



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114048928 A

(43) 申请公布日 2022. 02. 15

(21) 申请号 202210029375.5

(22) 申请日 2022.01.12

(71) 申请人 汉谷云智(武汉)科技有限公司
地址 430070 湖北省武汉市洪山区书城路
56号昊天大厦7楼

(72) 发明人 陈超 鄢烈祥 周力

(74) 专利代理机构 武汉知伯乐知识产权代理有
限公司 42282

代理人 胡江

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04 (2012.01)

G06Q 50/08 (2012.01)

G06N 20/00 (2019.01)

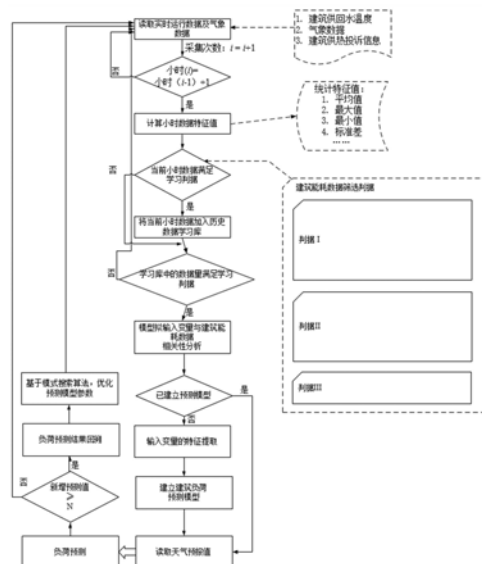
权利要求书3页 说明书7页 附图4页

(54) 发明名称

一种具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法

(57) 摘要

本发明公开了一种具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,包括如下步骤:分钟数据读取,每隔1min,从二次网实时运行数据库表中读取数据,并进行数据清洗,判断数据的完整性及一致性;小时特征数据计算:每过一个小时,更新一次小时特征数据表,计算本小时内各项参数的特征值;依据判据,对负荷预测训练集数据筛选;负荷预测模型备选输入变量与预测变量的相关性分析;使用自编码器,进行模型输入变量的特征识别与提取;用多种预测模型结合SVR支持向量回归算法对建筑供热负荷进行计算;预测结果回溯及模型参数优化;具有良好的可迁移能力及预测精度。



1. 一种具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤1、分钟数据读取,每隔1min,从二次网实时运行数据库表中读取数据,并进行数据清洗,判断数据的完整性及一致性;

步骤2、小时特征数据计算:每过一个小时,更新一次小时特征数据表,计算本小时内各项参数的特征值;

步骤3、依据判据,对负荷预测训练集数据筛选;

步骤4、负荷预测模型备选输入变量与预测变量的相关性分析;

步骤5、使用自编码器,进行模型输入变量的特征识别与提取;

步骤6、用多种预测模型结合SVR支持向量回归算法对建筑供热负荷进行计算;

步骤7、预测结果回溯及模型参数优化。

2. 根据权利要求1所述的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,其特征在于,所述步骤1中读取的数据包括时间戳、建筑的供水温度、回水温度、建筑流量、建筑内典型房间的室内温度。

3. 根据权利要求1所述的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,其特征在于,所述步骤2中各项参数的特征值包括各楼栋的供回水温度、流量、耗热量、典型室内温度及各类气象参数的平均值、最大值、最小值、标准差。

4. 根据权利要求1所述的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,其特征在于,所述步骤3中判据为:

判据 I:

热力站供热范围内的全部建筑室内温度测点中,有80%以上同时满足如下两条子判据:

1. 本小时室内温度测试值的平均温度 $T_{\text{indoor,ave}}$ 在供热温度要求范围 $[T_{\text{CL}}, T_{\text{CH}}]$ 内, T_{CL} , T_{CH} 是供热的允许温度上下限,由供热公司来确定,低于 T_{CL} 认为供热量不足,高于 T_{CH} 认为过量供热;与预测模型中的对应参数设定值保持一致,默认为 $[20^{\circ}\text{C}, 22^{\circ}\text{C}]$;

2. 本小时内,室内温度的实时采集值在范围 $[T_{\text{CL}}, T_{\text{CH}}]$ 内的累计时间大于45分钟;

判据 II:

该楼内住户同时满足以下四条子判据:

该楼内有开窗数据记录的住户占总住户的比例 $\leq 10\%$;

未开窗的住户中有 $\geq 85\%$ 的楼满足判据 I;

用户投诉率低于2%;

对不满足判据 I 的未开窗建筑的累计过热温度与累计不足温度的偏差小于20%;

判据 III:

本小时,及本小时的前两个小时的数据均满足判据 I 和判据 II;

当本小时数据满足判据 III 时,则将该小时的建筑供热量加入建筑供热负荷预测模型的训练样本数据库中;供热负荷的计算方法为:

$$Q_{\text{load}} = \sum_{i=1}^N \rho c V(i) (T_{\text{g,plant}}(i) - T_{\text{h,plant}}(i))$$

Q_{load} 为供热负荷, ρ 为水的密度, c 为水的比热容, $V(i)$ 为热力站的体积流量, $T_{\text{g,plant}}(i)$ 为热力站的供水温度, $T_{\text{h,plant}}(i)$ 为热力站的回水温度; $\sum_{i=1}^N$ 代表对一个小时

内采集的数据进行累加,以秒计算,所以N取3600;

基于上述判据对建筑能耗数据进行筛选,能够避免建筑热惯性以及人为操作造成的不合理供热等因素对负荷预测准确性的影响。

5. 根据权利要求1所述的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,其特征在于,所述步骤4中负荷预测模型备选输入变量与预测变量的相关性分析的方法为:基于系统运行历史数据,分析不同的输入变量与预测变量之间的关系,模型备选输入变量包括并不限于:

室外干球温度、湿度、风向、风速、水平面总辐照度、散射辐照度、照度、大气压、总云量、水气压、降水量;

采用下式计算上述各备选变量与建筑供热负荷之间的相关度:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

式中 y_i 代表建筑负荷数据集中的第 i 个样本, x_i 输入变量数据集中的第 i 个样本, \bar{x} 代表输入变量数据集的平均值, \bar{y} 代表负荷数据集的平均值。

6. 根据权利要求1所述的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,其特征在于,所述步骤5中使用自编码器,进行模型输入变量的特征识别与提取的方法为:确定模型输入变量的选定后,使用基于人工神经网络算法的自编码器,用于模型输入参数的特征提取;

自编码器的单元数相同,包含若干个隐含层,隐含层的层数小于输出层与输出层;以模型的输入参数 x 作为模型的输出 y ;将自编码器的输出作为预测模型的输入。

7. 根据权利要求1所述的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,其特征在于,所述步骤6中进行计算的方法为:用多种预测模型对建筑供热负荷进行计算,在负荷预测结果回溯阶段,评估各类模型的最优预测效果,自动调用最优预测算法;由于所有预测模型同时运行,会占用较大的系统资源;因此,采用SVR支持向量回归算法作为默认算法进行学习,用以获得初步的预测结果;在建立起一段时间的历史数据后,再进行回溯,基于历史数据逐个对其他备选算法的预测准确性进行评估,回溯与学习异步进行;不会造成过大的计算工作量,同时能够逐步提高模型预测的精度;

支持向量回归算法预测的准确度主要取决于核函数的选取,根据城市供热系统的特殊性 & 系统的复杂性,选取了高斯核函数,它能按规律统一改变样本的特征数据得到新的样本,新的样本按新的特征数据更好的分类,由于新的样本的特征数据与原始样本的特征数据呈对应关系,因此根据新的样本的分布及分类情况,得出原始样本的分类情况,找到更有利分类任务的新的空间。

8. 根据权利要求7所述的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,其特征在于,所述多种预测模型包括并不限于:回归分析法、人工神经网络法、灰色预测法、时间序列法及自回归移动法。

9. 根据权利要求1-8任一权利要求所述的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方

法,其特征在于,所述步骤7中预测结果回溯及模型参数优化的方法为:算法每运行一段时间,则对运行结果进行回溯,基于步骤(3)的判据,筛选建筑负荷数据,对满足判据的建筑负荷数据与其预测值进行对比,使用可决系数来评估预测结果与实际负荷的偏差,其计算方法为:

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{\text{load,pre}}(i) - Q_{\text{load}}(i))^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{\text{load}}(i) - \bar{Q}_{\text{load}})^2}$$

对采用各类预测模型的预测结果进行计算,并基于模式搜索算法,计算各类模型的最优参数;式中, r^2 为评估预测模型的拟合优度, r^2 的值越接近于1,说明回归对历史数据的拟合越好,反之, r^2 的值越小,说明回归对历史数据的拟合程度越差;

分母是实际供热负荷的离差平方和, \bar{Q}_{load} 表示平均实际热负荷;

分子是供热负荷预测误差之和, $Q_{\text{load,pre}}(i)$ 表示第*i*时刻预测热负荷, $Q_{\text{load}}(i)$ 表示第*i*时刻实际热负荷;

最终,选定在最优模型参数条件下具有最高预测精度的算法用于下一个阶段的建筑供热负荷预测,直至下一次预测结果回溯。

一种具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及建筑短期负荷预测方法,具体涉及一种具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法。

背景技术

[0002] 随着自然科学的高速发展和新技术的不断涌现,机器学习的预测算法也广泛应用于各行业的不同领域。对于城市供热系统的供暖负荷,由于建筑物和热介质存在着热惯性,且与供热面积、生活习惯、室外温度、湿度、太阳辐射、风向和风速等气候条件又密切相关。使得通过物理模型来建立一个建筑负荷预测的数学模型相对困难。

[0003] 许多现有算法,基于供热量与天气数据的历史关系建立机器学习训练集。在历史数据中,有大量不合理的供热数据,包括过量供热和供热不足等,这些数据会对负荷预测结果的准确性造成干扰。

[0004] 建筑供热负荷预测是实现建筑供热系统智慧化的关键技术。通过对建筑负荷进行准确预测,对建筑供热系统的供水温度和流量进行自动调节,可以使供热企业达到按需供热,精准调节的目标,从而改善并提高服务质量、降低运行能耗和碳排放,提高系统经济性。不同地区、不同类型的建筑,在进行供热负荷预测时,所适用的预测模型、模型输入变量、模型参数都有所不同,如何改善预测模型及预测算法的自适应性,使其具备良好的可迁移性。

发明内容

[0005] 为解决现有技术的不足,本发明目的在于解决目前的现有技术通过物理模型来建立一个建筑负荷预测的数学模型相对困难的问题。

[0006] 为了实现上述目的,本发明涉及一种具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,包括如下步骤:

步骤1、分钟数据读取,每隔1min,从二次网实时运行数据库表中读取数据,并进行数据清洗,判断数据的完整性及一致性;

步骤2、小时特征数据计算:每过一个小时,更新一次小时特征数据表,计算本小时内各项参数的特征值;

步骤3、依据判据,对负荷预测训练集数据筛选;

步骤4、负荷预测模型备选输入变量与预测变量的相关性分析;

步骤5、使用自编码器,进行模型输入变量的特征识别与提取;

步骤6、用多种预测模型结合SVR支持向量回归算法对供热负荷进行计算;

步骤7、预测结果回溯及模型参数优化。

[0007] 进一步的,所述步骤1中读取的数据包括时间戳、建筑的供水温度、回水温度、建筑流量、建筑内典型房间的室内温度。

[0008] 进一步的,所述步骤2中各项参数的特征值包括各楼栋的供回水温度、流量、耗热量、典型室内温度及各类气象参数的平均值、最大值、最小值、标准差。

[0009] 进一步的,所述步骤3中判据为:

判据I:

热力站供热范围内的全部建筑室内温度测点中,有80%以上同时满足如下两条子判据:

1. 本小时室内温度测试值的平均温度 $T_{\text{indoor,ave}}$ 在供热温度要求范围 $[T_{\text{CL}}, T_{\text{CH}}]$ 内, T_{CL} , T_{CH} 是供热的允许温度上下限,由供热公司来确定,低于 T_{CL} 认为供热量不足,高于 T_{CH} 认为过量供热;与预测模型中的对应参数设定值保持一致,默认为 $[20^{\circ}\text{C}, 22^{\circ}\text{C}]$;

2. 本小时内,室内温度的实时采集值在范围 $[T_{\text{CL}}, T_{\text{CH}}]$ 内的累计时间大于45分钟;

判据II:

该楼内住户同时满足以下四条子判据:

1. 该楼内有开窗数据记录的住户占总住户的比例 $\leq 10\%$;

2. 未开窗的住户中有 $\geq 85\%$ 的楼满足判据I;

3. 用户投诉率低于2%;

4. 对不满足判据I的未开窗建筑的累计过热温度与累计不足温度的偏差小于20%;

判据III:

本小时,及本小时的前两个小时的数据均满足判据I和判据II;

当本小时数据满足判据III时,则将该小时的建筑供热量加入建筑供热负荷预测模型的训练样本数据库中;供热负荷的计算方法为:

$$Q_{\text{load}} = \sum_{i=1}^N \rho c V(i) (T_{\text{g,plant}}(i) - T_{\text{h,plant}}(i))$$

Q_{load} 为供热负荷, ρ 为水的密度, c 为水的比热容, $V(i)$ 为热力站的体积流量, $T_{\text{g,plant}}(i)$ 为热力站的供水温度, $T_{\text{h,plant}}(i)$ 为热力站的回水温度; $\sum_{i=1}^N$ 代表对一个小时内采集的数据进行累加,以秒计算,所以N取3600;

基于上述判据对建筑能耗数据进行筛选,能够避免建筑热惯性以及人为操作造成的不合理供热等因素对负荷预测准确性的影响。

[0010] 进一步的,所述步骤4中负荷预测模型备选输入变量与预测变量的相关性分析的方法为:基于系统运行历史数据,分析不同的输入变量与预测变量之间的关系,模型备选输入变量包括并不限于:

室外干球温度、湿度、风向、风速、水平面总辐照度、散射辐照度、照度、大气压、总云量、水气压、降水量;

采用下式计算上述各备选变量与建筑供热负荷之间的相关度:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

式中 y_i 代表建筑负荷数据集中的第*i*个样本, x_i 输入变量数据集中的第*i*个样本, \bar{x}

代表输入变量数据集的平均值, \bar{y} 代表负荷数据集的平均值。

进一步的, 所述步骤5中使用自编码器, 进行模型输入变量的特征识别与提取的方法为: 确定模型输入变量的选定后, 使用基于神经网络算法的自编码器, 用于模型输入参数的特征提取;

自编码器的单元数相同, 包含若干个隐含层, 隐含层的层数小于输出层与输出层; 以模型的输入参数 x 作为模型的输出 y ; 将自编码器的输出作为预测模型的输入。

[0011] 进一步的, 所述步骤6中进行计算的方法为: 用多种预测模型对建筑供热负荷进行计算, 在负荷预测结果回溯阶段(步骤(7)), 评估各类模型的最优预测效果, 自动调用最优预测算法; 所有预测模型同时运行, 会占用较大的系统资源; 因此, 采用SVR支持向量回归算法作为默认算法进行学习, 用以获得初步的预测结果; 在建立起一段时间的历史数据后, 再进行回溯, 基于历史数据逐个对其他备选算法的预测准确性进行评估, 回溯与学习异步进行; 保证了不会造成过大的计算工作量, 同时能够逐步提高模型预测的精度;

支持向量回归算法预测的准确度主要取决于核函数的选取, 根据城市供热系统的特殊性 & 系统的复杂性等原因, 选取了高斯核函数, 它能按一定规律统一改变样本的特征数据得到新的样本, 新的样本按新的特征数据能更好的分类, 由于新的样本的特征数据与原始样本的特征数据呈一定规律的对应关系, 因此根据新的样本的分布及分类情况, 得出原始样本的分类情况, 从而找到更有利分类任务的新的空间。

[0012] 进一步的, 所述多种预测模型包括并不限于: 回归分析法、神经网络法、灰色预测法、时间序列法及自回归移动法。

[0013] 进一步的, 所述步骤7中预测结果回溯及模型参数优化的方法为: 算法每运行一段时间, 则对运行结果进行回溯, 基于步骤(3)的判据, 筛选建筑负荷数据, 对满足判据的建筑负荷数据与其预测值进行对比, 使用可决系数来评估预测结果与实际负荷的偏差, 其计算方法为:

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{\text{load,pre}}(i) - Q_{\text{load}}(i))^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{\text{load}}(i) - \bar{Q}_{\text{load}})^2}$$

对采用各类预测模型的预测结果进行计算, 并基于模式搜索算法, 计算各类模型的最优参数; 式中, r^2 为评估预测模型的拟合优度, r^2 的值越接近于1, 说明回归对历史数据的拟合越好, 反之, r^2 的值越小, 说明回归对历史数据的拟合程度越差;

分母是实际供热负荷的离差平方和, \bar{Q}_{load} 表示平均实际热负荷;

分子是供热负荷预测误差之和, $Q_{\text{load,pre}}(i)$ 表示第 i 时刻预测热负荷, $Q_{\text{load}}(i)$ 表示第 i 时刻实际热负荷;

最终, 选定在最优模型参数条件下具有最高预测精度的算法用于下一个阶段的建筑供热负荷预测, 直至下一次预测结果回溯。

[0014] 总体而言, 通过本发明所构思的以上技术方案与现有技术相比, 能够取得下列有益效果:

(1)本发明的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷在线预测方法,具有良好的可迁移能力,自适应提升预测精度,用于对不同地区、不同使用场景的建筑供热负荷预测。

[0015] (2)本发明的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷在线预测方法,基于实时建筑室温监测及供热管理平台投诉数据,判断建筑供热能耗的合理性,进行数据筛选,排除人为因素和建筑内部复杂传热过程对于建筑负荷预测准确性的影响;提出了三条数据筛选判据(如图1 本发明技术路线图的判据I、判据II和判据III),基于该判据,可自动实现数据筛选,无需人工干预。

[0016] (3)本发明的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷在线预测方法,基于建筑外部环境及人行为等历史数据,分析预测模型备选输入变量与建筑供热能耗数据的相关性,实现模型输入变量的自动筛选,并定期对结果进行校验和评估,对模型训练方法进行修正。

[0017] (4)本发明的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷在线预测方法,对历史预测结果的有效性进行回溯分析,基于模式搜索算法对模型参数进行优化,以不断提高模型的预测精度,可快速得到目标函数的全局最优值,收敛成功率高、代价小。

[0018] (5)本发明的具备高度可迁移能力的建筑短期负荷在线预测方法,使用自编码器用于模型输入参数的降噪与特征提取,提高模型的泛化能力;

附图说明:

图1是本发明较佳实施例的逻辑流程图;

图2是本发明较佳实施例的模型输入参数的特征提取的示意图;

图3是本发明较佳实施例的SVM模型参数的优化过程示意图;

图4是本发明较佳实施例的模式搜索算法逻辑图。

具体实施方式

[0019] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,下面对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。此外,下面所描述的本发明各个实施方式中所涉及到的技术特征只要彼此之间未构成冲突就可以相互组合。

[0020] 请参考图1,一种具备高度可迁移能力的建筑短期负荷预测方法,包括如下步骤:

步骤1、分钟数据读取,每隔1min,从二次网实时运行数据库表中读取数据,并进行数据清洗,判断数据的完整性及一致性;

步骤2、小时特征数据计算:每过一个小时,更新一次小时特征数据表,计算本小时内各项参数的特征值;

步骤3、依据判据,对负荷预测训练集数据筛选;

步骤4、负荷预测模型备选输入变量与预测变量的相关性分析;

步骤5、使用自编码器,进行模型输入变量的特征识别与提取;

步骤6用多种预测模型结合SVR支持向量回归算法对供热负荷进行计算;

步骤7、预测结果回溯及模型参数优化。

[0021] 所述步骤1中读取的数据包括时间戳、建筑的供水温度、回水温度、建筑流量、建筑内典型房间的室内温度。

[0022] 所述步骤2中各项参数的特征值包括各楼栋的供回水温度、流量、耗热量、典型室

内温度及各类气象参数的平均值、最大值、最小值、标准差。

[0023] 所述步骤3中判据为：

判据I：

热力站供热范围内的全部建筑室内温度测点中，有80%以上同时满足如下两条子判据：

1. 本小时室内温度测试值的平均温度 $T_{\text{indoor,ave}}$ 在供热温度要求范围 $[T_{\text{CL}}, T_{\text{CH}}]$ 内， T_{CL} ， T_{CH} 是供热的允许温度上下限，由供热公司来确定，低于 T_{CL} 认为供热量不足，高于 T_{CH} 认为过量供热；与预测模型中的对应参数设定值保持一致，默认为 $[20^{\circ}\text{C}, 22^{\circ}\text{C}]$ ；

2. 本小时内，室内温度的实时采集值在范围 $[T_{\text{CL}}, T_{\text{CH}}]$ 内的累计时间大于45分钟；

判据II：

该楼内住户同时满足以下四条子判据：

1. 该楼内有开窗数据记录的住户占总住户的比例 $\leq 10\%$ ；

2. 未开窗的住户中有 $\geq 85\%$ 的楼满足判据I；

3. 用户投诉率低于2%；

4. 对不满足判据I的未开窗建筑的累计过热温度与累计不足温度的偏差小于20%；

判据III：

本小时，及本小时的前两个小时的数据均满足判据I和判据II；

当本小时数据满足判据III时，则将该小时的建筑供热量加入建筑供热负荷预测模型的训练样本数据库中；供热负荷的计算方法为：

$$Q_{\text{load}} = \sum_{i=1}^N \rho c V(i) (T_{\text{g,plant}}(i) - T_{\text{h,plant}}(i))$$

Q_{load} 为供热负荷， ρ 为水的密度， c 为水的比热容， $V(i)$ 为热力站的体积流量， $T_{\text{g,plant}}(i)$ 为热力站的供水温度， $T_{\text{h,plant}}(i)$ 为热力站的回水温度； $\sum_{i=1}^N$ 代表对一个小时内采集的数据进行累加，以秒计算，所以 N 取3600；

基于上述判据对建筑能耗数据进行筛选，能够避免建筑热惯性以及人为操作造成的不合理供热等因素对负荷预测准确性的影响。

[0024] 所述步骤4中负荷预测模型备选输入变量与预测变量的相关性分析的方法为：基于系统运行历史数据，分析不同的输入变量与预测变量之间的关系，模型备选输入变量包括并不限于：

室外干球温度、湿度、风向、风速、水平面总辐照度、散射辐照度、照度、大气压、总云量、水气压、降水量；

采用下式计算上述各备选变量与建筑供热负荷之间的相关度：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

式中 y_i 代表建筑负荷数据集中的第 i 个样本, x_i 输入变量数据集中的第 i 个样本, \bar{x} 代表输入变量数据集的平均值, \bar{y} 代表负荷数据集的平均值。

请参考图2,所述步骤5中使用自编码器,进行模型输入变量的特征识别与提取的方法为:确定模型输入变量的选定后,使用基于神经网络算法的自编码器,用于模型输入参数的特征提取;

自编码器的单元数相同,包含若干个隐含层,隐含层的层数小于输出层与输出层;以模型的输入参数 x 作为模型的输出 y ;将自编码器的输出作为预测模型的输入。

[0025] 所述步骤6中进行计算的方法为:用多种预测模型对建筑供热负荷进行计算,在负荷预测结果回溯阶段(步骤(7)),评估各类模型的最优预测效果,自动调用最优预测算法;所有预测模型同时运行,会占用较大的系统资源;因此,采用SVR支持向量回归算法作为默认算法进行学习,用以获得初步的预测结果;在建立起一段时间的历史数据后,再进行回溯,基于历史数据逐个对其他备选算法的预测准确性进行评估,回溯与学习异步进行;保证了不会造成过大的计算工作量,同时能够逐步提高模型预测的精度;

支持向量回归算法预测的准确度主要取决于核函数的选取,根据城市供热系统的特殊性 & 系统的复杂性等原因,选取了高斯核函数,它能按一定规律统一改变样本的特征数据得到新的样本,新的样本按新的特征数据能更好的分类,由于新的样本的特征数据与原始样本的特征数据呈一定规律的对应关系,因此根据新的样本的分布及分类情况,得出原始样本的分类情况,从而找到更有利分类任务的新的空间。

[0026] 所述多种预测模型包括并不限于:回归分析法、神经网络法、灰色预测法、时间序列法及自回归移动法。

[0027] 所述步骤7中预测结果回溯及模型参数优化的方法为:算法每运行一段时间,则对运行结果进行回溯,基于步骤(3)的判据,筛选建筑负荷数据,对满足判据的建筑负荷数据与其预测值进行对比,使用可决系数来评估预测结果与实际负荷的偏差,其计算方法为:

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{\text{load,pre}}(i) - Q_{\text{load}}(i))^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{\text{load}}(i) - \bar{Q}_{\text{load}})^2}$$

分母是实际供热负荷的离差平方和, \bar{Q}_{load} 表示平均实际热负荷;

分子是供热负荷预测误差之和, $Q_{\text{load,pre}}(i)$ 表示第 i 时刻预测热负荷, $Q_{\text{load}}(i)$ 表示第 i 时刻实际热负荷;

请参考图4,对采用各类预测模型的预测结果进行计算,并基于模式搜索算法,计算各类模型的最优参数;式中, r^2 为评估预测模型的拟合优度,的值越接近于1,说明回归对历史数据的拟合越好,反之, r^2 的值越小,说明回归对历史数据的拟合程度越差;

分母是实际供热负荷的离差平方和,表示平均实际热负荷;

分子是供热负荷预测误差之和, $Q_{\text{load,pre}}(i)$ 表示第 i 时刻预测热负荷, $Q_{\text{load}}(i)$ 表示第 i 时刻实际热负荷;

以采用SVM模型为例,其模型参数(C , σ)(C 表示不同系数; σ 表示核函数宽度)的优化过程如图3所示;

最终,选定在最优模型参数条件下具有最高预测精度的算法用于下一个阶段的建筑供热负荷预测,直至下一次预测结果回溯。

[0028] 建筑供热负荷受多种复杂因素的影响。对于不同地区,不同类型的建筑,影响其热负荷的主要因素也不相同。因此,适合的预测方法,预测模型也不相同。本算法基于建筑外部环境及人行为等历史数据,在线分析预测模型备选输入变量与建筑供热能耗数据的相关性,能够实现模型输入变量的自动筛选,并定期对结果进行校验和评估,对模型训练方法进行修正。通过这种方法,使算法具备自适应性,针对不同地区和不同类型的建筑,无需进行特殊的设置,即可自适应地筛选数据,切换模型及模型输入参数,无需做人工的修改和配置,就能够实现逐步提高预测计算的精度。因为算法具有良好的自适应性,算法可以很方便地迁移到其他项目中使用。因此,具有良好的可迁移性。

[0029] 本领域的技术人员容易理解,以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用于限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

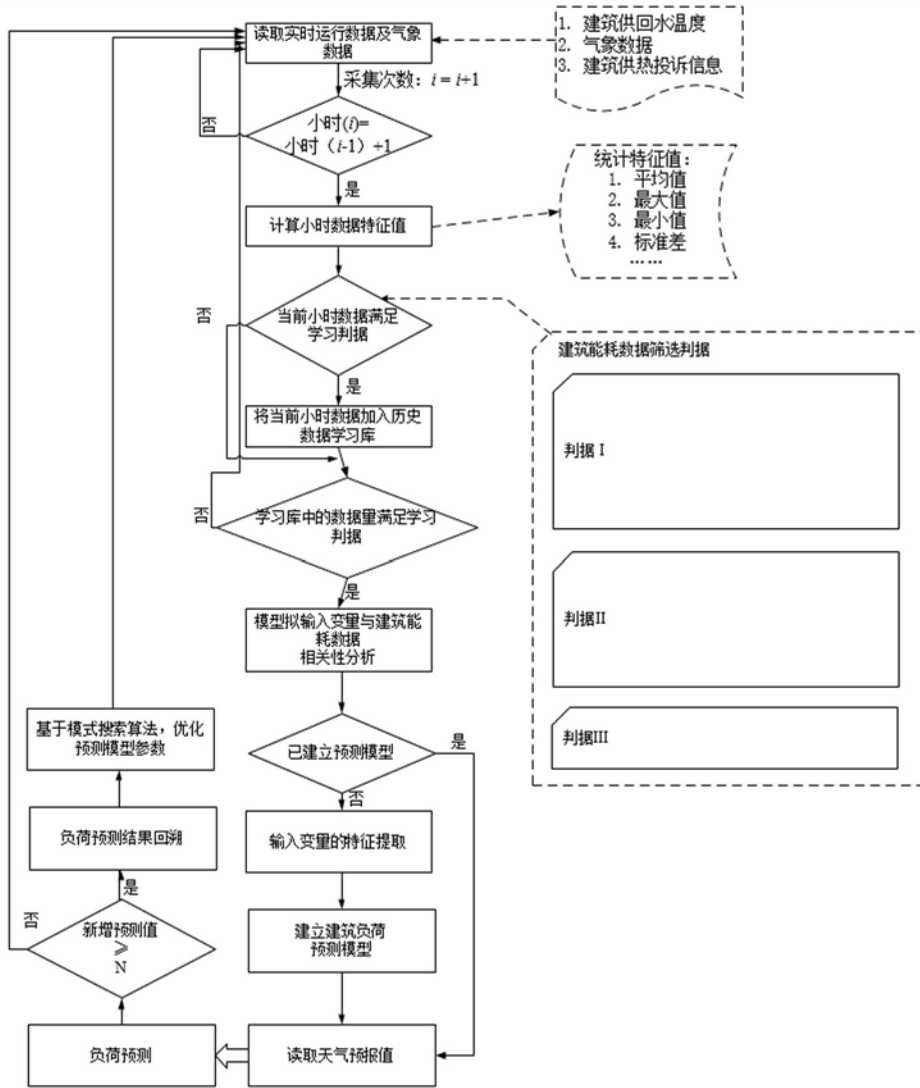


图1

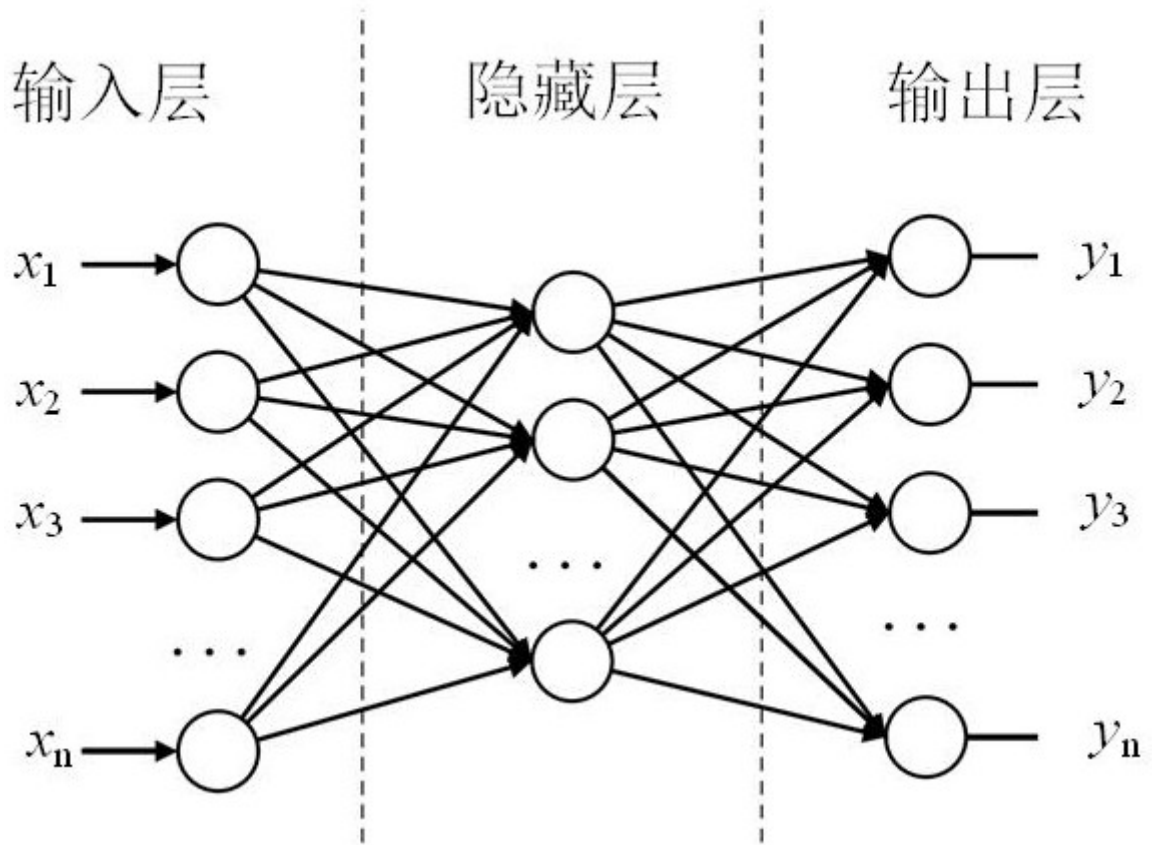


图2

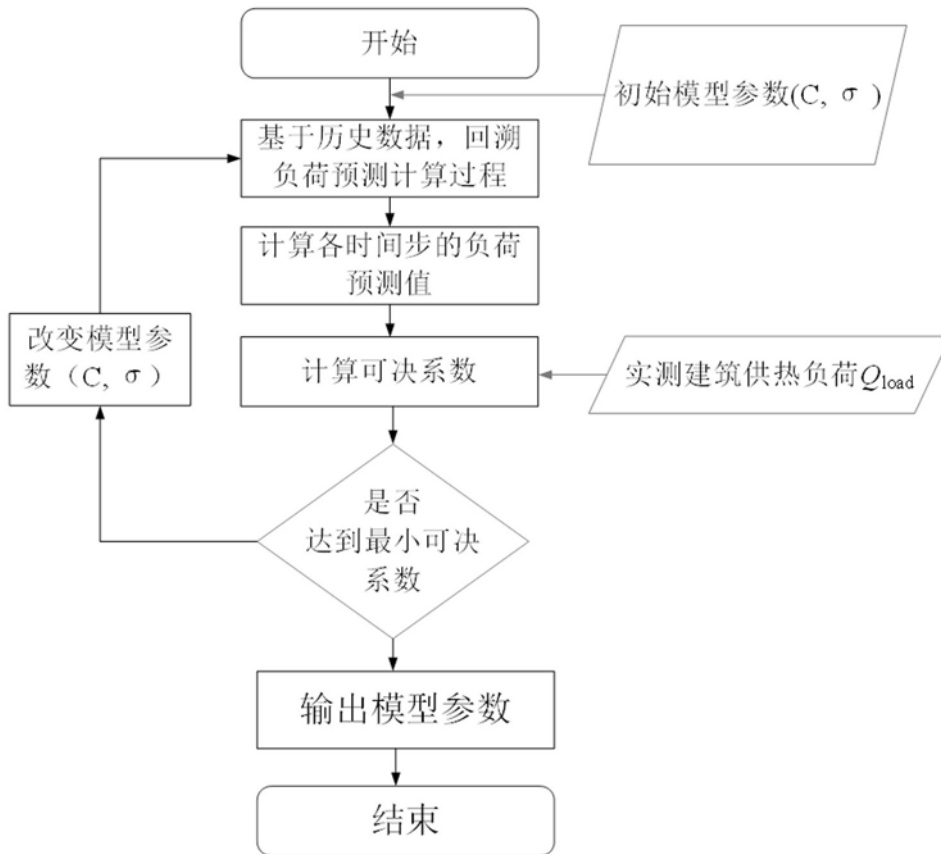


图3

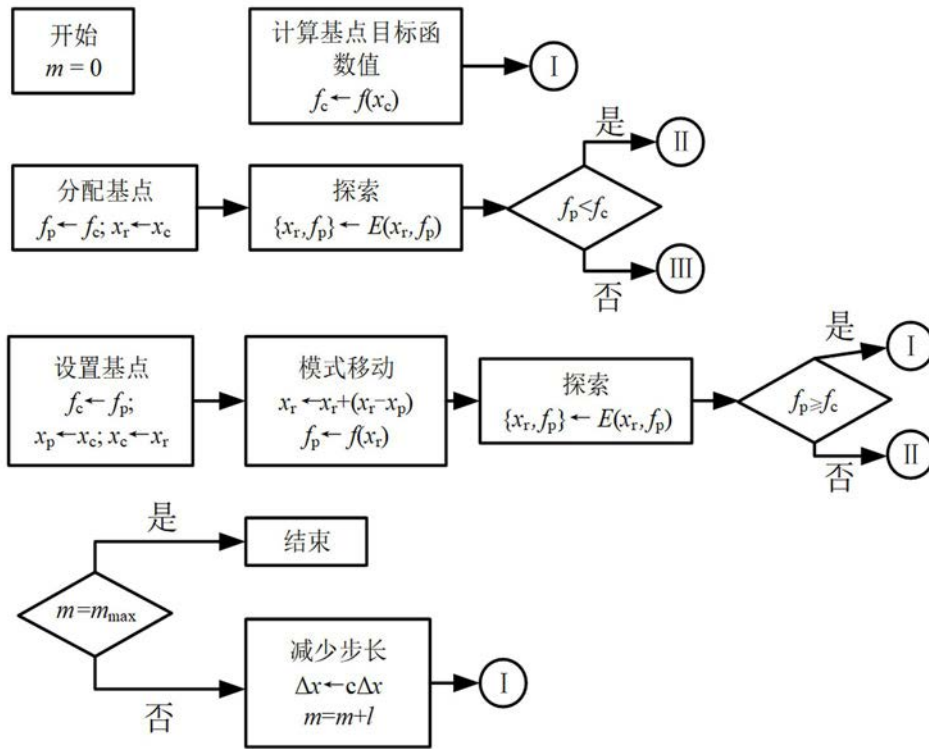


图4