



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109858667 A

(43)申请公布日 2019.06.07

(21)申请号 201811574409.9

(22)申请日 2018.12.21

(71)申请人 国网江苏省电力有限公司苏州供电公司

地址 215004 江苏省苏州市姑苏区劳动路555号

(72)发明人 戴康 蔡云峰 苗键强 余陈刚 江海燕 童充

(74)专利代理机构 北京智绘未来专利代理事务所(普通合伙) 11689

代理人 张红莲

(51)Int.Cl.

G06Q 10/04(2012.01)

G06Q 50/06(2012.01)

G06K 9/62(2006.01)

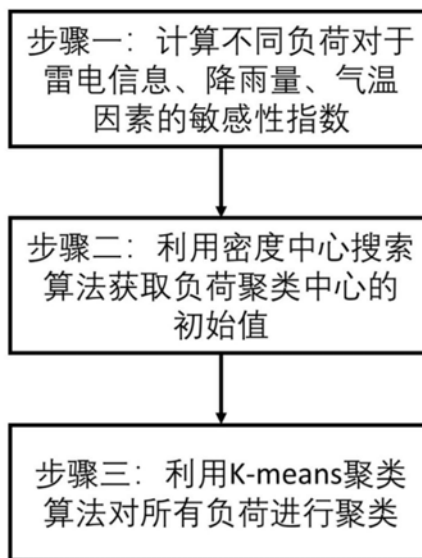
权利要求书4页 说明书6页 附图2页

(54)发明名称

一种基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法

(57)摘要

本发明属于智能用电技术领域,提供了一种基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,包括:依次进行短期负荷对于雷电信息的敏感性、负荷对于降雨量信息的敏感性、负荷对于气温信息的敏感性分析,计算相应的负荷敏感指数;基于密度聚类的聚类中心搜索算法,自适应地计算出不同类别短期负荷的聚类中心;在获取所述聚类中心初始点之后,利用K-means对短期负荷序列进行聚类计算。与现有技术相比,有效降低了聚类算法中的迭代过程,提升了聚类算法计算速度,并且增强了雷电气候下负荷预测的精度,为电力系统运行分析提供了有效工具。



1. 一种基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其特征在于,包括以下步骤:

步骤一:依次进行短期负荷对于雷电信息的敏感性、负荷对于降雨量信息的敏感性、负荷对于气温信息的敏感性分析,计算相应的负荷敏感指数;

步骤二:基于密度聚类的聚类中心搜索算法,自适应地计算出不同类别短期负荷的聚类中心;

步骤三:在获取聚类中心初始点之后,利用K-means对短期负荷序列进行聚类计算。

2. 根据权利要求1所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其特征在于,所述步骤一进一步包括:

对于短期负荷进行分解,将其分解为不同的组成分量;

对于计算得到的敏感指数进行标准化处理,选择不同的训练集,通过回归模型进行参数训练;

分别得到从某一项具体的气象信息到短期负荷的函数映射关系,计算相应的气象敏感负荷以及所述相应的负荷气象敏感指数。

3. 根据权利要求2所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其特征在于,所述回归模型包括人工神经网络、支持向量机、多元线性回归其中之一。

4. 根据权利要求2所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其特征在于,所述短期负荷对所述雷电、降雨量、气温信息的敏感指数分析计算步骤包括:

步骤S1,短期负荷分解为与当日日期和时刻相关的固定分量、气象因素敏感分量和随机分量三部分:

$$Y_{i,t} = T_{i,t} + S_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

上式(1)中, $Y_{i,t}$ 为第*i*个用户在时刻*t*的实时负荷, $T_{i,t}$ 、 $S_{i,t}$ 、 $\varepsilon_{i,t}$ 分别为与当日日期和时刻相关的固定分量、气象敏感分量、随机分量;

步骤S2,对得到的去除日期固定分量后的短期负荷,降雨量、气温、雷电信息气象数据进行标准化处理;

步骤S3,通过选取不同的训练数据集,为下一步的回归模型参数训练提供基础;

步骤S4,根据选取的数据集,利用人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、多元线性回归(MLR)回归模型进行参数训练,分别得到从某一项具体的气象信息到短期负荷的函数映射关系,分别记为: $Y'_{i,t} = f_{ANN}(W_{i,t}, D_{i,t})$, $Y'_{i,t} = f_{SVM}(W_{i,t}, D_{i,t})$, $Y'_{i,t} = f_{MLF}(W_{i,t}, D_{i,t})$;其中, $Y'_{i,t}$ 表示第*i*个用户在时刻*t*的短期负荷, $W_{i,t}$ 表示第*i*个用户在时刻*t*具体的气象信息, $D_{i,t}$ 表示时刻*t*当天所属的日类型;

步骤S5,根据气象学和统计数据,确定基本不出现气象敏感的气象条件,计算为第*i*个用户的某一项具体气象条件的敏感负荷;

在S6中,定义第*i*个用户的某一项具体的气象敏感指数为单位变化量时对应的负荷增减变化量;

采用上述步骤S1到步骤S6的分析步骤,计算得到所述雷电、降雨量、气温信息为单位变化量时对应的负荷增减变化量。

5. 根据权利要求4所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其特征在于,步骤S1进一步包括:

将与当日日期和时刻相关的固定分量分离出来,对每个用户的实时负荷曲线进行

ARIMA分解:

$$Y_{i,d} = T_{i,d} + S_{i,d} + H_{i,d} \quad (2)$$

上式(2)中, $Y_{i,d}$ 为第*i*个用户在日期*d*的实时负荷时间序列, $T_{i,d}$ 、 $S_{i,d}$ 、 $H_{i,d}$ 分别为由实时负荷时间序列分解得到的日期固定分量、日内周期性分量、不规则分量;

得到剥离日期固定分量的短期负荷时间序列:

$$Y'_{i,t} = Y_{i,t} - T_{i,t} = S_{i,t} + \varepsilon_{i,t} = f(W_{i,t}, D_{i,t}) \quad (3)$$

上式(3)中, $Y'_{i,t}$ 表示第*i*个用户去除日期固定分量后的短期负荷时间序列, 表示为气象与当日类型的函数 $f(\cdot)$ 。 $W_{i,t}$ 表示时刻*t*某一项具体的气象条件, 如气温、降雨量、雷电信息, $D_{i,t}$ 表示当日所处的日类型。

6. 根据权利要求4所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法, 其特征在于, 步骤S2进一步包括:

对于得到的去除日期固定分量后的短期负荷、降雨量、气温、雷电信息依次进行标准化处理, 使得短期负荷、降雨量、气温、雷电信息分别都各自线性映射到 $[0, 1]$ 之间, 对于某一项具体的待标准化处理量, 采用的线性映射方法如下所示:

$$x'_{i,t} = \frac{x_{i,t} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (4)$$

上式(4)中, $x_{i,t}$ 为第*i*个用户在时刻*t*的原始数据, $x_{i\min}$ 为第*i*个用户的相关原始数据的最小值, $x_{i\max}$ 为第*i*个用户的相关原始数据的最大值, $x'_{i,t}$ 为标准化后的第*i*个用户的数据, x 表示短期负荷、降雨量、气温、雷电信息。

7. 根据权利要求4所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法, 其特征在于, 步骤S3进一步包括:

当需要对正常工作日的短期负荷序列与某一项具体的气象信息进行回归分析时, 训练样本均需分别来自于正常工作日; 当需要对双休日或者节假日与某一项具体的气象信息进行回归分析时, 训练样本由双休日或者节假日组成。

8. 根据权利要求4所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法, 其特征在于, 步骤S4进一步包括:

通过交叉验证统计人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、多元线性回归(MLR)回归三种方案的拟合效果, 记拟合相对均方根误差分别为 $RMSE_{ANN}$ 、 $RMSE_{SVM}$ 、 $RMSE_{MLR}$, 其定义分别如下所示:

$$RMSE_{ANN} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{i,ANN}^F - x_i)^2}{n-1}}$$

$$RMSE_{SVM} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{i,SVM}^F - x_i)^2}{n-1}}$$

$$RMSE_{MLF} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{i,MLF}^F - x_i)^2}{n-1}}$$

其中, $x_{i,ANN}^F$ 表示通过神经网络方案预测得到的第*i*个样本的预测值, $x_{i,SVM}^F$ 表示通过支持向量机方案预测得到的第*i*个样本的预测值, $x_{i,MLF}^F$ 表示通过多元线性回归方案预测得到的第*i*个样本的预测值, x_i 表示第*i*个样本的真实值, n 表示预测的样本的总数量;

利用三者的加权平均表示从某一项具体的气象条件和短期负荷序列的函数映射关系:

$$Y'_{i,t} = f(W_{i,t}, D_{i,t}) = \omega_{ANN} f_{ANN}(W_{i,t}, D_{i,t}) + \omega_{SVM} f_{SVM}(W_{i,t}, D_{i,t}) + \omega_{MLR} f_{MLR}(W_{i,t}, D_{i,t}) \quad (5)$$

上式(5)中, ω_{ANN} 、 ω_{SVM} 、 ω_{MLR} 分别为神经网络、支持向量机、多元线性回归对应的权重, 根据拟合相对均方根误差确定:

$$\omega_{ANN} = \frac{1/RMSE_{ANN}}{1/RMSE_{ANN} + 1/RMSE_{SVM} + 1/RMSE_{MLR}} \quad (6)$$

$$\omega_{SVM} = \frac{1/RMSE_{SVM}}{1/RMSE_{ANN} + 1/RMSE_{SVM} + 1/RMSE_{MLR}} \quad (7)$$

$$\omega_{MLR} = \frac{1/RMSE_{MLR}}{1/RMSE_{ANN} + 1/RMSE_{SVM} + 1/RMSE_{MLR}} \quad (8)$$

9. 根据权利要求4所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法, 其特征在于, 步骤S5中所述计算为第*i*个用户的某一项具体气象条件的敏感负荷计算方法为:

$$B_{i,t} = f(W_{i,t}, D_{i,t}) - f(W_{i0}, D_{i,t}) \quad (9)$$

上式中, $B_{i,t}$ 表示第*i*个用户在时刻*t*的某一项具体气象条件的敏感负荷, $W_{i,t}$ 表示第*i*个用户在时刻*t*具体的气象信息, $D_{i,t}$ 表示时刻*t*当天所属的日类型。

10. 根据权利要求4所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法, 其特征在于, 步骤S6中所述定义第*i*个用户的某一项具体的气象敏感指数为单位变化量时对应的负荷增减变化量计算方法为:

$$WI_{i,T} = \frac{B_{i,T}}{T_{i,T} - T_{i0}} \quad (10)$$

上式中, $WI_{i,T}$ 表示第*i*个用户负荷在特定时刻内的某一项具体气象条件的敏感指数; $T_{i,t}$ 、 T_{i0} 为第*i*个用户某一项具体的气象条件的实际值和基准值。

11. 根据权利要求1所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法, 其特征在于, 所述步骤二进一步包括:

对于每一个所述短期负荷在所述雷电、降雨量、气温信息下的敏感性指数, 依次计算其局部密度和相对距离, 找到每一类别所属的类簇中心, 剩余的每个点被归属到更高密度的最近邻所属类簇。

12. 根据权利要求10所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法, 其特征在于, 所述步骤二具体包括:

对于每一个数据点,计算两个量:点的局部密度和该点到具有更高局部密度的点的距离;

数据点的局部密度的定义通过下式给出:

$$\rho_i = \sum_{j=1}^N \chi(d_{ij} - d_c) \quad (11)$$

其中 $\chi(x) = \begin{cases} 1 & x < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$, d_{ij} 表示数据点间的距离, d_c 表示是一个截断距离, ρ_i 等于与点

i 的距离小于 d_c 的点的个数;

数据点的 δ_i 被定义为点到任何比其密度大的点的距离的最小值:

$$\delta_i = \min_{j: \rho_j > \rho_i} (d_{ij}) \quad (11)$$

对于密度最大的点, $\delta_i = \max_j (d_{ij})$ 。

对于每一个短期负荷在雷电、降雨量、气温信息下的敏感性指数,都可以得到其局部密度和相对距离,记作 $A_i(\rho_i, \delta_i)$ 。

13. 根据权利要求1所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其特征在在于,所述步骤三进一步包括:

选择由基于所述密度聚类的聚类中心搜索算法获取的 k 个数据对象作为初始聚类中心;

根据簇中对象的平均值,将每个对象赋给最类似的簇;

更新簇的平均值,即计算所述每个对象簇中对象的平均值;

计算聚类准则函数 E ,判断该聚类准则函数是否已经收敛;

如果聚类准则函数已经收敛,则输出相应的聚类结果。

14. 根据权利要求13所述的基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其特征在在于,所述聚类准则函数 E 定义如下:

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{l=1}^n \|x_l^j - C_j\|^2 \quad (12)$$

上式中, x_l^j 表示属于第 j 个聚类中心的第 l 个对象的值, C_j 表示第 j 个聚类中心的值。

一种基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法

技术领域

[0001] 本发明属于智能用电技术领域,涉及一种基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法。

背景技术

[0002] 电能人们在生产和生活中发挥着越来越重要的作用。在我国能源体系的转型时期,作为经济发展风向标的电力负荷的增长方式也出现了新的变化。而在绿色发展的要求下,面对现阶段的经济大环境,准确的电力负荷预测是能源市场经济的必然需要,是引导能源市场经济有序性的必然要求。对电力需求预期过高可能导致大量资源如发电资源、需求响应资源等的浪费;对电力需求预期过低可能带来电力供应短缺,甚至危害发电机组和电力系统的安全运行。

[0003] 电力需求受到影响是多方面的。尤其在雷电气候下,各种不同类型的电力用户表现的用电特征各不相同,因而导致不同类型的电力负荷在雷电气候下的表现差异显著,进而对雷电气候下的电力系统负荷预测也提出了更高的要求。

[0004] 但是,传统的气象等外界条件对于电力负荷影响的分析方法局限性较大。具体而言,一方面,传统的分析方法一般需要依赖于较多的历史数据,而雷电气候下的负荷敏感性分析领域,由于历史数据较少,负荷变化的随机性增大,相关分析结果往往不够理想;另一方面,传统的分析方法对于负荷敏感性的分析中,负荷的划分往往不够细致,没有针对不同类型的具体用户负荷针对性地设计专门的分析方法。

[0005] 鉴于此,技术人员希望能够利用同一个雷电气候影响区域内,不同类型的用电负荷在外界环境影响下表现的差异性,设计一种基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法。从而自适应地将在雷电气候下对外界环境影响表现不同的负荷划分为不同的类别,进而为每一种类型的负荷数据负荷分析和预测,提供独立且多样化的负荷模型,并提高数据的利用价值。

发明内容

[0006] 为了克服上述现有技术的不足,本发明的目的是提供一种基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其能够基于雷电气候下雷电、气温、降雨量等外界因素对负荷的影响,实现短期负荷的自适应聚类。从而可以对每一类负荷,采取针对性的负荷预测方法,增强了雷电气候下负荷预测的精度。同时,本发明通过聚类得到的雷电气候下不同类别的短期负荷模型,为电力系统运行分析提供了有效工具。

[0007] 为了事项上述目的本发明所采用的技术方案为:一种基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法,其特征在于包括以下步骤:

[0008] 步骤一:依次进行短期负荷对于雷电信息的敏感性、负荷对于降雨量信息的敏感性、负荷对于气温信息的敏感性分析,计算相应的负荷敏感指数;

[0009] 步骤二:基于密度聚类的聚类中心搜索算法,自适应地计算出不同类别短期负荷

的聚类中心；

[0010] 步骤三：在获取聚类中心初始点之后，利用K-means对短期负荷序列进行聚类计算。

[0011] 优选地，所述步骤一进一步包括：对于短期负荷进行分解，将其分解为不同的组成分量；对于计算得到的敏感指数进行标准化处理，选择不同的训练集，通过回归模型进行参数训练；分别得到从某一项具体的气象信息到短期负荷的函数映射关系，计算相应的气象敏感负荷以及所述相应的负荷气象敏感指数。

[0012] 优选地，所述短期负荷对所述雷电、降雨量、气温信息的敏感指数分析计算步骤包括：步骤S1，短期负荷分解为与当日日期和时刻相关的固定分量、气象因素敏感分量和随机分量三部分；步骤S2，对得到的去除日期固定分量后的短期负荷，降雨量、气温、雷电信息气象数据进行标准化处理；步骤S3，通过选取不同的训练数据集，为下一步的回归模型参数训练提供基础；步骤S4，根据选取的数据集，利用人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、多元线性回归(MLR)回归模型进行参数训练，分别得到从某一项具体的气象信息到短期负荷的函数映射关系，步骤S5，根据气象学和统计数据，确定基本不出现气象敏感的气象条件，计算为第i个用户的某一项具体气象条件的敏感负荷；在S6中，定义第i个用户的某一项具体的气象敏感指数为单位变化量时对应的负荷增减变化量；采用上述步骤S1到步骤S6的分析步骤，计算得到所述雷电、降雨量、气温信息为单位变化量时对应的负荷增减变化量。

[0013] 优选地，所述步骤二进一步包括：对于每一个所述短期负荷在所述雷电、降雨量、气温信息下的敏感性指数，依次计算其局部密度和相对距离，找到每一类别所属的类簇中心，剩余的每个点被归属到更高密度的最近邻所属类簇。

[0014] 优选地，所述步骤三进一步包括：选择由基于所述密度聚类的聚类中心搜索算法获取的k个数据对象作为初始聚类中心；根据簇中对象的平均值，将每个对象赋给最类似的簇；更新簇的平均值，即计算所述每个对象簇中对象的平均值；计算聚类准则函数E，判断该聚类准则函数是否已经收敛；如果聚类准则函数已经收敛，则输出相应的聚类结果。

[0015] 与现有技术相比，本发明的有益效果在于：(1)考虑了雷电气候信息对于短期负荷的影响，得到每一个用户雷电气候信息的敏感负荷；(2)通过“搜索密度中心——实现负荷聚类”的两步聚类算法，降低了聚类算法中的迭代次数。

[0016] 本发明对于电力系统安全经济稳定运行的意义在于：(1)通过分析雷电气候下外界因素对负荷的影响，实现了负荷的聚类，从而可以对每一类负荷，采取针对性的负荷预测方法，增强了雷电气候下负荷预测的精度；(2)通过聚类得到的雷电气候下不同类别的短期负荷模型，为电力系统运行分析提供了有效工具。

附图说明

[0017] 下面结合附图和具体实施例对本发明作进一步的详细说明：

[0018] 图1为基于雷电气候对负荷影响的短期负荷聚类方法的实施流程图；

[0019] 图2为短期负荷对某一项具体气象条件(雷电、降雨量、气温信息)的敏感指数分析计算流程图；

[0020] 图3为基于密度聚类的聚类中心搜索算法示意图。

具体实施方式

[0021] 本发明的实施方式分为短期负荷对雷电、降雨量、气温信息的敏感指数分析计算，利用密度中心搜索算法获取负荷聚类中心的初始值，和利用K-means聚类算法对所有负荷进行聚类三个步骤。

[0022] 步骤一：在本步骤中，依次进行负荷对于雷电信息的敏感性、负荷对于降雨量信息的敏感性、负荷对于气温信息的敏感性分析，计算相应的负荷敏感指数。在分析短期负荷对于某一特定气象信息的敏感性时，采取的分析步骤如图2所示。

[0023] 在步骤S1中，认为短期负荷可以分解与当日日期和时刻相关的固定分量、气象因素敏感分量和随机分量等三部分：

$$[0024] \quad Y_{i,t} = T_{i,t} + S_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

[0025] 上式中， $Y_{i,t}$ 为第i个用户在时刻t的实时负荷， $T_{i,t}$ 、 $S_{i,t}$ 、 $\varepsilon_{i,t}$ 分别为与当日日期和时刻相关的固定分量、气象敏感分量、随机分量。

[0026] 首先，需要将当日日期和时刻相关的固定分量分离出来，此处采用自回归积分滑动平均ARIMA模型对实时负荷组成的负荷序列进行分解。对每个用户的实时负荷曲线进行ARIMA分解：

$$[0027] \quad Y_{i,d} = T_{i,d} + S_{i,d} + H_{i,d} \quad (2)$$

[0028] 上式中， $Y_{i,d}$ 为第i个用户在日期d的实时负荷时间序列， $T_{i,d}$ 、 $S_{i,d}$ 、 $H_{i,d}$ 分别为由实时负荷时间序列分解得到的日期固定分量、日内周期性分量、不规则分量。

[0029] 于是可以认为日期固定分量保持不变，日期固定分量是实时负荷的基准量，与气象敏感负荷无关，可以先在短期负荷中剥离出来。

[0030] 最终可以得到剥离日期固定分量的短期负荷时间序列：

$$[0031] \quad Y'_{i,t} = Y_{i,t} - T_{i,t} = S_{i,t} + \varepsilon_{i,t} = f(W_{i,t}, D_{i,t})$$

$$[0032] \quad (3)$$

[0033] 上式中， $Y'_{i,t}$ 表示第i个用户去除日期固定分量后的短期负荷时间序列，可以表示为气象与当日类型的函数 $f(\cdot)$ 。 $W_{i,t}$ 表示时刻t某一项具体的气象条件，例如气温、降雨量、雷电信息等。 $D_{i,t}$ 表示当日所处的日类型。

[0034] 在步骤S2中，对于得到的去除日期固定分量后的短期负荷、降雨量、气温、雷电信息依次进行标准化处理，使得短期负荷、降雨量、气温、雷电信息分别都各自线性映射到[0, 1]之间，对于某一项具体的待标准化处理量，采用的线性映射方法如下所示：

$$[0035] \quad x'_{i,t} = \frac{x_{i,t} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (4)$$

[0036] 上式中， $x_{i,t}$ 为第i个用户在时刻t的原始数据， $x_{i\min}$ 为第i个用户的相关原始数据的最小值， $x_{i\max}$ 为第i个用户的相关原始数据的最大值， $x'_{i,t}$ 为标准化后的第i个用户的数据。 x 表示短期负荷、降雨量、气温、雷电信息等。

[0037] 在步骤S3中，通过选取不同的训练数据集，为下一步的回归模型参数训练提供基础。具体的选择方式如下：当需要对正常工作日的短期负荷序列与某一项具体的气象信息进行回归分析时，训练样本均需分别来自于正常工作日；当需要对双休日或者节假日与某

一项具体的气象信息进行回归分析时,训练样本由双休日或者节假日组成。

[0038] 在步骤S4中,根据选取的数据集,利用人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、多元线性回归(MLR)等回归模型进行参数训练,分别得到从某一项具体的气象信息到短期负荷的函数映射关系,分别记为: $Y'_{i,t}=f_{ANN}(W_{i,t},D_{i,t})$, $Y'_{i,t}=f_{SVM}(W_{i,t},D_{i,t})$, $Y'_{i,t}=f_{MLF}(W_{i,t},D_{i,t})$ 。其中, $Y'_{i,t}$ 表示第*i*个用户在时刻*t*的短期负荷, $W_{i,t}$ 表示第*i*个用户在时刻*t*具体的气象信息, $D_{i,t}$ 表示时刻*t*当天所属的日类型。通过交叉验证统计三种方案的拟合效果,记拟合相对均方根误差分别为 $RMSE_{ANN}$, $RMSE_{SVM}$, $RMSE_{MLR}$,其定义分别如下所示:

$$[0039] \quad RMSE_{ANN} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{i,ANN}^F - x_i)^2}{n-1}}$$

$$[0040] \quad RMSE_{SVM} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{i,SVM}^F - x_i)^2}{n-1}}$$

$$[0041] \quad RMSE_{MLF} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{i,MLF}^F - x_i)^2}{n-1}}$$

[0042] 其中, $x_{i,ANN}^F$ 表示通过人工神经网络方案预测得到的第*i*个样本的预测值, $x_{i,SVM}^F$ 表示通过支持向量机方案预测得到的第*i*个样本的预测值, $x_{i,MLF}^F$ 表示通过多元线性回归方案预测得到的第*i*个样本的预测值, x_i 表示第*i*个样本的真实值, n 表示预测的样本的总数量。

[0043] 最终利用三者的加权平均表示从某一项具体的气象条件和短期负荷序列的函数映射关系:

$$[0044] \quad Y'_{i,t}=f(W_{i,t},D_{i,t}) = \omega_{ANN}f_{ANN}(W_{i,t},D_{i,t}) + \omega_{SVM}f_{SVM}(W_{i,t},D_{i,t}) + \omega_{MLR}f_{MLR}(W_{i,t},D_{i,t})$$

$$[0045] \quad (5)$$

[0046] 上式中, ω_{ANN} 、 ω_{SVM} 、 ω_{MLR} 分别为神经网络、支持向量机、多元线性回归对应的权重,根据拟合相对均方根误差确定:

$$[0047] \quad \omega_{ANN} = \frac{1/RMSE_{ANN}}{1/RMSE_{ANN} + 1/RMSE_{SVM} + 1/RMSE_{MLR}} \quad (6)$$

$$[0048] \quad \omega_{SVM} = \frac{1/RMSE_{SVM}}{1/RMSE_{ANN} + 1/RMSE_{SVM} + 1/RMSE_{MLR}} \quad (7)$$

$$[0049] \quad \omega_{MLR} = \frac{1/RMSE_{MLR}}{1/RMSE_{ANN} + 1/RMSE_{SVM} + 1/RMSE_{MLR}} \quad (8)$$

[0050] 在步骤S5中,根据气象学和统计数据,确定基本不出现气象敏感的气象条件 W_{i0} ,从而可以计算为第*i*个用户的某一项具体气象条件的敏感负荷:

$$[0051] \quad B_{i,t}=f(W_{i,t},D_{i,t})-f(W_{i0},D_{i,t}) \quad (9)$$

[0052] 在S6中,定义第*i*个用户的某一项具体的气象敏感指数为单位变化量时对应的负

荷增减变化量:

$$[0053] \quad WI_{i,T} = \frac{B_{i,t}}{T_{i,t} - T_{i0}} \quad (10)$$

[0054] 上式中, $WI_{i,T}$ 表示第*i*个用户负荷在特定时刻内的某一项具体气象条件的敏感指数; $T_{i,t}$ 、 T_{i0} 为第*i*个用户某一项具体的气象条件额实际值和基准值。

[0055] 在短期负荷对于雷电信息的敏感性分析、短期负荷对于降雨量信息的敏感性分析、以及短期负荷对于气温信息的敏感性分析中,均采用上述步骤S1到步骤S6的分析步骤,计算得到雷电、降雨量、气温信息为单位变化量时对应的负荷增减变化量。

[0056] 步骤二:在本步骤中,基于密度聚类的聚类中心搜索算法,自适应地计算出不同类别短期负荷的聚类中心。

[0057] 首先,对于某一类待聚类的数据样本而言,数据的聚类中心被具有较低局部密度的邻居点包围,且与具有更高密度的任何点有相对较大的距离。因而,对于每一个数据点,要计算两个量:点的局部密度和该点到具有更高局部密度的点的距离。这两个值都取决于数据点间的距离 d_{ij} 。数据点的局部密度的定义通过下式给出:

$$[0058] \quad \rho_i = \sum_{j=1}^N \chi(d_{ij} - d_c) \quad (11)$$

[0059] 其中 $\chi(x) = \begin{cases} 1 & x < 0 \\ 0 & otherwise \end{cases}$, d_c 表示是一个截断距离。基本上, ρ_i 等于与点*i*的距离小于 d_c 的点的个数,算法只对不同点的 ρ_i 的相对大小敏感,这意味着对于分析结果对于 d_c 的选择有很好鲁棒性。

[0060] 数据点的 δ_i 被定义为点到任何比其密度大的点的距离的最小值:

$$[0061] \quad \delta_i = \min_{j: \rho_j > \rho_i} (d_{ij}) \quad (11)$$

[0062] 对于密度最大的点,我们可以得到 $\delta_i = \max_j (d_{ij})$ 。

[0063] 于是,对于每一个短期负荷在雷电、降雨量、气温信息下的敏感性指数,都可以得到其局部密度和相对距离,记作 $A_i (\rho_i, \delta_i)$ 。图3的示例展示了算法的核心思想。图3A展示了二维空间中的28个点。可以发现点1和点10的密度最大,故将其作为类簇中心。图3B展示了对于每一个点的 δ_i 作为 ρ_i 的函数的图示,称其为决策图。

[0064] 从图3中可以发现,点9和点10的 ρ 值相似,但 δ 值却有很大差别:点9属于点1的类簇,其它几个有更高 ρ 值的点距其很近,然而比点10有更高 ρ 值的最近邻点属于其它的类簇。只有具有高 ρ 值和相对较高 δ 值的点才是类簇中心。类簇中心找到后,剩余的每个点被归属到它的有更高密度的最近邻所属类簇。因此,类簇分配只需一步即可搜索得到所有聚类中心,不需要对目标函数进行反复迭代优化。

[0065] 步骤三:在获取聚类中心初始点之后,利用K-means对短期负荷序列进行聚类计算。K-means聚类算法是最为经典的,同时也是使用最为广泛的一种基于类划分的聚类算法,它属于基于距离的聚类算法。这类算法通常是由距离比较相近的对象组成簇,把得到紧凑而且独立的簇作为最终目标。其本质上属于一种动态聚类算法,也称作逐步聚类法,该算

法的一个比较显著的特点就是迭代过程,每次都要考察对每个样本数据的分类正确与否,如果不正确,就要进行调整。当调整完全部的数据对象之后,再来修改中心,最后进入下一次迭代的过程中。若在一个迭代中,所有的数据对象都已经被正确的分类,那么就不会有调整,聚类中心也不会改变,聚类准则函数也表明已经收敛,那么该算法就成功结束。

[0066] 其具体的工作步骤如下:

[0067] (1) 选择由基于密度聚类的聚类中心搜索算法获取的k个数据对象作为初始聚类中心

[0068] (2) 根据簇中对象的平均值,将每个对象赋给最类似的簇

[0069] (3) 更新簇的平均值,即计算每个对象簇中对象的平均值

[0070] (4) 计算聚类准则函数E,聚类准则函数E定义如下:

$$[0071] \quad E = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^j - C_j\|^2 \quad (12)$$

[0072] (公式中参数的含义需要具体限定)

[0073] 上式中, x_i^j 表示属于第j个聚类中心的第i个对象的值, C_j 表示第j个聚类中心的值。

[0074] (5) 重复步骤(2)-(4),直到准则函数E值收敛

[0075] 通过以上步骤一至步骤三,可以基于雷电气候下雷电、气温、降雨量等外界因素对负荷的影响,实现短期负荷的自适应聚类。该发明提出的聚类方法,相较于传统的聚类方法而言,特征提取更加明确,且通过“搜索密度中心——实现负荷聚类”的两步聚类算法,有效降低了聚类算法中的迭代过程,对于计算性能的要求降低,同时提升了聚类算法计算速度。

[0076] 基于雷电气候下外界因素对于短期负荷的影响,从而对不同的短期负荷进行聚类,是对于不同类型的短期负荷分别进行预测算法的设计、进而实现高精度的雷电气候下的短期负荷预测的基础,对电力系统的安全、稳定、经济运行具有一定的指导意义和参考价值。以上所述,仅为本发明较的具体事实方式,但本发明的保护范围并不仅限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,根据本发明的技术方案及其发明构思加以等同替换或改变,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

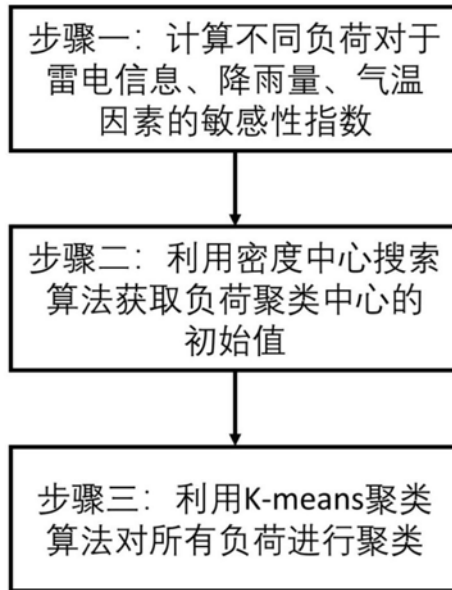


图1

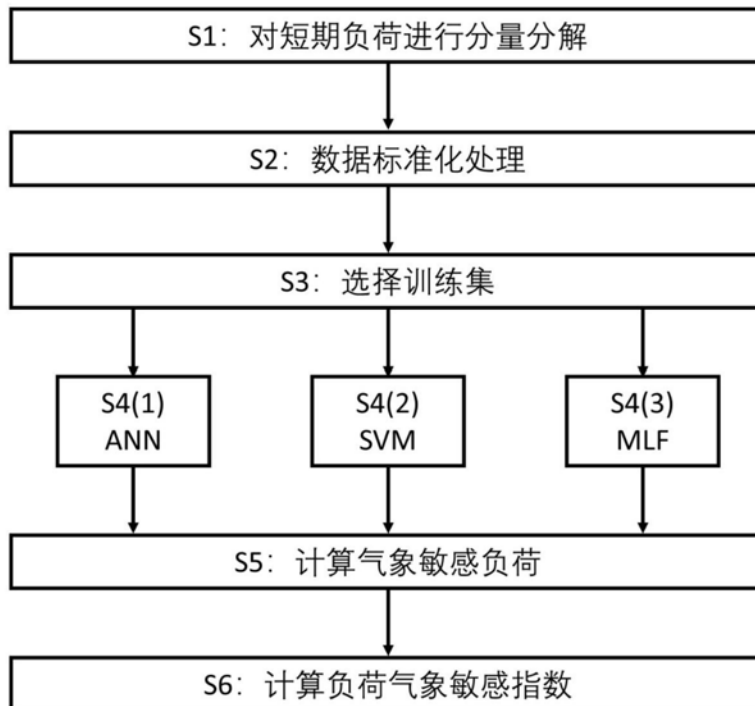


图2

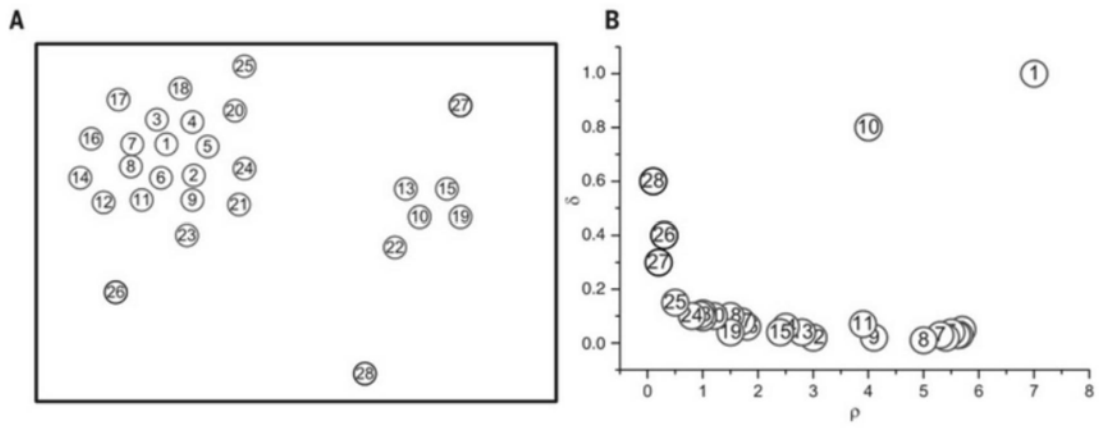


图3