



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111426344 B

(45) 授权公告日 2021. 10. 12

(21) 申请号 202010201101.0

(51) Int.Cl.

(22) 申请日 2020.03.20

G01D 21/02 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 3/02 (2006.01)

申请公布号 CN 111426344 A

G06K 9/62 (2006.01)

(43) 申请公布日 2020.07.17

审查员 尹眉

(73) 专利权人 淮阴工学院

地址 223005 江苏省淮安市经济技术开发区  
枚乘东路1号

(72) 发明人 陈亚娟 罗灏 马从国 丁晓红  
马海波 王建国 金德飞 张利兵  
李广浩 丁百湛

(74) 专利代理机构 淮安市科文知识产权事务所  
32223

代理人 李锋

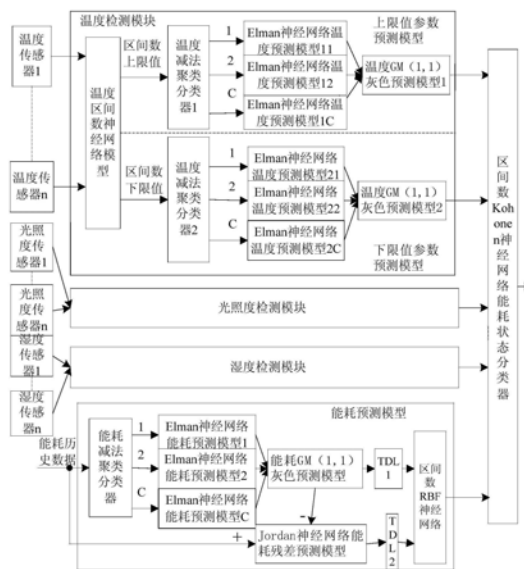
权利要求书2页 说明书11页 附图3页

(54) 发明名称

一种建筑物能耗智能检测系统

(57) 摘要

本发明公开了一种建筑物能耗智能检测系统,其特征在于:所述系统由基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台和建筑物能耗等级分类系统两部分组成,基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台实现对影响建筑物环境参数检测和监控,建筑物能耗等级分类系统由温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块、能耗预测模块和区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器组成;本发明有效解决了现有建筑物能耗没有根据建筑物环境因子变化的非线性、大滞后和影响建筑物能耗变化复杂等特点,对建筑物能耗进行智能化检测,从而极大的影响建筑物能够检测的精确性问题。



1. 一种建筑物能耗智能检测系统,其特征在于:所述系统由基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台和建筑物能耗等级分类系统两部分组成,基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台实现对影响建筑物环境参数的检测和监控,建筑物能耗等级分类系统由温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块、能耗预测模块和区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器组成;温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块和能耗预测模块的输出作为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输出为代表被检测建筑物能耗等级的区间数,建筑物能耗等级分类系统实现对建筑物建筑物能耗等级的检测、预测和分类;

所述温度检测模块由温度区间数神经网络模型、2个温度减法聚类分类器、2组多个Elman神经网络温度预测模型和2个温度GM(1,1)灰色预测模型组成,多个检测点温度传感器的输出作为温度区间数神经网络模型的输入,温度区间数神经网络模型输出区间数的上下限值分别作为2个对应的温度减法聚类分类器的输入,2个温度减法聚类分类器输出的2组多个类型的温度区间的上下限值分别作为2组对应的多个Elman神经网络温度预测模型的输入,2组多个Elman神经网络温度预测模型的输出分别作为2个对应的温度GM(1,1)灰色预测模型的输入,2个温度GM(1,1)灰色预测模型的输出作为温度检测模块的输出和区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入;

所述能耗预测模块由能耗减法聚类分类器、多个Elman神经网络能耗预测模型、能耗GM(1,1)灰色预测模型、Jordan神经网络能耗残差预测模型、2个按拍延迟线TDL和区间数RBF神经网络组成,建筑物能耗历史数据作为能耗减法聚类分类器的输入,能耗减法聚类分类器输出的多个类型的建筑物能耗历史数据分别作为对应的多个Elman神经网络能耗预测模型的输入,多个Elman神经网络能耗预测模型的输出作为能耗GM(1,1)灰色预测模型的输入,建筑物能耗历史数据与能耗GM(1,1)灰色预测模型输出的差作为Jordan神经网络能耗残差预测模型的输入,能耗GM(1,1)灰色预测模型的输出和Jordan神经网络能耗残差预测模型的输出分别作为2个对应的按拍延迟线TDL的输入,2个按拍延迟线TDL的输出作为区间数RBF神经网络的输入,区间数RBF神经网络的输出作为能耗预测模块的输出和区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入;

所述区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入为温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块和能耗预测模块输出的区间数,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输出为代表被检测建筑物能耗等级的区间数;根据建筑物气象参数对建筑物能耗的影响、建筑能耗历史数据的工程实践和国家关于建筑物建筑物能耗的认定标准,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器构建5个区间数与建筑物5种能耗等级的对应关系表,把被检测建筑物能耗状态分为低、较低、正常状态、较高和高的5种能耗等级,对应5个不同的区间数,计算区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器输出的区间数与代表5种建筑物能耗不同等级的5个区间数的相似度,其中相似度最大的区间数对应的建筑物能耗等级确定为该建筑物能耗等级。

2. 根据权利要求1所述的一种建筑物能耗智能检测系统,其特征在于:所述温度区间数神经网络模型由多个RR时间递归神经网络、区间数小波神经网络和2个按拍延迟线TDL组成,区间数小波神经网络把一段时间建筑物多个温度传感器感知被测量建筑物温度值转换为建筑物温度的动态区间数值,每个检测点温度传感器的输出为各个对应的RR时间递归神

经网络的输入,多个RR时间递归神经网络输出作为区间数小波神经网络的输入,2个按拍延迟线TDL的输出为区间数小波神经网络的输入,区间数小波神经网络的输出为温度区间数神经网络模型的输出和代表一段时间内建筑物温度大小的上下限值构成的区间数,区间数小波神经网络输出区间数的上下限值分别作为对应的2个按拍延迟线TDL的输入。

3. 根据权利要求1所述的一种建筑物能耗智能检测系统,其特征在于:所述光照度检测模块由光照度区间数神经网络模型、2个光照度减法聚类分类器、2组多个Elman神经网络光照度预测模型和2个光照度GM(1,1)灰色预测模型组成,光照度检测模块的输出作为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入。

4. 根据权利要求1所述的一种建筑物能耗智能检测系统,其特征在于:所述湿度检测模块由湿度区间数神经网络模型、2个湿度减法聚类分类器、2组多个Elman神经网络湿度预测模型和2个湿度GM(1,1)灰色预测模型组成,湿度检测模块的输出作为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入。

5. 根据权利要求1所述的一种建筑物能耗智能检测系统,其特征在于:所述基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台由检测节点、控制节点和现场监控端组成,它们以自组织方式通过无线通信模块NRF2401实现信息交互,检测节点分别由传感器组模块、单片机MSP430和无线通信模块NRF2401组成,传感器组模块负责检测建筑物环境参数的温度、光照度、风速和湿度参数,由单片机控制采样间隔并通过无线通信模块NRF2401发送给现场监控端。

6. 根据权利要求5所述的一种建筑物能耗智能检测系统,其特征在于:所述控制节点实现对建筑物环境参数的调节设备进行控制;现场监控端由一台工业控制计算机组成,实现对检测节点检测建筑物环境参数进行管理和对建筑物能耗进行预警。

## 一种建筑物能耗智能检测系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及建筑物能耗自动化装备的技术领域,具体涉及一种建筑物能耗智能检测系统。

### 背景技术

[0002] 建筑物能耗分析是建筑节能领域的研究热点之一,是实现合理节能方案的基础,是实现建筑耗能设备优化运行的前提条件。根据建筑物的自身特点,建立影响反映建筑能耗变化的预测模型。准确的建筑能耗预测模型,能提前预知和掌握建筑能耗情况,为供能设备的调度策略提供依据,实现按需供能,能更好地推进建筑节能工作。从而提前对建筑用能做出规划,使国家的能源政策得到更好的实施。本专利根据影响建筑物能耗的建筑物环境因子和建筑物能耗的历史数据发明一种建筑物能耗智能检测系统。

### 发明内容

[0003] 本发明提供了一种建筑物能耗智能检测系统,本发明有效解决了现有建筑物能耗没有根据建筑物环境因子变化的非线性、大滞后和影响建筑物能耗变化复杂等特点,对建筑物能耗进行智能化检测,从而极大的影响建筑物能够检测的精确性问题。

[0004] 本发明通过以下技术方案实现:

[0005] 一种建筑物能耗智能检测系统,所述系统由基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台和建筑物能耗等级分类系统两部分组成,基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台实现对影响建筑物环境参数检测和监控,建筑物能耗等级分类系统由温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块、能耗预测模块和区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器组成;温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块和能耗预测模块的输出作为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输出为代表被检测建筑物能耗等级的区间数,建筑物能耗等级分类系统实现对建筑物建筑物能耗等级的检测、预测和分类。

[0006] 本发明进一步技术改进方案是:

[0007] 所述温度检测模块由温度区间数神经网络模型、2个温度减法聚类分类器、2组多个Elman神经网络温度预测模型和2个温度GM(1,1)灰色预测模型组成,多个检测点温度传感器的输出作为温度区间数神经网络模型的输入,温度区间数神经网络模型输出区间数的上下限值分别作为2个对应的温度减法聚类分类器的输入,2个温度减法聚类分类器输出的2组多个类型的温度区间的上下限值分别作为2组对应的多个Elman神经网络温度预测模型的输入,2组多个Elman神经网络温度预测模型的输出分别作为2个对应的温度GM(1,1)灰色预测模型的输入,2个温度GM(1,1)灰色预测模型的输出作为温度检测模块的输出和区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入。

[0008] 本发明进一步技术改进方案是:

[0009] 所述能耗预测模块由能耗减法聚类分类器、多个Elman神经网络能耗预测模型、能

耗GM(1,1)灰色预测模型、Jordan神经网络能耗残差预测模型、2个按拍延迟线TDL和区间数RBF神经网络组成,建筑物能耗历史数据作为能耗减法聚类分类器的输入,能耗减法聚类分类器输出的多个类型的建筑物能耗历史数据分别作为对应的多个Elman神经网络能耗预测模型的输入,多个Elman神经网络能耗预测模型的输出作为能耗GM(1,1)灰色预测模型的输入,建筑物能耗历史数据与能耗GM(1,1)灰色预测模型输出的差作为Jordan神经网络能耗残差预测模型的输入,能耗GM(1,1)灰色预测模型的输出和Jordan神经网络能耗残差预测模型的输出分别作为2个对应的按拍延迟线TDL的输入,2个按拍延迟线TDL的输出作为区间数RBF神经网络的输入,区间数RBF神经网络的输出作为能耗预测模块的输出和区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入。

[0010] 本发明进一步技术改进方案是:

[0011] 所述区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入为温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块和能耗预测模块输出的区间数,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输出为代表被检测建筑物能耗等级的区间数;根据建筑物气象参数对建筑物能耗的影响、建筑能耗历史数据的工程实践和《民用建筑节能条例》,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器构建5个区间数与建筑物5种能耗等级的对应关系表,把被检测建筑物能耗状态分为低、较低、正常状态、较高和高的5种能耗等级对应5个不同的区间数,计算区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器输出的区间数与代表5种建筑物能耗不同等级的5个区间数的相似度,其中相似度最大的区间数对应的建筑物能耗等级确定为该建筑物能耗等级。

[0012] 本发明进一步技术改进方案是:

[0013] 所述温度区间数神经网络模型由多个RR时间递归神经网络、区间数小波神经网络和2个按拍延迟线TDL(Tapped Delay Line)组成,区间数小波神经网络把一段时间建筑物多个温度传感器感知被测量建筑物温度值转换为建筑物温度的动态区间数值,每个检测点温度传感器的输出为对应的RR时间递归神经网络的输入,多个RR时间递归神经网络输出作为区间数小波神经网络的输入,2个按拍延迟线TDL的输出为区间数小波神经网络的输入,区间数小波神经网络的输出为温度区间数神经网络模型的输出和代表一段时间内建筑物温度大小的上下限值构成的区间数,区间数小波神经网络输出区间数的上下限值分别作为对应的2个按拍延迟线TDL的输入。

[0014] 本发明进一步技术改进方案是:

[0015] 所述光照度检测模块由光照度区间数神经网络模型、2个光照度减法聚类分类器、2组多个Elman神经网络光照度预测模型和2个光照度GM(1,1)灰色预测模型组成,光照度检测模块的输出作为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入。

[0016] 本发明进一步技术改进方案是:

[0017] 所述湿度检测模块由湿度区间数神经网络模型、2个湿度减法聚类分类器、2组多个Elman神经网络湿度预测模型和2个湿度GM(1,1)灰色预测模型组成,湿度检测模块的输出作为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入。

[0018] 本发明进一步技术改进方案是:

[0019] 所述基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台由检测节点、控制节点和现场监控端组成,它们以自组织方式通过无线通信模块NRF2401构建成建筑物环境参数采集

与建筑物能耗智能预测系统,检测节点分别由传感器组模块、单片机MSP430和无线通信模块NRF2401组成,传感器组模块负责检测建筑物环境参数的温度、光照度、风速和湿度参数,由单片机控制采样间隔并通过无线通信模块NRF2401发送给现场监控端;控制节点实现建筑物环境参数的调节设备进行控制;现场监控端由一台工业控制计算机组成,实现对检测节点检测建筑物环境参数进行管理和对建筑物能耗进行预警。

[0020] 本发明进一步技术改进方案是:

[0021] 光照度检测模块、湿度检测模块的功能结构与温度检测模块的功能结构具有类似特征

[0022] 本发明与现有技术相比,具有以下明显优点:

[0023] 一、本发明针对建筑物温度、光照度和湿度参数测量过程中,传感器精度误差、干扰和测量参数异常等问题存在的不确定性和随机性,本发明专利将建筑物温度、光照度和湿度传感器测量的参数值通过区间数神经网络模型转化为区间数形式表示,有效地处理了建筑物沉温度、光照度和湿度传感器测量参数的模糊性、动态性和不确定性,提高了建筑物沉温度、光照度和湿度传感器传感器值检测参数的客观性和可信度。

[0024] 二、本发明RNN时间递归神经网络是一种用于处理建筑物温度、光照度和湿度的时序数据的神经网络。在该网络中,循环结构会保留当前时刻隐藏神经元的状态值,并将其作为下一次循环输入的一部分输入信号输入到下一时刻的隐藏层神经元中。RNN的输入信号采取的是建筑物温度、光照度和湿度时序输入,每输入一步,每一层都共享网络权重和偏置,大大减少了网络中需要学习的参数,降低了网络的复杂度。

[0025] 三、本发明RNN时间递归神经网络充分利用基于建筑物温度、光照度和湿度时间序列数据之间的相关性,是一种在隐含层内部加入了定向循环结构的神经网络,其特殊的结构能够较好地处理基于时间序列建筑物温度、光照度和湿度数据的问题,通过表征输入建筑物温度、光照度和湿度大小数据的分布式表示,展现出较强的学习建筑物温度、光照度和湿度大小数据集的本质特征的能力,实现复杂函数的逼近,更好地刻画出建筑物温度、光照度和湿度大小数据的丰富内在信息,具有较强的泛化能力,提高计算建筑物温度、光照度和湿度大小的准确性和可靠性。

[0026] 四、本发明RNN时间递归神经网络是一种引入了建筑物温度、光照度和湿度“时序”概念的神经网络,其具有反馈机制,广泛应用于时间序列数据建模。RNN可以使学习到的信息在网络内储存,使模型能够学习到当前时刻与过去信息的依赖关系。给定一输入序列, RNN时间递归神经网络在任意时刻 $t$ ,的隐藏层状态 $h_t$ 均是基于当前时刻的建筑物温度、光照度和湿度大小输入 $X_t$ 以及过去时刻的隐藏层状态 $h_{t-1}$ 映射得到的,且RNN时间递归神经网络可以将每个时刻的隐藏层状态输出传入下一时刻;最终RNN时间递归神经网络通过输出层将一段时间建筑物温度、光照度和湿度大小映射得到建筑物温度、光照度和湿度大小的输出量。

[0027] 五、本发明所采用的多个Elman神经网络预测模型实现对被检测点的一段时间内建筑物温度、光照度和湿度的预测,该Elman神经网络预测模型一般分为4层:输入层、中间层(隐含层)、承接层和输出层,其输入层、隐含层和输出层的连接类似于前馈网络,输入层的单元仅起信号传输作用,输出层单元起线性加权作用。隐含层单元的传递函数可采用线性或非线性函数,承接层又称为上下文层或状态层,它用来记忆隐含层单元前一时刻的输

出值,可以认为是一个一次延时算子。Elman神经网络预测模型的特点是隐含层的输出通过承接层的延迟与存储,自联到隐含层的输入,这种自联方式使其对历史状态的数据具有敏感性,内部反馈网络的加入增加了网络本身处理动态信息的能力,从而达到了动态建模的目的。Elman神经网络预测模型回归神经元网络的特点是隐层的输出通过结构单元的延迟、存储自联到隐层的输入,这种自联方式使其对历史状态的数据具有敏感性,内部反馈网络的加入增加了网络本身处理动态信息的能力,有利于动态过程的建模;该神经网络利用关联层动态神经元的反馈连接,将未来预测网络和过去预测网络的信息进行融合,使网络对时间序列特征信息的记忆得到加强,从而提高被检测建筑物温度、光照度和湿度预测的精确度和鲁棒性。

[0028] 六、本发明能耗预测模块由能耗减法聚类分类器、多个Elman神经网络能耗预测模型、能耗GM(1,1)灰色预测模型、Jordan神经网络能耗残差预测模型、2个按拍延迟线TDL和区间数RBF神经网络组成,把能耗的历史数据转化为区间数的预测值,提高预测的精确度和鲁棒性。

[0029] 七、本发明区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的科学性和可靠性,本专利的区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入为代表建筑物能耗性能的3个气象区间数的预测值与建筑物能耗预测值和输出为1个区间数的kohonen神经网络,温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块和能耗预测模块输出为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输出为代表被检测建筑物建筑能耗状态大小的区间数;根据根据建筑物气象参数对建筑物能耗的影响、建筑能耗历史数据的工程实践和《民用建筑节能条例》,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器把建筑物能耗分为低、较低、正常状态、较高和很差的5种能耗等级对应5个不同的区间数和构建5个区间数与建筑物高能耗状态的5种能耗等级的对应关系表,实现对建筑物能耗状态等级分类的动态性能和科学分类。

## 附图说明

- [0030] 图1为本发明基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台;
- [0031] 图2为本发明建筑物能耗等级分类系统;
- [0032] 图3为本发明检测节点功能图;
- [0033] 图4为本发明控制节点功能图;
- [0034] 图5为本发明现场监控端软件功能图;
- [0035] 图6为本发明温度区间数神经网络模型。

## 具体实施方式

[0036] 结合附图1-6,对本发明技术方案作进一步描述:

[0037] 1、系统总体功能的设计

[0038] 本发明一种建筑物能耗智能检测系统,实现对建筑物环境因子参数进行检测和根据建筑物环境参数对建筑物能耗的影响智能化预测建筑物能耗,该系统由基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台和建筑物能耗等级分类系统二部分组成。基于无线传感器

网络的建筑物能耗参数采集平台包括建筑物环境参数的检测节点1和调节建筑物环境参数的控制节点2以及现场监控端3组成,它们分别采用NRF2401结合MSP430系列微处理器实现检测节点1、控制节点2和现场监控端3之间的无线通信;检测节点1和控制节点2安装在被监测建筑物环境内以自组织的形式构成参数采集和测控网络,它们和现场监控端3进行信息交互。检测节点1将检测的建筑物环境参数发送给现场监控端3并对传感器数据进行初步处理;现场监控端3把控制信息传输到检测节点1和控制节点2。整个系统结构见图1所示。

#### [0039] 2、检测节点的设计

[0040] 采用大量基于无线传感器网络的检测节点1作为建筑物环境参数感知终端,检测节点1和控制节点2通过自组织无线网络实现现场监控端3之间的信息相互交互。检测节点1包括采集建筑物环境参数的温度、湿度、光照度和风速参数的传感器和对应的信号调理电路、MSP430微处理器和NRF2401无线传输模块;检测节点的软件主要实现无线通信和建筑物环境参数的采集与预处理。软件采用C语言程序设计,兼容程度高,大大提高了软件设计开发的工作效率,增强了程序代码的可靠性、可读性和可移植性。检测节点结构见图3。

#### [0041] 3、控制节点的设计

[0042] 控制节点2在输出通路设计了输出调节温度、湿度、光照度和风速的4路D/A转换电路、继电器控制电路、MSP430微处理器和无线通信模块接口,实现对建筑物环境参数控制设备进行控制,控制节点见图4。

#### [0043] 4、现场监控端的软件设计

[0044] 现场监控端3是一台工业控制计算机,现场监控端3主要实现对建筑物环境参数进行采集与建筑物能耗进行智能预测,实现与检测节点1与控制节点2的信息交互,现场监控端3主要功能为通信参数设置、数据分析与数据管理和通过建筑物能耗等级分类系统对建筑物能耗进行智能预测,该管理软件选择了Microsoft Visual++6.0作为开发工具,调用系统的Mscmm通信控件来设计通讯程序,现场监控端软件功能见图5。建筑物能耗等级分类系统由温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块、能耗预测模块和区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器组成;光照度检测模块与湿度检测模块参照温度检测模块的相同设计方法;建筑物能耗等级分类系统功能结构见图2,建筑物能耗等级分类系统的设计如下:

##### [0045] (1)、温度检测模块设计

[0046] 温度检测模块由温度区间数神经网络模型、2个温度减法聚类分类器、2组多个Elman神经网络温度预测模型和2个温度GM(1,1)灰色预测模型组成,湿度检测模块设计和光照度检测模块设计方法参照温度检测模块设计方法,温度检测模块设计如下:

##### [0047] A、温度区间数神经网络模型设计

[0048] 温度区间数神经网络模型由多个RR时间递归神经网络、区间数小波神经网络模型和2个按拍延迟线TDL(Tapped Delay Line)组成,温度区间数神经网络模型把一段时间建筑物多个温度传感器感知被测量建筑物温度值转换为建筑物温度的动态区间数值,每个检测点温度传感器的输出为对应的RR时间递归神经网络的输入,RR时间递归神经网络模型的输出为区间数小波神经网络模型的输入,2个按拍延迟线TDL的输出为区间数小波神经网络模型的输入,区间数小波神经网络的输出为代表一段时间内建筑物温度大小的上下限值构成的区间数,区间数小波神经网络输出的区间数的上下限值分别作为对应的2个按拍延迟



线TDL的输入;区间数小波神经网络的输出为 $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ , $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ 分别作为对应的按拍延迟线TDL的输入, $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ 分别代表温度区间数值神经网络模型输出的上限值和下限值,构成建筑物多个温度传感器在一段时间内检测温度的输出区间数值为 $[u_2, u_1]$ ,建筑物温度区间数神经网络模型结构如图6所示, $X(1), \dots, X(n)$ 为多个RR时间递归神经网络输出, $U_1(k-1), \dots, U_1(k-d)$ 为建筑物温度区间数神经网络模型输出值的上限值的历史数据, $U_2(k-1), \dots, U_2(k-d)$ 为建筑物温度区间数值神经网络模型输出值的下限值的历史数据, $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ 为区间数小波神经网络的输出值代表建筑物温度区间数值神经网络模型的输出, $k$ 表示当前时刻, $d$ 分别表示 $U$ 的滞后点。建筑物温度区间数神经网络模型可以描述为:

$$[0049] \quad U(k) = [u_2(k), u_1(k)] = F[X(k), X(1), \dots, X(n); u_1(k), \dots, u_1(k-d); u_2(k), \dots, u_2(k-d)] \quad (1)$$

[0050] RNN时间递归神经网络可以处理建筑物温度大小的顺序信息,RNN时间递归神经网络使用建筑物温度大小的前一状态的输出作为预测后一温度大小输入的一部分,具备一般意义上的“记忆”建筑物温度大小的功能。RNN时间递归神经网络可以保留前一序列建筑物温度作为输出,下一序列的建筑物温度输入和保留的前一序列温度输出共同计算得到下一序列的建筑物温度输出。 $x_t$ 是 $t$ 时刻的输入, $s_t$ 表示网络的记忆单元 $t$ 时刻的状态, $s_t$ 通过前一步的状态 $s_{t-1}$ 以及当前时刻的输入 $x_t$ 共同计算得到:

$$[0051] \quad s_t = f(Ux_t + Ws_{t-1}) \quad (2)$$

[0052] 激励函数 $f$ 是RNN神经网络中非线性函数 $\tanh$ ,通常第一个隐藏状态 $s_{t-1}$ 的值会用0进行初始化,但实际使用极小值进行初始化会使梯度下降的更快。 $o_t$ 是 $t$ 时刻的输出,通常是由归一化指数函数计算出的概率向量:

$$[0053] \quad o_t = \text{softmax}(Vs_t) \quad (3)$$

[0054] 区间数小波神经网络WNN(WaveletNeuralNetworks)理论基础构建的输入为多个RR时间递归神经网络输出值以及输出的反馈值和输出为温度区间数,区间数小波神经网络以小波函数为神经元的激励函数并结合人工神经网络提出的一种前馈型网络。区间数小波神经网络中小波的伸缩、平移因子以及连接权重在对误差能量函数的优化过程中被自适应调整。设区间数小波神经网络的输入信号可以表示为一个输入的一维向量 $x_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ),输出信号表示为 $y_k$  ( $k=1, 2, \dots, m$ ),区间数小波神经网络输出层的计算公式为:

$$[0055] \quad y(k) = \sum_{j=1}^l \omega_{jk} \varphi\left(\frac{\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j}\right), j=1, 2, \dots, l \quad (4)$$

[0056] 公式中 $\omega_{ij}$ 输入层 $i$ 节点和隐含层 $j$ 节点间的连接权值, $\varphi(x)$ 为小波基函数, $b_j$ 为小波基函数的平移因子, $a_j$ 小波基函数的伸缩因子, $\omega_{jk}$ 为隐含层 $j$ 节点和输出层 $k$ 节点间的连接权值,其中 $k$ 为2。区间数小波神经网络的输出为 $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ 构成被检测建筑物温度值的区间数,一段时间RNN时间递归神经网络的输出作为区间数小波神经网络的输入,区间数小波神经网络的输出为建筑物温度大小的区间数;多个检测点温度传感器在一段时间内检测建筑物温度的输出区间数值为 $[u_2, u_1]$ 。

[0057] B、温度减法聚类分类器设计

[0058] 温度区间数神经网络模型输出区间数的上下限值分别作为2个对应的温度减法聚类分类器的输入,2个温度减法聚类分类器输出的2组多个类型的温度区间的上下限值分别

作为2组多个Elman神经网络温度预测模型的输入。温度区间数的上下限值的减法聚类与其他聚类方法相比,不需要预先确定聚类数,仅根据温度区间数的上下限值的样本数据密度即可快速确定温度区间数的上下限值聚类中心的位置和聚类数,而它把每一个温度区间值的上下限数据点作为一个潜在的聚类中心的特性,使得温度区间数的上下限值聚类的结果与问题的维数无关。因此,温度区间数的上下限值减法聚类算法是一种适合基于温度区间数的上下限值的数据建模的规则自动提取方法。设定m维空间中的N个温度区间数的上下限的数据点 $(X_1, X_2, \dots, X_N)$ ,每个数据点 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,1}, \dots, x_{i,m})$ 都是聚类中心的候选者, $i=1, 2, \dots, N$ ,数据点 $X_i$ 的密度函数定义为:

$$[0059] \quad D_i = \sum_{j=1}^N \exp \left[ -\frac{\|X_i - X_j\|^2}{(r_a/2)^2} \right] \quad (5)$$

[0060] 式中,半径 $r_a$ 是一个正数, $r_a$ 定义了该点的一个影响邻域,半径以外的数据点对该点的密度指标贡献非常小,一般忽略不计。计算每一点 $X_i$ 的密度值,选择具有最高密度指标 $D_{c_1}$ 的数据点作为第一个聚类中心 $X_{c_1}$ ;然后修正密度值,消除前面已有聚类中心的影响。按下式修正密度值:

$$[0061] \quad D_i = D_i - D_{c_1} \exp \left[ -\frac{\|X_i - X_{c_1}\|^2}{(r_b/2)^2} \right] \quad (6)$$

[0062] 其中, $D_{c_1}$ 是初始聚类中心对应的最高密度值,修正半径 $r_b$ 的设定是为了避免第二个聚类中心点离前一个中心点太近,一般设定为 $r_b = \eta r_a, 1.25 \leq \eta \leq 1.5$ 。修正每个数据点的密度指标后,当 $D_{c_k}$ 与 $D_{c_1}$ 满足下式时,该密度指标对应的聚类中心即为第K个聚类中心。不断重复这个过程,直到新的聚类中心 $X_{c_k}$ 的相应的密度指标 $D_{c_k}$ 与 $D_{c_1}$ 满足下式时终止聚类:

$$[0063] \quad D_{c_k}/D_{c_1} < \delta \quad (7)$$

[0064] 式中, $\delta$ 是根据实际情况提前设定的阈值。本发明提出的在线聚类方法基本思想是如果一个温度区间数的上下限数据点到一个组的中心的距离小于聚类半径 $r_a$ ,那么该点属于此组,当获得新的数据时,组和组的中心做相应的变化。随着输入温度区间数的上下限值空间数据的不断增加,本发明算法通过实时动态的调整温度区间数的上下限值聚类中心与聚类个数获得更好的温度区间数上下限值进行空间划分。

[0065] C、多个Elman神经网络温度预测模型设计

[0066] 2个温度减法聚类分类器输出的2组多个类型的温度区间的上下限值分别作为2组对应的多个Elman神经网络温度预测模型的输入,2组多个Elman神经网络温度预测模型的输出分别作为2个对应的温度GM(1,1)灰色预测模型的输入,多个Elman神经网络温度预测模型可以看作是一个具有局部记忆单元和局部反馈连接的前向神经网络,除了隐层外,还有一个特别的关联层;关联层从隐层接收反馈信号,每一个隐层节点都有一个与之对应的关联层节点连接。关联层将上一时刻的隐层状态连同当前时刻的网络输入一起作为隐层的输入,相当于状态反馈。隐层的传递函数一般为Sigmoid函数,输出层为线性函数,关联层也为线性函数。为了有效地解决温度预测中的逼近精度问题,增强关联层的作用。设Elman神经网络的输入层、输出层、隐层的个数分别为m,n和r; $w_1, w_2, w_3$ 和 $w_4$ 分别表示结构层单元到

隐层、输入层到隐层、隐层到输出层、结构层到输出层的连接权矩阵,则Elman神经网络建筑物路面使用性能分类器的隐含层、关联层和输出层的表达式分别为:

$$[0067] \quad x_j(k) = f \left[ \sum_{p=1}^m w_{2p} * u_p(k) + \sum_{p=1}^m w_{1p} * c_p(k) \right] \quad (8)$$

$$[0068] \quad c_p(k) = x_p(k-1) \quad (9)$$

$$[0069] \quad y_j(k) = g \left[ \sum_{p=1}^r w_{3p} * x_p(k) + \sum_{p=1}^m w_{4p} * c_p(k) \right] \quad (10)$$

[0070] 本专利每个Elman神经网络预测模型的输入为经过减法聚类分析的各类温度区间数的上下限值,每个Elman神经网络预测模型的输出为对应的温度GM(1,1)灰色预测模型的输入。

[0071] D、温度GM(1,1)灰色预测模型设计

[0072] 2组多个Elman神经网络温度预测模型的输出分别作为2个对应的温度GM(1,1)灰色预测模型的输入,2个温度GM(1,1)灰色预测模型的输出作为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入;温度GM(1,1)灰色预测模型是将无规律的各类多个Elman神经网络预测模型输出的建筑物温度的历史数据预测值进行累加,得到规律性比较强的生成数据序列后预测建筑物温度的建模过程,由生成预测建筑物温度GM(1,1)灰色预测模型得到的数据再进行累减得到原始数据的预测值。假设要预测建筑物温度的一组多个Elman神经网络温度预测模型的输出数据数列为:

$$[0073] \quad x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) \quad (11)$$

$$[0074] \quad \text{一阶累加后生成新的序列为: } x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (12)$$

[0075] 其中:  $x^{(1)}(i) = \sum_{k=1}^i x^{(0)}(k), i=1,2,\dots,n$  则  $x^{(1)}$  序列具有指数增长的规律,即满足一

阶线性微分方程:

$$[0076] \quad \frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (13)$$

[0077] 公式中a成为发展灰数,它反映  $x^{(1)}$  和  $x^{(0)}$  的发展趋势;u为内生控制灰数,

[0078] 反映了数据之间的变化关系。解上式的微分方程得到  $x^{(1)}$  的建筑物温度预测值为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = ce^{-ak} + \frac{u}{a}, k=0,1,\dots,n-1 \quad (14)$$

[0079] 通过下面公式的累减还原,得到原始序列  $x^{(0)}$  的建筑物温度预测模型为:

$$[0080] \quad \hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1), k=2,3,\dots,n \quad (15)$$

[0081] 通过构建GM(1,1)灰色预测建筑物温度模型,可以实现对本专利建筑物温度区间数上下限值的预测,构建对应建筑物温度上下限值的GM(1,1)灰色预测模型。2个温度GM(1,1)灰色预测模型的输出值构成建筑物温度区间数的上下限预测值。

[0082] (2) 能耗预测模块设计

[0083] 能耗预测模块由能耗减法聚类分类器、多个Elman神经网络能耗预测模型、能耗GM(1,1)灰色预测模型、Jordan神经网络能耗残差预测模型、2个按拍延迟线TDL和区间数RBF神经网络组成,能耗减法聚类分类器、多个Elman神经网络能耗预测模型和能耗GM(1,1)灰色预测模型的设计参照温度检测模块中的2个温度减法聚类分类器、2组多个Elman神经网络温度预测模型和2个温度GM(1,1)灰色预测模型的设计方法。Jordan神经网络能耗残差预测模型和区间数RBF神经网络设计过程如下:

[0084] A、Jordan神经网络能耗残差预测模型设计

[0085] 建筑物能耗历史数据与能耗GM(1,1)灰色预测模型输出的差作为Jordan神经网络能耗残差预测模型的输入,Jordan神经网络能耗残差预测模型的输出作为对应的按拍延迟线TDL的输入,Jordan神经网络能耗残差预测模型除了输入层、隐层、输出层外,还有一个用来记忆系统前一时刻输出值的特殊单元层,可以认为是时延算子,并将隐层状态反馈;Jordan神经网络能耗残差预测模型具有输出反馈环节,可以反映系统的输出特性,通过将隐层的状态反馈,使其能够反映状态特性,这样使得Jordan神经网络能耗残差预测模型具有更丰富的性质,适用范围更广泛,更适于动态能耗残差预测,相对于前向网络具有明显的优势。输入层有n个节点,隐层有m个节点,出层有r个节点。Jordan神经网络能耗残差预测模型的隐含层和目标层的输出为:

$$[0086] \quad y_i(k) = \sum_{t=1}^m w_{it}^3 o_t \quad i=1,2,\dots,r \quad (16)$$

$$[0087] \quad o_t = f(x_i(k) - \theta_i) \quad (17)$$

[0088] 其中f是sigmoid函数,是阈值。其中:

$$[0089] \quad x_i(k) = w_i^2 x_c(k) + w_i^1 u(k-1) \quad (18)$$

[0090] B、区间数RBF神经网络设计

[0091] 能耗GM(1,1)灰色预测模型的输出和Jordan神经网络能耗残差预测模型的输出分别作为2个对应的按拍延迟线TDL的输入,2个按拍延迟线TDL的输出作为区间数RBF神经网络的输入,区间数RBF神经网络的输出作为区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入。区间数RBF神经网络的径向基向量为 $H = [h_1, h_2, \dots, h_p]^T$ , $h_p$ 为基函数,径向基神经网络中常用的径向基函数是高斯函数,其表达式为:

$$[0092] \quad h_j = \exp\left(-\frac{\|X - c_j\|^2}{2\delta_j^2}\right), j=1,2,\dots,p \quad (19)$$

[0093] 式中X为2个按拍延迟线TDL的输出的时间序列输出,C为隐含层神经元高斯基函数中心点坐标向量, $\delta_j$ 为隐含层第j个神经元高斯基函数的宽度;网络的输出连接权值向量为 $w_{ij}$ ,RBF神经网络输出表达式为:

$$[0094] \quad y = \sum_{j=1}^p w_{ij} \exp\left(-\frac{1}{2\delta_j^2} \|X - c_j\|^2\right) \quad (20)$$

[0095] 区间数RBF神经网络输出的区间数为能耗历史数据预测值和能耗预测模块的输

出。

[0096] (3) 区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器设计

[0097] 区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入为温度检测模块、光照度检测模块、湿度检测模块、能耗预测模块输出的区间数,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输出为代表被检测建筑物能耗等级的区间数;根据根据建筑物气象参数对建筑物能耗的影响、建筑能耗历史数据的工程实践和《民用建筑节能条例》,区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器把建筑物能耗分为低、较低、正常状态、较高和高的5种能耗等级对应5个不同的区间数和构建5个区间数与建筑物能耗的5种能耗等级的对应关系表1,计算区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器输出的区间数与代表5种建筑物能耗不同等级的5个区间数的相似度,其中相似度最大的区间数对应的建筑物能耗等级确定为该建筑物能耗等级。本专利中的区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的权值和阈值的修正算法采用梯度修正法来更新网络权值和小波基函数参数,从而使小波神经网络预测模型输出不断逼近期望输出。

[0098] 表1建筑物能耗等级与区间数对应关系表

[0099]

序号	建筑能耗等级	区间数
1	低	[0.00,0.20]
2	较低	[0.20,0.40]
3	正常状态	[0.40,0.60]
4	较高	[0.60,0.80]
5	高	[0.80,1.0]

[0100] 区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器输入层接收输入信号模式,神经元个数与输入模式的特征数对应;输出层神经元又称为映射神经元。区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入神经元和输出神经元之间为全连接,其连接强度由权值控制,网络的自组织过程就是根据输入信号模式动态地调整权值的过程。由全互连接的神经元阵列组成的神经网络,该网络由输入层和输出层构成,输入层通过权向量将外界信息汇集到输出层各神经元,其形式与BP网相同,输入节点数对应于一个r维的输入向量 $x = [x_1, x_2, \dots, x_r]$ ,其中r为输入数据的维数。输出层也是竞争层,它最典型的结构是二维形式,假定共有 $m \times n$ 个节点,每个节点分别对应一个r维权向量 $m = [m_1, m_2, \dots, m_r]$ 。区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器采用的是Kohonen算法,算法的主要过程为:(a) 初始化网络、学习速率 $1r$ 、邻域半径 $r_0$ ,随机初始化输入层节点与竞争层节点的连接权值 $w_{ij}$  ( $i = 1, \dots, n$ ;  $j = 1, \dots, m$ )。(b) 输入训练样本X,计算样本与每个输出节点之间的欧氏距离 $d_j$ ,找出距离最小的对应节点,则该节点称为获胜节点v,距离计算为:

$$d_j = \|X - W_{ij}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n [x_i - \omega_{ij}]^2} \quad (i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m) \quad (21)$$

[0101] (c) 确定获胜神经元v的邻域。(d) 根据权值学习规则修正权值。(e) 重新输入,重复以上(b) - (d) 步骤直至训练结束。区间数kohonen神经网络建筑物能耗状态分类器的输入为建筑物的气象参数的预测值和能耗的预测值,输出为代表被检测建筑物建筑物能耗状态等级的大小的区间数,实现建筑物能耗等级的大小的分类,提高分类精确度。

[0102] 5、基于无线传感器网络的建筑物能耗参数采集平台的设计举例

[0103] 根据建筑物环境参数的分布状况,系统设计了检测节点1和控制节点2和现场监控端3的平面布置安装图,其中检测节点1均衡布置在被建筑物环境中实现对影响建筑物能耗的环境参数的检测,通过该系统实现对建筑物环境参数的采集与建筑物能耗的智能化预测。。

[0104] 本发明方案所公开的技术手段不仅限于上述实施方式所公开的技术手段,还包括由以上技术特征任意组合所组成的技术方案。应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也视为本发明的保护范围。

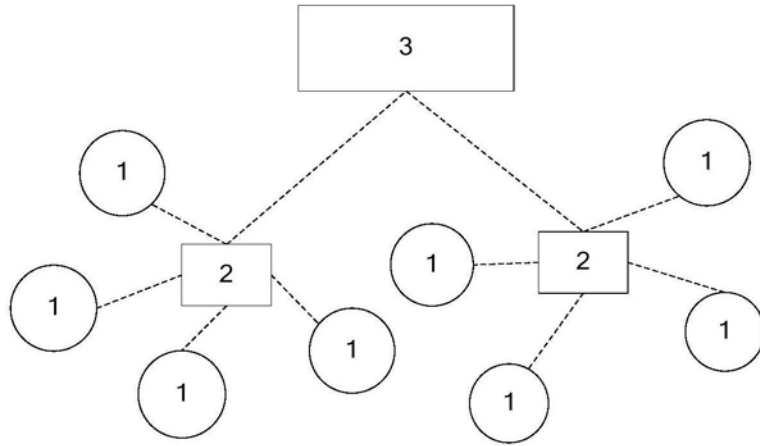


图1

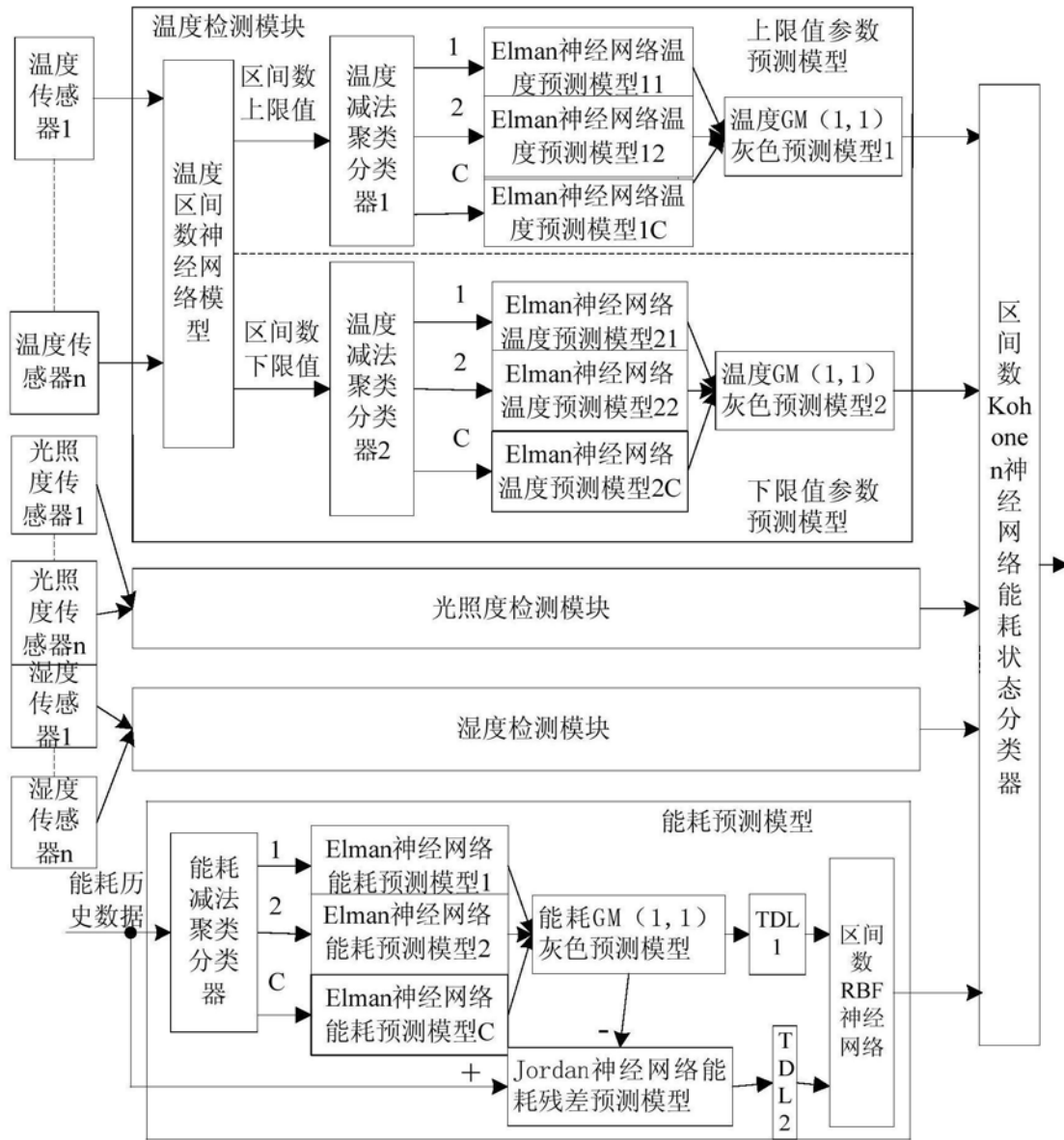


图2

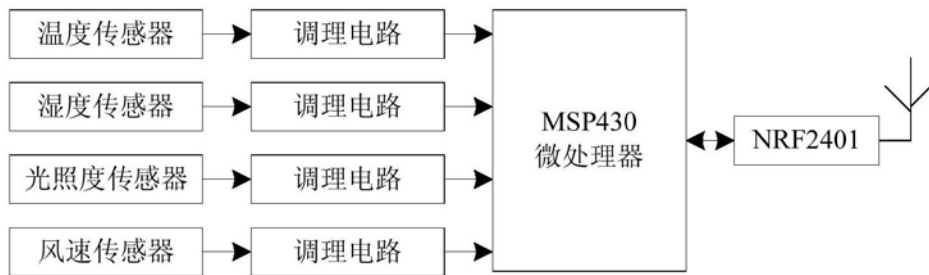


图3



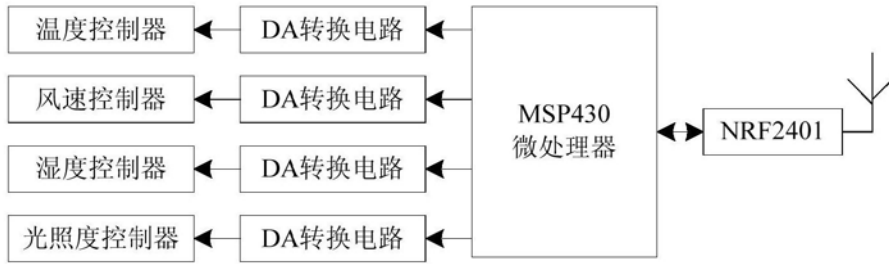


图4

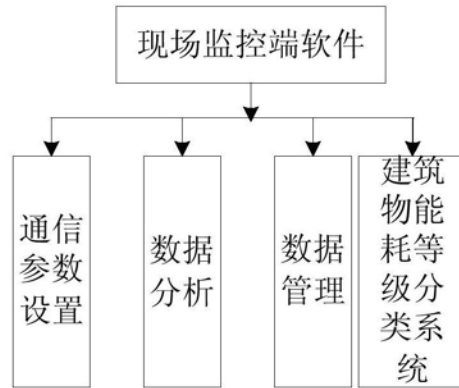


图5

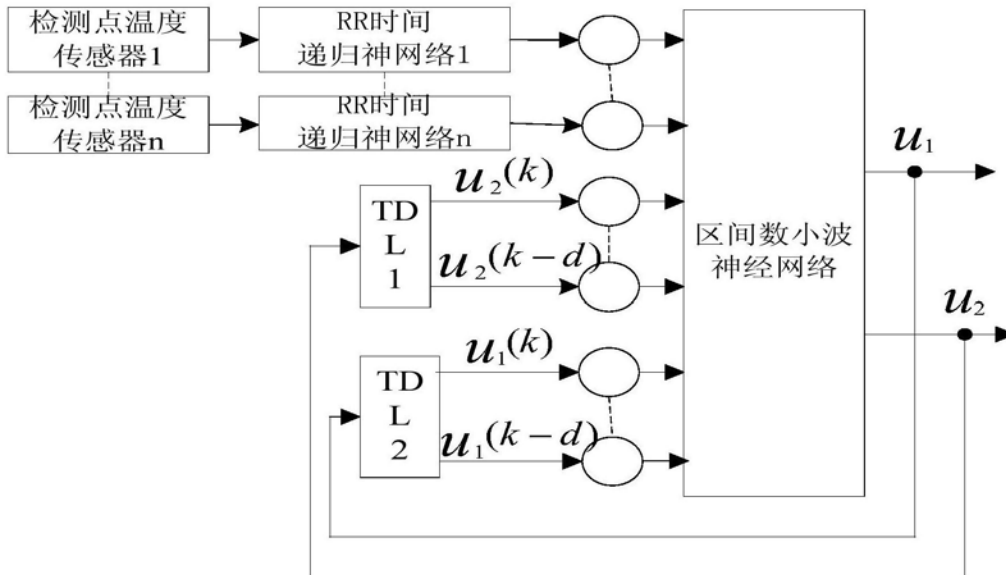


图6