,2009,33(20):113-118.
XIAO Bai, LI Ping. A load regularity analysis on spatial load forecasting of urban power system [J]. Power System Technology, 2009, 33(20): 113-118.

- [17] 陈凡,刘海涛,黄正,等. 基于改进 k -均值聚类的负荷概率模型[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(22): 128-133.
CHEN Fan, LIU Haitao, HUANG Zheng, et al. Probabilistic load model based on improved k -means clustering algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(22): 128-133.
- [18] 严欢,卢继平,覃俏云,等. 基于多属性决策和支持向量机的风电功率非线性组合预测[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(10): 29-34.
YAN Huan, LU Jiping, TAN Qiaoyun, et al. A nonlinear combined model for wind power forecasting based on multi-attribute decision-making and support vector machine[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(10): 29-34.
- [19] 肖白,穆钢,杨右虹,等. 基于 GIS 的空间电力负荷预测平台的研究与开发[J]. 中国电力, 2010, 43(10): 53-56.
XIAO Bai, MU Gang, YANG Youhong, et al. R&D of spatial load forecasting platform based on GIS[J]. Electric Power, 2010, 43(10): 53-56.
- [20] 康重庆,夏清,张伯明. 电力系统负荷预测研究综述与发展方向的探讨[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(17): 1-11.
KANG Chongqing, XIA Qing, ZHANG Boming. Review of power system load forecasting and its development[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(17): 1-11.
- [21] 肖白,徐潇,穆钢,等. 空间负荷预测中确定元胞负荷最大值的概率谱方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(21): 47-52.
XIAO Bai, XU Xiao, MU Gang, et al. A probability spectrum method for ascertaining maximal value of cellular load in spatial load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(21): 47-52.
- [22] 牛东晓,魏亚楠. 基于 FHNN 相似日聚类自适应权重的短期电力负荷组合预测[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(3): 54-57.
NIU Dongxiao, WEI Yanan. Short-term power load combinatorial forecast adaptively weighted by FHNN similar-day clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(3): 54-57.

肖 白(1973—),男,通信作者,博士,教授,主要研究方向:电力系统规划、空间负荷预测、风险评估、继电保护等。
E-mail: xbxiaobai@126.com

聂 鹏(1989—),男,硕士研究生,主要研究方向:城市电网规划、电力系统负荷预测。E-mail: nipple1989@163.com

穆 钢(1957—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:新能源发电领域、电力系统稳定分析与控制。E-mail: mg@mail.nedu.edu.cn

(编辑 孔丽蓓)

A Spatial Load Forecasting Method Based on Multilevel Clustering Analysis and Support Vector Machine

XIAO Bai¹, NIE Peng¹, MU Gang¹, WANG Ji², TIAN Li²

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China;

2. State Grid Jilin Power Supply Company, Jilin 132001, China)

Abstract: In order to make full use of the relationship between the cellular load and cellular properties to improve the results of spatial load forecasting (SLF), a method of SLF based on multilevel clustering analysis and support vector machine (MCA-SVM) is proposed. Firstly, cells are generated and their properties set are established. The cells are classified by multilevel clustering analysis according to the properties, where k -means algorithm is used to determine the clustering number and the initial clustering centers. Secondly, the forecasting models based on support vector machine are developed for different cellular types. Meanwhile the genetic algorithm is used to optimize the parameters of the models for improving their fitness. Finally, the cellular properties are substituted into the models as input vectors to forecast the maximal load in the target year for all the cells, realizing spatial load forecasting. An actual SLF case shows the practicality and effectiveness of the proposed method.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51177009) and Jilin Provincial Natural Science Foundation of China (No. 20140101079JC).

Key words: spatial load forecasting (SLF); multilevel clustering analysis; support vector machine; genetic algorithm; cellular load

国务院印发《中国制造 2025》

日前,国务院正式印发《中国制造 2025》。据悉,《中国制造 2025》在推动电力装备方面,要求推动大型高效超净排放煤电机组产业化和示范应用;进一步提高超大容量水电机组、核电机组、重型燃气轮机制造水平;推进新能源和可再生能源装备、先进储能装置、智能电网用输变电及用户端设备发展;突破大功率电力电子器件、高温超导材料等关键元器件和材料的制造及应用技术,形成产业化能力。

【来源人民网】