



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114418183 B

(45) 授权公告日 2023.01.17

(21) 申请号 202111563281.8

(22) 申请日 2021.12.20

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 114418183 A

(43) 申请公布日 2022.04.29

(73) 专利权人 淮阴工学院
地址 223400 江苏省淮安市涟水县海安路
10号安东大厦8楼

(72) 发明人 马从国 胡英凯 吉泽炎 王超
吴卿 柏小颖 周恒瑞 陈亚娟
张利兵 金德飞 王建国 秦小芹
张月红

(74) 专利代理机构 淮安市科文知识产权事务所
32223
专利代理师 李锋

(51) Int. Cl.
G06Q 10/04 (2023.01)
G06Q 50/02 (2012.01)

G01K 13/00 (2021.01)
A01K 29/00 (2006.01)
A01K 45/00 (2006.01)
G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/043 (2023.01)
G06N 3/048 (2023.01)
G06N 3/084 (2023.01)
G06F 18/214 (2023.01)
G06F 18/27 (2023.01)
G16Y 10/05 (2020.01)
G16Y 20/00 (2020.01)
G16Y 40/10 (2020.01)
G16Y 40/20 (2020.01)
G06F 123/02 (2023.01)

(56) 对比文件

US 8775341 B1, 2014.07.08
CN 105159216 A, 2015.12.16

审查员 冯丽

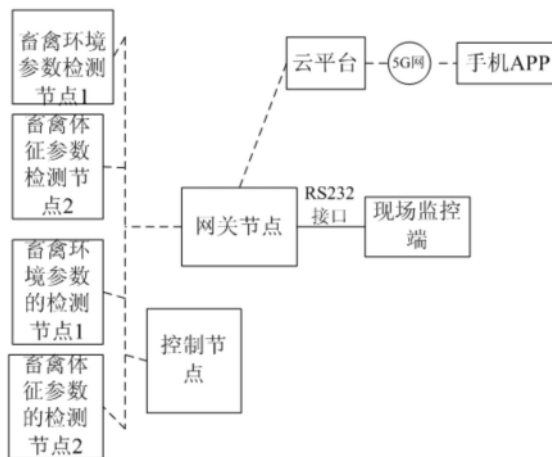
权利要求书2页 说明书13页 附图3页

(54) 发明名称

畜禽健康体征大数据物联网检测系统

(57) 摘要

本发明公开了一种畜禽健康体征大数据物联网检测系统,其特征在于:所述检测系统包括参数采集与控制平台和畜禽体温大数据智能预测子系统两部分,实现对被测量畜禽体温的精确检测和预测;本发明有效解决了现有畜禽体征参数检测系统没有根据畜禽环境面积大、畜禽环境参数和畜禽体征参数变化的非线性、大滞后等变化复杂等对畜禽体征参数的影响,没有对畜禽体征参数进行精确检测与预测,从而极大的影响畜禽健康和畜禽管理问题。



1. 畜禽健康体征大数据物联网检测系统,其特征在于:所述检测系统包括参数采集与控制平台和畜禽体温大数据智能预测子系统两部分,实现对被测量畜禽体温的精确检测和预测;

所述畜禽体温大数据智能预测子系统由参数检测模型、检测参数融合模型和二元联系数的Elman神经网络温度预测模型组成;环境温度传感器感知的畜禽舍环境温度值作为对应的参数检测模型的输入,参数检测模型输出作为检测参数融合模型的输入,畜禽体温温度传感器感知的畜禽体表温度值作为对应的参数检测模型的输入,参数检测模型和检测参数融合模型的输出作为二元联系数的Elman神经网络温度预测模型的输入,二元联系数的Elman神经网络温度预测模型的输出畜禽体温的确定值 c 和波动值 d 构成畜禽体温的二元联系数为 $c+di$,畜禽体温的确定值 c 和波动值作为二元联系数的Elman神经网络温度预测模型的对应输入,二元联系数的Elman神经网络温度预测模型输出为被检测的畜禽体温的二元联系数值;

所述参数检测模型由带时滞单元的Adaline神经网络模型、EMD经验模态分解模型、GM(1,1)灰色预测模型、NARX神经网络预测模型、按拍延迟线TDL、ARIMA预测模型和二元联系数的小波神经网络模型组成;

所述检测参数融合模型:

一段时间多个参数检测模型输出的参数测量传感器的二元联系数构成时间序列二元联系数值阵列,每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的正理想值贴近度除以该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的负理想值贴近度与该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的正理想值贴近度的和得到的商为每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度;每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度除以所有参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度的和得到的商为每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离贴近度融合权重;

每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列的正理想值之间的灰色关联度除以该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列的正理想值之间的灰色关联度相加该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列的负理想值之间的灰色关联度的和得到的商为该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴近度;每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴近度除以所有参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴近度的和得到的商为该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联度融合权重;

每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的均方根组合权重和线性组合权重按照从小到大排序构成该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的二元联系数融合权重,同一时刻每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的二元联系数融合权重的积相加得到的和为所有参数测量传感器的时间序列二元联系数融合值。

2. 根据权利要求1所述的畜禽健康体征大数据物联网检测系统,其特征在于:参数测量传感器输出作为带时滞单元的Adaline神经网络模型的输入,带时滞单元的Adaline神经网络模型输出作为EMD经验模态分解模型的输入,EMD经验模态分解模型输出的测量参数低频趋势值作为GM(1,1)灰色预测模型的输入,EMD经验模态分解模型输出的多个测量参数高频

趋势值分别作为对应的多个NARX神经网络预测模型的输入,GM(1,1)灰色预测模型和多个NARX神经网络预测模型的输出分别二元联系数的小波神经网络模型的对应输入,二元联系数的小波神经网络模型输出被测量参数的确定值a和波动值b构成被测量参数的二元联系数为 $a+bi$,被测量参数的确定值a和波动值b分别作为对应的按拍延迟线TDL的输入和二元联系数的小波神经网络模型的对应输入,按拍延迟线TDL输出作为对应的ARIMA预测模型输入,ARIMA预测模型输出作为二元联系数的小波神经网络模型的对应输入,二元联系数的小波神经网络模型输出作为被测量参数的二元联系数值。

3.根据权利要求1所述的畜禽健康体征大数据物联网检测系统,其特征在于:所述参数采集与控制平台由畜禽环境参数的检测节点、畜禽体征参数的检测节点、控制节点、网关节点、现场监控端、云平台 and 手机APP组成。

4.根据权利要求3所述的畜禽健康体征大数据物联网检测系统,其特征在于:所述检测节点采集畜禽环境参数经网关节点上传到云平台,在云平台端存储数据和发布信息,手机APP通过云平台提供的畜禽环境信息可实时监测畜禽环境参数,检测节点和控制节点负责采集畜禽环境参数信息和控制畜禽环境设备,通过网关节点实现检测节点、控制节点、现场监控端、云平台 and 手机APP的双向通信,实现畜禽环境参数采集和畜禽环境设备控制。

畜禽健康体征大数据物联网检测系统

技术领域

[0001] 本发明涉及畜禽体征参数检测与处理的自动化装备的技术领域,具体涉及畜禽健康体征大数据物联网检测系统。

背景技术

[0002] 畜禽养殖业作为我国国民经济产业中的重要组成部分,其兴盛与衰败是衡量国家经济水平的状况,也反映我国国民的日常生活的质量。近年来,在随着人民生活水平的日渐提高,对于畜禽肉、蛋类产品的要求也发生了变化,传统观念中仅仅追求产品的“量”的想法已经被越来越多的人所摒弃,而对畜禽的肉及蛋的“质”有了越来越多高要求与期望。在传统的家禽家畜养殖过程中,采用简单、粗糙、低效的高频率人工干预的养殖方法,往往在耗费了大量的人工、时间成本后依旧无法及时地对养殖个体生理健康状态进行获取。在传统养殖方法中,较高的人工参与度还在一定程度上对养殖个体的生理活动造成了一定的影响,增加了人与动物交叉感染疾病的概率,针对诸如此类种种弊端,越来越迫切地需要现代化的养殖技术推动养殖业进一步向前发展,从而使畜禽养殖业能够承受住当代社会的新考验。近年来,国内外对于家禽的福利化、精准化养殖的关注度与日俱增,传统的粗糙、简单的养殖方法不能对家禽个体进行实时的生理状况监控。一种畜禽健康体征大数据物联网检测系统实现畜禽环境参数和畜禽体征参数的检测与预测,为预防畜禽疾病提供数据与预警。

发明内容

[0003] 本发明提供一种畜禽健康体征大数据物联网检测系统;本发明有效解决了现有畜禽体征参数检测系统没有根据畜禽环境面积大、畜禽环境参数和畜禽体征参数变化的非线性、大滞后等变化复杂等对畜禽体征参数的影响,没有对畜禽体征参数进行精确检测与预测,从而极大的影响畜禽健康和畜禽管理问题。

[0004] 本发明通过以下技术方案实现:

[0005] 一种畜禽健康体征大数据物联网检测系统,其特征在于:所述系统包括参数采集与控制平台和畜禽体温大数据智能预测子系统两部分,实现对被测量畜禽体温的精确检测和预测,提高被测量畜禽体温的可靠性和精确性。

[0006] 本发明进一步技术改进方案是:

[0007] 参数采集与控制平台由畜禽环境参数的检测节点、畜禽体征参数的检测节点、控制节点、网关节点、现场监控端、云平台 and 手机APP组成,检测节点采集畜禽环境参数经网关节点上传到云平台,在云平台端存储数据和发布信息,手机APP通过云平台提供的畜禽环境信息可实时监测畜禽环境参数,检测节点和控制节点负责采集畜禽环境参数信息和控制畜禽环境设备,通过网关节点实现检测节点、控制节点、现场监控端、云平台 and 手机APP的双向通信,实现畜禽环境参数采集和畜禽设备控制;参数采集与控制平台结构与功能见图1所示。

[0008] 本发明进一步技术改进方案是:

[0009] 畜禽体温大数据智能预测子系统由参数检测模型、检测参数融合模型和二元联系系数的Elman神经网络温度预测模型组成；多个环境温度传感器感知的畜禽舍环境温度值作为对应的参数检测模型的输入，多个参数检测模型输出作为检测参数融合模型的输入，畜禽体温温度传感器感知的畜禽体表温度值作为对应的参数检测模型的输入，该参数检测模型和检测参数融合模型的输出作为二元联系系数的Elman神经网络温度预测模型的输入，二元联系系数的Elman神经网络温度预测模型的输出畜禽体温的确定值 c 和波动值 d 构成畜禽体温的二元联系数为 $c+di$ ，畜禽体温的确定值 c 和波动值作为二元联系系数的Elman神经网络温度预测模型的对应输入，二元联系系数的Elman神经网络温度预测模型输出为被检测的畜禽体温的二元联系数值；畜禽体温大数据智能预测子系统结构与功能见图2所示。

[0010] 本发明进一步技术改进方案是：

[0011] 参数检测模型由带时滞单元的Adaline神经网络模型、EMD经验模态分解模型、GM(1,1)灰色预测模型、多个NARX神经网络预测模型、2个按拍延迟线TDL、2个ARIMA预测模型和二元联系系数的小波神经网络模型组成；参数测量传感器输出作为带时滞单元的Adaline神经网络模型的输入，带时滞单元的Adaline神经网络模型输出作为EMD经验模态分解模型的输入，EMD经验模态分解模型输出的测量参数低频趋势值作为GM(1,1)灰色预测模型的输入，EMD经验模态分解模型输出的多个测量参数高频趋势值分别作为对应的多个NARX神经网络预测模型的输入，GM(1,1)灰色预测模型和多个NARX神经网络预测模型的输出分别二元联系系数的小波神经网络模型的对应输入，二元联系系数的小波神经网络模型输出被测量参数的确定值 a 和波动值 b 构成被测量参数的二元联系数为 $a+bi$ ，被测量参数的确定值 a 和波动值 b 分别作为对应的2个按拍延迟线TDL的输入和二元联系系数的小波神经网络模型的对应输入，2个按拍延迟线TDL输出作为对应的ARIMA预测模型输入，2个ARIMA预测模型输出作为二元联系系数的小波神经网络模型的对应输入，二元联系系数的小波神经网络模型输出作为被测量参数的二元联系数值；参数检测模型结构与功能见图3所示。

[0012] 本发明进一步技术改进方案是：

[0013] 检测参数融合模型设计

[0014] (1)、一段时间多个参数检测模型输出的参数测量传感器的二元联系系数构成时间序列二元联系数值阵列，每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的正理想值贴近度除以该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的负理想值贴近度与该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的正理想值贴近度的和得到的商为每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度；每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度除以所有参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度的和得到的商为每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离贴近度融合权重；

[0015] (2)、每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系系数阵列的正理想值之间的灰色关联度除以该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系系数阵列的正理想值之间的灰色关联度相加该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系系数阵列的负理想值之间的灰色关联度的和得到的商为该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴近度；每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴近度除以所有参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴近度的和得到的商为该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联度融合权重；

[0016] (3)、每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的均方根组合权重和线性组合权重按照从小到大排序构成该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的二元联系数融合权重,同一时刻每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的二元联系数融合权重的积相加得到的和为所有参数测量传感器的时间序列二元联系数融合值。

[0017] 本发明与现有技术相比,具有以下明显优点:

[0018] 一、本发明通过EMD经验模态分解模型将原始带时滞单元的Adaline神经网络模型输出序列分解为不同频段的分量,每一个分量都显示出隐含在原序列中的不同特征信息。以降低序列的非平稳性。参数测量过程的高频波动部分数据关联性不强,频率比较高,代表原始序列的波动成分,具有一定的周期性和随机性,这与参数测量过程的周期性变化相符合;低频成分代表参数测量过程原序列的变化趋势。可见EMD能够逐级分解出参数测量过程的波动成分、周期成分和趋势成分,分解出的每一个分量自身包含相同的变形信息,在一定程度上减少了不同特征信息之间的相互干涉,且分解出的各分量变化曲线比原始参数测量变形序列曲线光滑。可见EMD能有效分析多因素共同作用下的参数测量过程变形数据,分解得到的各分量有GM(1,1)灰色预测模型输出和多个NARX神经网络预测模型的建立和更好地预测。最后将各分量预测结果叠加得到最终融合预测结果。实例研究表明,所提的融合预测结果具有较高的预测精度。

[0019] 二、本发明采用GM(1,1)灰色预测模型预测参数测量过程中测量参数低频趋势的时间跨度长。用GM(1,1)灰色预测模型模型可以根据测量参数低频趋势值预测未来时刻测量参数低频趋势值,用上述方法预测出的测量参数低频趋势后,把测量参数低频趋势值再加分别加入测量参数低频趋势的原始数列中,相应地去掉数列开头的一个数据建模,再进行预测测量参数低频趋势的预测。依此类推,预测出测量参数低频趋势值。这种方法称为等维灰数递补模型,它可实现较长时间的预测。可以更加准确地掌握测量参数低频趋势的变化趋势,为有效避免测量参数低频趋势波动做好准备。

[0020] 三、本发明采用ARIMA预测模型基于测量参数的确定值和波动值的原始数据服从时间序列分布,利用测量参数的确定值和波动值变化均具有一定惯性趋势的原理,整合了趋势因素、周期因素和随机误差等因素的测量参数的确定值和波动值的原始时间序列变量,通过差分数据转换等方法将非平稳序列转变为零均值的平稳随机序列,通过反复识别和模型诊断比较并选择理想的模型进行测量参数的确定值和波动值数值拟合和预测。该方法结合了自回归和移动平均方法的长处,具有不受数据类型束缚和适用性强的特点,是一种短期预测测量参数的确定值和波动值的模型。

[0021] 四、本发明所采用二元联系数的Elman神经网络预测模型实现对畜禽体温的预测,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畜禽体温的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,有利于畜禽体温预测的动态过程的建模;该Elman神经网络预测模利用关联层动态神经元的反馈连接,未来预测畜禽体温网络和过去畜禽体温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,从而提高畜禽体温预测的精确度和鲁棒性。

[0022] 五、本发明针对参数测量过程中,传感器精度误差、干扰和测量值异常等问题存在的不确定性和随机性,本发明专利将传感器测量的参数值通过参数检测模型转化为二元联系数形式表示,有效地处理了参数传感器测量参数的模糊性、动态性和不确定性,提高了参数传感器值检测参数的客观性和可信度。

附图说明

- [0023] 图1为本发明的参数采集与控制平台
- [0024] 图2为本发明的畜禽体温大数据智能预测子系统
- [0025] 图3为本发明的参数检测模型
- [0026] 图4为本发明的畜禽环境参数的检测节点
- [0027] 图5为本发明的畜禽体征参数的检测节点
- [0028] 图6为本发明的控制节点
- [0029] 图7为本发明的网关节点
- [0030] 图8为本发明的现场监控端软件功能图。

具体实施方式

[0031] 结合附图1-8,对本发明技术方案作进一步描述:

[0032] 一、系统总体功能的设计

[0033] 本发明一种畜禽健康体征大数据物联网检测系统实现对畜禽健康体征参数进行检测和预测类,该系统由参数采集与控制平台和畜禽体温大数据智能预测子系统两部分组成。参数采集与控制平台包括畜禽环境参数的检测节点、畜禽体征参数检测节点、控制节点、网关节点、现场监控端组成,畜禽环境参数的检测节点、畜禽体征参数检测节点、控制节点和网关节点构成无线自组织网络来实现检测节点和网关节点之间的无线通信网络通信;检测节点将检测的畜禽环境和畜禽体征参数通过网关节点发送给现场监控端和云平台,云平台通过5G网络实现与手机APP的信息交换,现场监控端、网关节点和检测节点之间实现畜禽环境和畜禽体征参数信息的双向传输;畜禽体温大数据智能预测子系统实现对畜禽环境和畜禽体温参数处理和畜禽体温预测。参数采集与控制平台见图1所示。

[0034] 二、畜禽环境参数的检测节点的设计

[0035] 采用大量基于CC2530的自组织通信网络的检测节点作为畜禽环境参数感知终端,该类检测节点通过自组织通信网络实现与网关节点之间的信息相互交互。检测节点包括采集畜禽环境温度、湿度、风速和光照度参数的传感器和对应的信号调理电路、MSP430微处理器和CC2530模块;检测节点的软件主要实现自组织网络通信和畜禽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, 畜禽环境参数的检测节点见图4。

[0036] 三、畜禽体征参数的检测节点的设计

[0037] 采用大量基于CC2530的自组织通信网络的检测节点作为畜禽的温度和活动信息参数感知终端, 检测节点通过自组织通信网络实现与网关节点之间的信息相互交互。检测节点包括采集畜禽的温度和活动信息参数的传感器和对应的信号调理电路、MSP430微处理器和CC2530模块; 该类检测节点的软件主要实现自组织网络通信和畜禽的温度和活动信息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, 畜禽体征参数的检测节点结构见图5。

[0038] 四、控制节点设计

[0039] 采用大量基于CC2530的自组织通信网络的控制节点作为畜禽环境参数控制端, 控制节点通过自组织通信网络实现与检测节点以及网关节点之间的信息相互交互。控制节点包括温度控制设备、湿度控制设备、光照控制设备以及风速控制设备以及对应的调理电路、MSP430微处理器和CC2530模块; 控制节点的软件主要实现自组织网络通信实现对畜禽舍环境参数进行调节。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, 控制节点结构见图6。

[0040] 五、网关节点设计

[0041] 网关节点包括CC2530模块、NB-IoT模块、MSP430微处理器和RS232接口, 网关节点通过CC2530模块实现与检测节点和控制节点之间通信, NB-IoT模块实现网关与云平台之间的数据双向交互, RS232接口连接现场监控端, 实现网关与现场监控端之间的信息交互。网关节点结构见图7。

[0042] 六、现场监控端的软件设计

[0043] 现场监控端是一台工业控制计算机, 现场监控端主要实现对畜禽体温和活动信息参数以及畜禽环境参数进行采集、处理和调节, 通过网关节点实现与检测节点和控制节点之间的信息交互, 现场监控端主要功能为通信参数设置、数据分析与数据管理和通过畜禽体温大数据智能预测子系统对畜禽体温进行智能预测, 该管理软件选择了Microsoft Visual++6.0作为开发工具, 调用系统的Mscomm通信控件来设计通讯程序, 现场监控端软件功能见图8。畜禽体温大数据智能预测子系统结构如图2所示。畜禽体温大数据智能预测子系统由参数检测模型、检测参数融合模型和二元联系数的Elman神经网络温度预测模型组成; 畜禽体温大数据智能预测子系统设计过程如下:

[0044] 1、参数检测模型设计

[0045] 多个环境温度传感器感知的畜禽舍环境温度值作为对应的参数检测模型的输入, 多个参数检测模型输出作为检测参数融合模型的输入, 畜禽体温温度传感器感知的畜禽体表温度值作为对应的参数检测模型的输入, 该参数检测模型和检测参数融合模型的输出作为二元联系数的Elman神经网络温度预测模型的输入, 参数检测模型由带时滞单元的Adaline神经网络模型、EMD经验模态分解模型、GM(1,1)灰色预测模型、多个NARX神经网络预测模型、2个按拍延迟线TDL、2个ARIMA预测模型和二元联系数的小波神经网络模型组成; 参数检测模型结构图见图3所示, 参数检测模型设计过程如下:

[0046] (1)、带时滞单元的Adaline神经网络模型设计

[0047] 参数测量传感器输出作为带时滞单元的Adaline神经网络模型的输入,带时滞单元的Adaline神经网络模型输出作为EMD经验模态分解模型的输入,带时滞单元的Adaline神经网络模型由2个按拍延迟线TDL和Adaline神经网络组成,参数测量传感器输出作为对应的按拍延迟线TDL的输入,该按拍延迟线TDL的输出作为Adaline神经网络的输入,Adaline神经网络的输出作为对应的按拍延迟线TDL的输入,该按拍延迟线TDL的输出为带时滞单元的Adaline神经网络模型的输出;Adaline神经网络模型的自适应线性单元(Adaptive Linear Element)是早期的神经网络模型之一,该模型的输入信号可写成向量的形式: $X(K) = [x_0(K), x_1(K), \dots, x_n(K)]^T$,每一组输入信号对应有一组权值向量相对应表示为: $W(K) = [k_0(K), k_1(K), \dots, k_n(K)]$, $x_0(K)$ 等于负1时是Adaline神经网络模型的偏置值决定神经元的兴奋或抑制状态,可根据Adaline神经网络模型的输入向量和权值向量定义网络输出为:

$$[0048] \quad Y(K) = W^T(K)X(K) = \sum_{j=1}^n k_j(K) \cdot x_j(K) \quad (1)$$

[0049] 在Adaline神经网络模型中,有一特殊输入即理想响应输出 $d(K)$,把它送入Adaline神经网络模型中,然后通过网络的输出 $y(K)$ 进行比较,将差值送到学习算法机制中,以调整权向量直到获得最佳权向量, $y(K)$ 与 $d(K)$ 趋向一致,权向量的调整过程即为网络的学习过程,学习算法是学习过程的核心部分,Adaline神经网络模型的权值优化搜索算法采用LMS算法最小二乘法。

[0050] (2)、EMD经验模态分解模型设计

[0051] 带时滞单元的Adaline神经网络模型输出作为EMD经验模态分解模型的输入,EMD经验模态分解模型输出的测量参数低频趋势值作为GM(1,1)灰色预测模型的输入,EMD经验模态分解模型输出的多个测量参数高频趋势值分别作为对应的多个NARX神经网络预测模型的输入;EMD经验模态分解是一种自适应信号筛选方法,具有计算简单、直观、基于经验和自适应的特点。它能将存在于参数测量信号中不同特征的趋势逐级筛选出来,得到多个高频波动部分(IMF)和低频趋势部分。EMD分解出来的IMF分量包含了参数测量信号从高到低不同频率段的成分,每个频率段包含的频率分辨率都随信号本身变化,具有自适应多分辨分析特性。使用EMD分解的目的就是为了更准确地提取故障信息。IMF分量必须同时满足两个条件:①在待分解参数测量信号中,极值点的数目与过零点的数目相等,或最多相差一个;②在任一时间上,由局部极大值和局部极小值定义的包络均值为零。EMD经验模态分解方法针对带时滞单元的Adaline神经网络模型输出值信号的“筛分”过程步骤如下:

[0052] (a) 带时滞单元的Adaline神经网络模型输出值信号所有的局部极值点,然后用三次样条线将左右的局部极大值点连接起来形成上包络线。

[0053] (b) 在用三次样条线将带时滞单元的Adaline神经网络模型输出值的局部极小值点连接起来形成下包络线,上、下包络线应该包络所有的数据点。

[0054] (c) 上、下包络线的平均值记为 $m_1(t)$,求出:

$$[0055] \quad x(t) - m_1(t) = h_1(t) \quad (2)$$

[0056] $x(t)$ 为带时滞单元的Adaline神经网络模型输出值原始信号,如果 $h_1(t)$ 是一个IMF,那么 $h_1(t)$ 就是 $x(t)$ 的第一个IMF分量。记 $c_1(t) = h_{1k}(t)$,则 $c_1(t)$ 为信号 $x(t)$ 的第一个满足IMF条件的分量。

[0057] (d) 将 $c_1(t)$ 从 $x(t)$ 中分离出来,得到:

$$[0058] \quad r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (3)$$

[0059] 将 $r_1(t)$ 作为原始数据重复步骤(a)-步骤(c),得到 $x(t)$ 的第2个满足IMF条件的分量 c_2 。重复循环n次,得到信号 $x(t)$ 的n个满足IMF条件的分量。这样通过经验模态分解模型把带时滞单元的Adaline神经网络模型输出分解为低频趋势部分和多个高频波动部分,EMD经验分解模型如图3所示。

[0060] (3)、GM(1,1)灰色预测模型设计

[0061] EMD经验模态分解模型输出的测量参数低频趋势值作为GM(1,1)灰色预测模型的输入,EMD经验模态分解模型输出的多个测量参数高频趋势值分别作为对应的多个NARX神经网络预测模型的输入,GM(1,1)灰色预测模型和多个NARX神经网络预测模型的输出分别二元联系数的小波神经网络模型的对应输入;GM(1,1)灰色预测方法较传统的统计预测方法有着较多的优点,它不需要确定预测变量是否服从正态分布,不需要大的样本统计量,不需要根据测量参数低频趋势值输入变量的变化而随时改变预测模型,通过累加生成技术,建立统一的微分方程模型,累加参数测量低频趋势原始值还原后得出预测结果,微分方程模型具有更高的预测精度。建立GM(1,1)灰色预测模型的实质是对低频趋势值原始数据作一次累加生成,使生成数列呈现一定规律,通过建立微分方程模型,求得拟合曲线,用以对参数测量低频趋势值进行预测。

[0062] (4)、多个NARX神经网络预测模型设计

[0063] EMD经验模态分解模型输出的测量参数低频趋势值作为GM(1,1)灰色预测模型的输入,EMD经验模态分解模型输出的多个测量参数高频趋势值分别作为对应的多个NARX神经网络预测模型的输入,GM(1,1)灰色预测模型和多个NARX神经网络预测模型的输出分别二元联系数的小波神经网络模型的对应输入;NARX神经网络预测模型是一种带输出反馈连接的动态递归神经网络,在拓扑连接关系上可等效为有输入时延的BP神经网络加上输出到输入的时延反馈连接,其结构由输入层、时延层、隐层和输出层构成,其中输入层节点用于信号输入,时延层节点用于输入信号和输出反馈信号的时间延迟,隐层节点利用激活函数对时延后的信号做非线性运算,输出层节点则用于将隐层输出做线性加权获得最终网络输出。NARX神经网络预测模型第i个隐层节点的输出 h_i 为:

$$[0064] \quad h_i = f\left(\sum_{r=0}^R w_{ir} x_r + \sum_{l=0}^L w_{il} y_l + b_i\right) \quad (4)$$

[0065] NARX神经网络第j个输出层节点输出 o_j 为:

$$[0066] \quad o_j = \sum_{i=1}^J w_{ji} h_i + \beta_j \quad (5)$$

[0067] (5)、ARIMA预测模型设计

[0068] 被测量参数的确定值a和波动值b分别作为对应的2个按拍延迟线TDL的输入和二元联系数的小波神经网络模型的对应输入,2个按拍延迟线TDL输出作为对应的ARIMA预测模型输入,2个ARIMA预测模型输出作为二元联系数的小波神经网络模型的对应输入;ARIMA (Auto regressive Integrated Moving Average) 预测模型是自回归积分滑动平均模型,它将自回归模型 (Autoregressive, AR) 和滑动平均模型 (Moving Average, MA) 有机地组合

起来,使之成为一种综合的预测方法。作为有效的现代数据处理方法之一,它被誉为时间序列预测方法中最复杂最高级的模型,在实际应用中,由于输入原始数据序列往往表现出一定的趋势或循环特征,不满足ARMA模型对时间序列的平稳性要求,而取差分是消除数据趋势性的一种方便和有效的方法。基于差分后的数据序列建立的模型称为ARIMA模型,记为 $\{X_t\}$ -ARIMA(p,d,q),其中p、q称为模型的阶,d表示差分的次数。显然,当d为0时,ARIMA模型为ARMA模型,其定义为:

$$[0069] \quad x_t = b_1 x_{t-1} + \dots + b_p x_{t-p} + \varepsilon_t + a_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + a_q \varepsilon_{t-q} \quad (6)$$

[0070] $\{x_t\}$ 为要预测的二元联系数的小波神经网络输出的测量参数确定值a和波动值b的数据序列, $\{\varepsilon_t\} \sim WN(0, \sigma^2)$ 。ARIMA模型建立主要包括模型的识别、参数估计和模型诊断。模型识别主要包括时间序列的预处理和模型参数的初步定阶;模型定阶完成之后需要通过时间序列观察值并结合p,d,q值来对模型中的未知参数进行估计;模型的诊断主要是针对整个模型的显著性检验和模型中参数的显著性检验。通常模型的建立是个不断优化的过程,模型优化常用的为AIC和BIC准则,即最小信息量准则其值越小,模型越合适,BIC准则是针对AIC准则对大样本序列的不足所做的改进。

[0071] (6)、二元联系数的小波神经网络模型设计

[0072] GM(1,1)灰色预测模型和多个NARX神经网络预测模型的输出分别二元联系数的小波神经网络模型的对应输入,二元联系数的小波神经网络模型输出被测量参数的确定值a和波动值b构成被测量参数的二元联系数为a+bi,被测量参数的确定值a和波动值b分别作为对应的2个按拍延迟线TDL的输入和二元联系数的小波神经网络模型的对应输入,2个按拍延迟线TDL输出作为对应的ARIMA预测模型输入,2个ARIMA预测模型输出作为二元联系数的小波神经网络模型的对应输入;二元联系数的小波神经网络模型是输出为二元联系数的小波神经网络模型,小波神经网络WNN(Wavelet Neural Networks)模型理论基础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,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。设小波神经网络模型的输入信号可以表示为输入的一维向量 x_i ($i=1,2,\dots,n$),输出信号表示为 y_k ($k=1,2,\dots,m$),小波神经网络模型输出层预测值的计算公式为:

$$[0073] \quad y(k) = \sum_{j=1}^l \omega_{jk} \varphi\left(\frac{\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - b_j}{a_j}\right), j=1,2,\dots,l \quad (7)$$

[0074] 公式中 ω_{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, ω_{jk} 为隐含层j节点和输出层k节点间的连接权值。二元联系数的小波神经网络模型输出作为被测量参数的二元联系数值。

[0075] 2、检测参数融合模型设计

[0076] 多个参数检测模型输出作为检测参数融合模型的输入,畜禽体温温度传感器感知的畜禽体表温度值作为对应的参数检测模型的输入,该参数检测模型和检测参数融合模型的输出作为二元联系数的Elman神经网络温度预测模型的输入,检测参数融合模型设计过程如下:

[0077] ①、构建参数测量传感器的时间序列梯形模糊数值阵列

[0078] 一段时间多个参数检测模型输出的梯形模糊数值构成参数测量传感器的时间序列梯形模糊数值阵列,设有n个参数测量传感器和m个时刻的nm个参数测量传感器的梯形模糊数值构成n行和m列的参数测量传感器的时间序列梯形模糊数阵列,设不同时刻同一参数测量传感器的梯形模糊数值为 $A_{ij}(t), A_{ij}(t+1), \dots, A_{ij}(m)$,则所有参数测量传感器的时间序列梯形模糊数阵列为:

[0079] ①、构建参数测量传感器的时间序列二元联系数阵列

[0080] 一段时间多个参数检测模型输出的二元联系数构成参数测量传感器的时间序列二元联系数阵列,设有n个参数测量传感器和m个时刻的nm个参数测量传感器的二元联系数值构成n行和m列的参数测量传感器的时间序列二元联系数阵列,设同一参数测量传感器的不同时刻二元联系数值为 $A_{ij}(t), A_{ij}(t+1), \dots, A_{ij}(m)$,则所有参数测量传感器的时间序列二元联系数阵列为:

$$[0081] \begin{matrix} A_{11}(t), & A_{12}(t+1), & \dots & A_{1m}(m) \\ A_{21}(t), & A_{22}(t+1), & \dots & A_{2m}(m) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{n1}(t), & A_{n2}(t+1) & \dots & A_{nm}(m) \end{matrix} = \begin{bmatrix} [a_{11} + b_{11}i] & [a_{12} + b_{12}i] & \dots & [a_{1m} + b_{1m}i] \\ [a_{21} + b_{21}i] & [a_{22} + b_{22}i] & \dots & [a_{2m} + b_{2m}i] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ [a_{n1} + b_{n1}i] & [a_{n2} + b_{n2}i] & \dots & [a_{nm} + b_{nm}i] \end{bmatrix} \quad (8)$$

[0082] ②、计算参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离融合权重

[0083] 同一时刻所有参数测量传感器的二元联系数的平均值构成二元联系数阵列的正理想值,二元联系数阵列的正理想值为:

$$A^+ = \{A_1^+, A_2^+, \dots, A_j^+\} = \left\{ \text{avg} \left(\sum_{i=1}^n A_{ij} / n \right), i \in (1, n), j \in (1, m) \right\} \quad (9)$$

[0084] 同一时刻所有参数测量传感器的二元联系数值与对应的二元联系数阵列的正理想值贴程度最小的二元联系数值构成二元联系数阵列的负理想值,二元联系数阵列的负理想值为:

$$[0085] A^- = \{A_1^-, A_2^-, \dots, A_j^-\} = \left\{ A_{ij}, \min_i d \left(1 - \left| A_{ij} - \sum_{i=1}^n A_{ij} / n \right| / 2 \right), i \in (1, n), j \in (1, m) \right\} \quad (10)$$

[0086] 每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的正理想值贴程度是每个参数测量传感器的时间序列二元联系数与二元联系数阵列的正理想值的贴程度为:

$$[0087] d_i^+ = \sum_{j=1}^m (A_{ij}, A_j^+) = \sum_{j=1}^m \left(1 - \frac{|a_{ij} - a_j^+| + |b_{ij} - b_j^+|}{2} \right) \quad (11)$$

[0088] 每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的负理想值贴程度是每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列的负理想值的贴程度为:

$$[0089] d_i^- = \sum_{j=1}^m (A_{ij}, A_j^-) = \sum_{j=1}^m \left(1 - \frac{|a_{ij} - a_j^-| + |b_{ij} - b_j^-|}{2} \right) \quad (12)$$

[0090] 每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的正理想值贴程度除以该参数测

量传感器的时间序列二元联系数值的负理想值贴近度与该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的正理想值贴近度的和得到的商为每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度,公式为:

$$[0091] \quad Q_i = \frac{d_i^+}{d_i^- + d_i^+} \quad (13)$$

[0092] 通过(13)公式计算可以知道,每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度越大,则该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与对应的正理想值就越接近,否则该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与对应的正理想值就越远,根据这个原理确定每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度除以所有参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离相对贴近度的和得到的商为每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离贴近度融合权重为:

$$[0093] \quad \alpha_i = Q_i / \sum_{i=1}^n Q_i \quad (14)$$

[0094] ③、计算参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联度融合权重

[0095] 每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列正理想值的灰色关联度为:

$$[0096] \quad \zeta_{ij} = \frac{\min_i \left[[a_{ij} + b_{ij}^i] - [A_j^+] \right] + \rho \max_i \left[[a_{ij} + b_{ij}^i] - [A_j^+] \right]}{\left[[a_{ij} + b_{ij}^i] - [A_j^+] \right] + \rho \max_i \left[[a_{ij} + b_{ij}^i] - [A_j^+] \right]} \quad (15)$$

[0097] 通过计算每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列正理想值的灰色关联度,可以构建每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联度矩阵:

$$[0098] \quad B = \begin{bmatrix} \zeta_{11} & \zeta_{12} & \cdots & \zeta_{1n} \\ \zeta_{21} & \zeta_{22} & \cdots & \zeta_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \zeta_{m1} & \zeta_{m2} & \cdots & \zeta_{mn} \end{bmatrix} \quad (16)$$

[0099] 根据公式(16)可以得到每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与时间序列参数测量传感器的二元联系数阵列正理想值之间的灰色关联度,如下公式所示:

$$[0100] \quad \xi_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \zeta_{ij} \quad (17)$$

[0101] 同理,每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与时间序列参数测量传感器的二元联系数阵列负理想值的灰色关联度为,定义如下公式:

$$[0102] \quad \lambda_{ij} = \frac{\min_i \left[[a_{ij} + b_{ij}^i] - [A_j^-] \right] + \rho \max_i \left[[a_{ij} + b_{ij}^i] - [A_j^-] \right]}{\left[[a_{ij} + b_{ij}^i] - [A_j^-] \right] + \rho \max_i \left[[a_{ij} + b_{ij}^i] - [A_j^-] \right]} \quad (18)$$

[0103] 同理,通过计算每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列负理想值的灰色关联度,可以构建每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联度矩阵:

$$[0104] \quad C = \begin{pmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{1n} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \cdots & \lambda_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda_{m1} & \lambda_{m2} & \cdots & \lambda_{mn} \end{pmatrix} \quad (19)$$

[0105] 根据公式(19)可以得到每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列的负理想值之间的灰色关联度,如下公式所示:

$$[0106] \quad \eta_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \lambda_{ij} \quad (20)$$

[0107] 每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列的正理想值之间的灰色关联度除以该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列的正理想值之间的灰色关联度相加该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与二元联系数阵列的负理想值之间的灰色关联度的和得到的商为该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴度为:

$$[0108] \quad \phi_i = \frac{\xi_i}{\eta_i + \xi_i} \quad (21)$$

[0109] 通过(21)公式计算可以知道,每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴度越大,则该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与对应的二元联系数阵列的正理想值的形状相似度越大,否则该参数测量传感器的时间序列二元联系数值与对应的二元联系数阵列的正理想值的形状相似度越小,根据这个原理确定每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴度除以所有参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联相对贴度的和得到的商为该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的灰色关联度融合权重为:

$$[0110] \quad \beta_i = \frac{\phi_i}{\sum_{i=1}^n \phi_i} \quad (22)$$

[0111] ④、计算多个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的融合值

[0112] 根据每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离融合权重 α_i 和灰色关联度融合权重 β_i ,求取均方根组合权重 γ_i ,显然 γ_i 与 α_i 、 β_i 和都应尽可能接近,根据最小相对信息熵原理有:

$$[0113] \quad \min F = \sum_{i=1}^n \gamma_i [\ln \gamma_i - \ln \alpha_i] + \sum_{i=1}^n \gamma_i [\ln \gamma_i - \ln \beta_i] \quad (23)$$

[0114] 用拉格朗日乘子法解上述优化问题得:

$$[0115] \quad \gamma_i = \frac{\sqrt{\alpha_i \beta_i}}{\sum_{i=1}^n \sqrt{\alpha_i \beta_i}} \quad (24)$$

[0116] 根据公式(27)可以知每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离融合权重和灰色关联度融合权重乘积的均方根占有所有参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离融合权重和灰色关联度融合权重乘积的均方根和的比为该参数测量传感器的时间序列二元联系数值融合的均方根组合权重。

[0117] 根据参数测量传感器的时间序列二元联系数值的距离融合权重 α_i 和灰色关联度融合权重 β_i 进行线性组合得到该参数测量传感器的时间序列二元联系数值融合的线性组合权重 θ_i ,公式为:

$$[0118] \quad \theta_i = \alpha \alpha_i + \beta \beta_i \quad (25)$$

[0119] 根据公式(24)和公式(25)得到该参数测量传感器的时间序列二元联系数值融合的二元联系数融合权重为 w_i :

$$[0120] \quad w_i = [\min(\theta_i, \gamma_i), \max(\theta_i, \gamma_i)] \quad (26)$$

[0121] 从公式(26)可以知每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值的均方根组合权重、线性组合权重按照从小到大排序构成该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的组合融合权重。根据同一时刻每个参数测量传感器的时间序列二元联系数值与该参数测量传感器的时间序列二元联系数值的组合融合权重的积相加得到的和为所有参数测量传感器的时间序列二元联系数融合值为:

$$[0122] \quad A = (A(t), A(t+1), \dots, A(m)) = \sum_{i=1}^n w_i A_{i1}(t), \sum_{i=1}^n w_i A_{i2}(t+1), \dots, \sum_{i=1}^n w_i A_{im}(m) \quad (27)$$

[0123] 3、二元联系数的Elman神经网络温度预测模型设计

[0124] 畜禽体温温度传感器感知的畜禽体表温度值作为对应的参数检测模型的输入,该参数检测模型和检测参数融合模型的输出作为二元联系数的Elman神经网络温度预测模型的输入,二元联系数的Elman神经网络温度预测模型为输入和输出都是二元联系数的Elman神经网络模型,二元联系数的Elman神经网络模型是输入和输出都是二元联系数的Elman神经网络模型,Elman神经网络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。为了有效地解决畜禽体温预测中的逼近精度问题,增强关联层的作用。设Elman神经网络预测模型的输入层、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神经网络预测畜禽体温的隐含层、关联层和输出层的表达式分别为:

$$[0125] \quad x_j(k) = f \left[\sum_{p=1}^m w_{2p} * u_p(k) + \sum_{p=1}^m w_{1p} * c_p(k) \right] \quad (28)$$

$$[0126] \quad c_p(k) = x_p(k-1) \quad (29)$$

$$[0127] \quad y_j(k) = g \left[\sum_{p=1}^r w_{3p} * x_p(k) + \sum_{p=1}^m w_{4p} * c_p(k) \right] \quad (30)$$

[0128] 二元联系数的Elman神经网络温度预测模型的输出畜禽体温的确定值c和波动值d构成畜禽体温的二元联系数为c+di, 畜禽体温的确定值c和波动值作为二元联系数的Elman神经网络温度预测模型的对应输入, 二元联系数的Elman神经网络温度预测模型输出为被检测的畜禽体温的二元联系数值。

[0129] 5、参数采集与控制平台设计

[0130] 畜禽环境参数的检测节点、畜禽体征参数的检测节点、控制节点、网关节点、现场监控端、云平台 and 手机App组成, 通过ZiGBee技术实现检测节点之间以及检测节点、控制节点和网关节点之间的通信; 检测节点将检测畜禽环境参数、畜禽体温和活动参数通过网关节点发送给现场监控端和云平台, 网关节点、云平台、现场监控端和手机App之间实现畜禽环境参数、畜禽体温和活动信息参数的双向传输; 根据畜禽参数的分布状况, 采用穿戴方式将畜禽体征参数的检测节点穿戴在畜禽体表, 畜禽环境参数检测节点、控制节点、网关节点和现场监控端安放在畜禽养殖场, 其中检测节点实现对畜禽环境参数、畜禽温度和活动参数信息的检测, 通过该系统实现对畜禽活动信息进行监测和畜禽体温智能化预测。

[0131] 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。

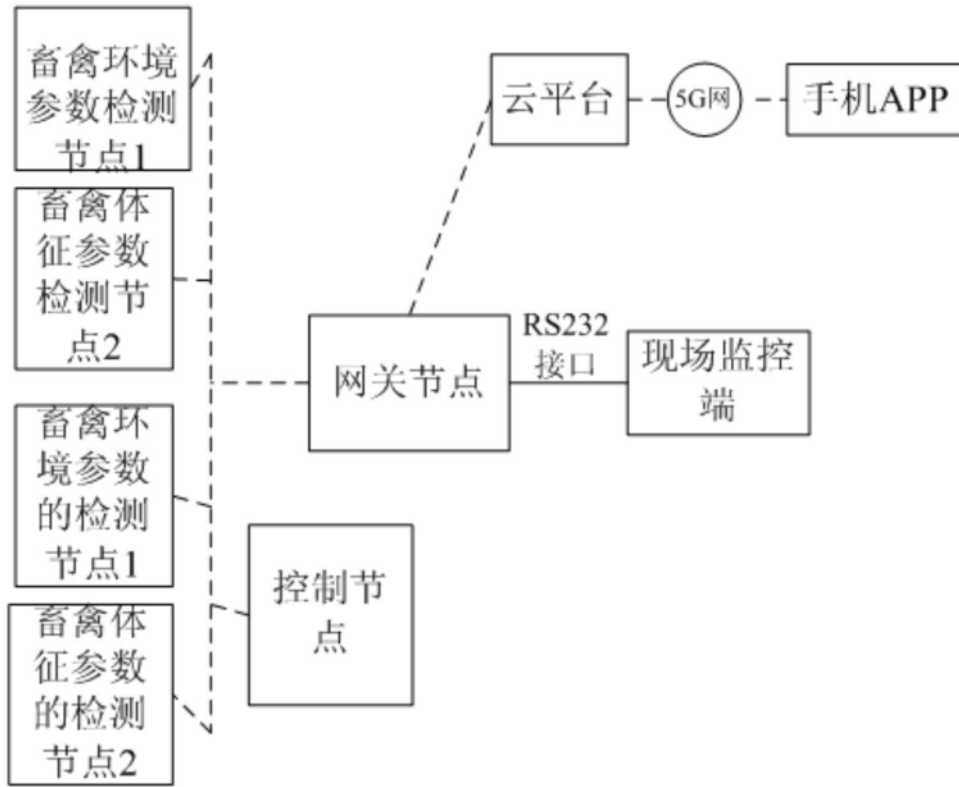


图1

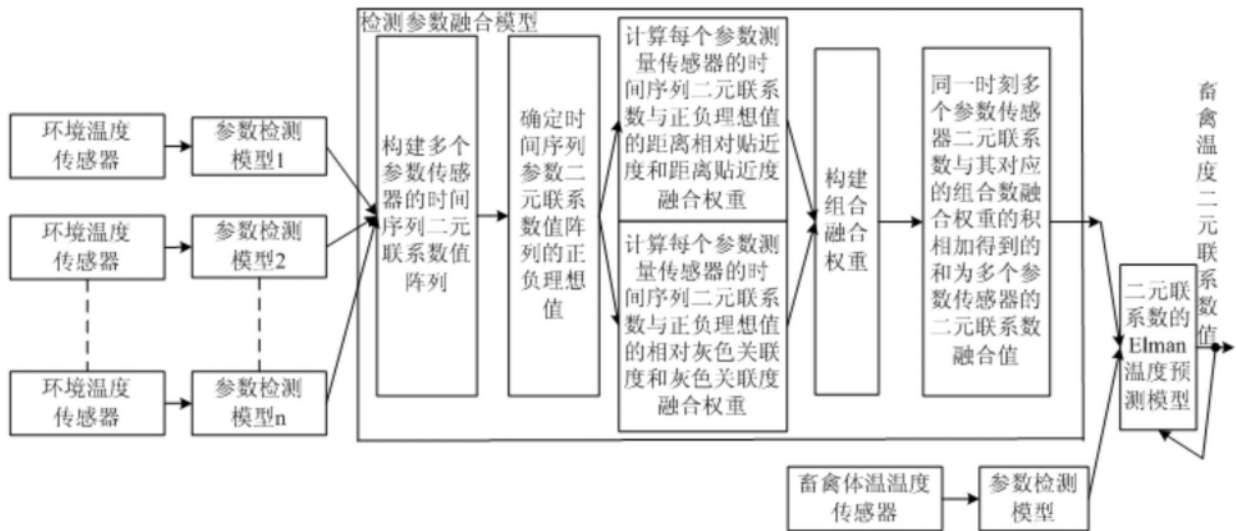


图2

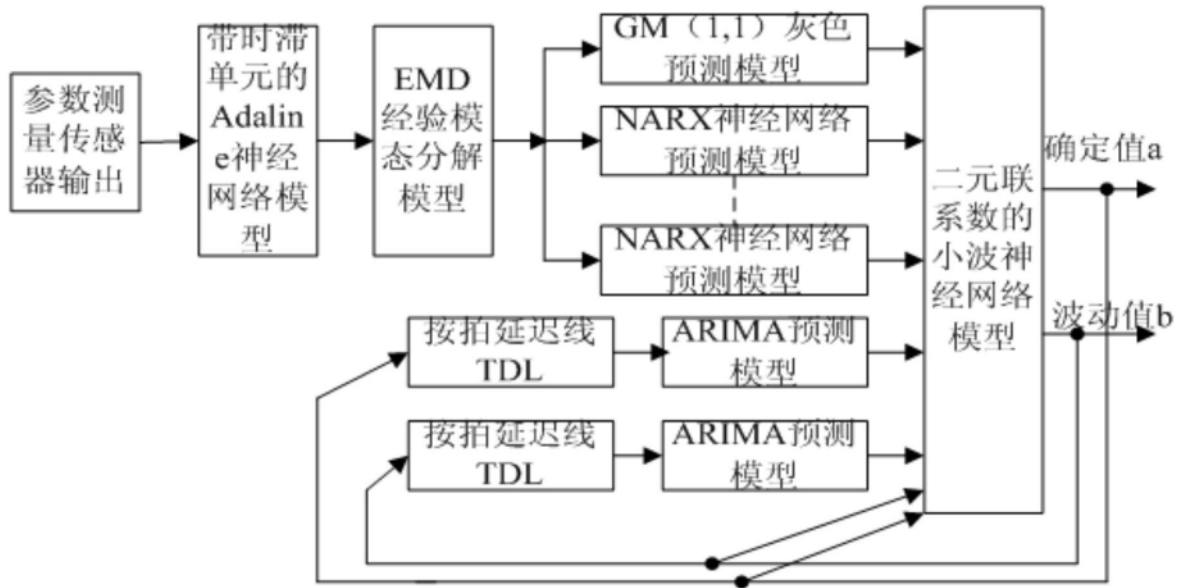


图3

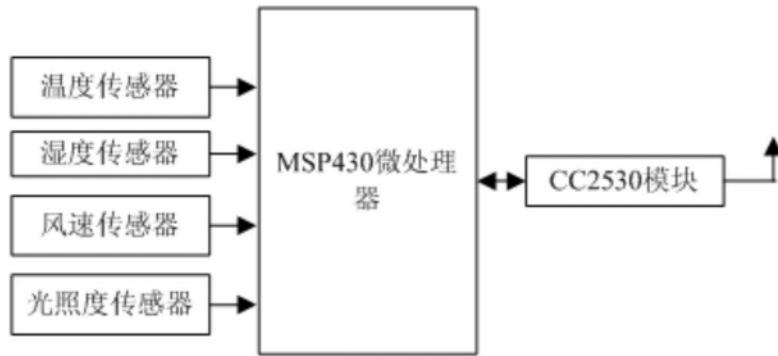


图4

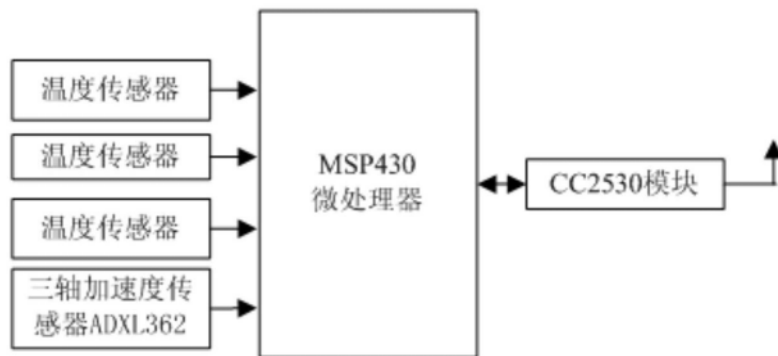


图5

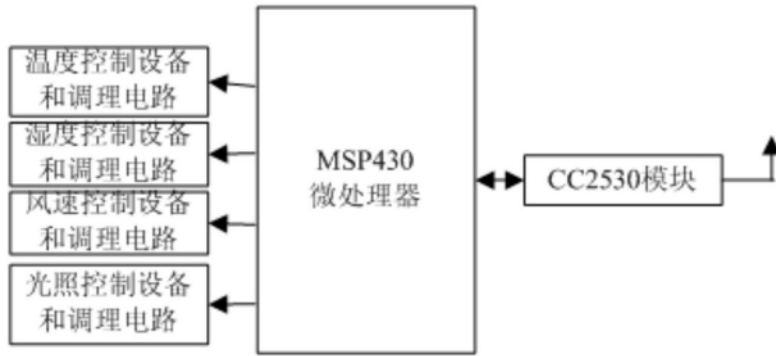


图6

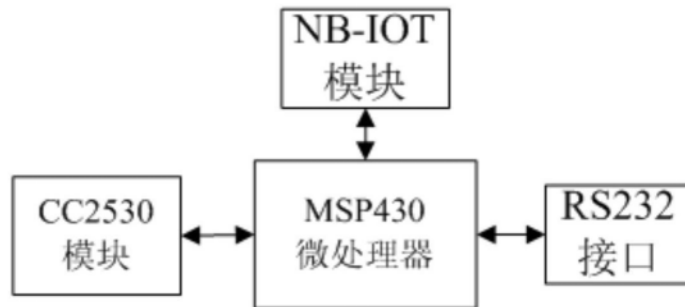


图7

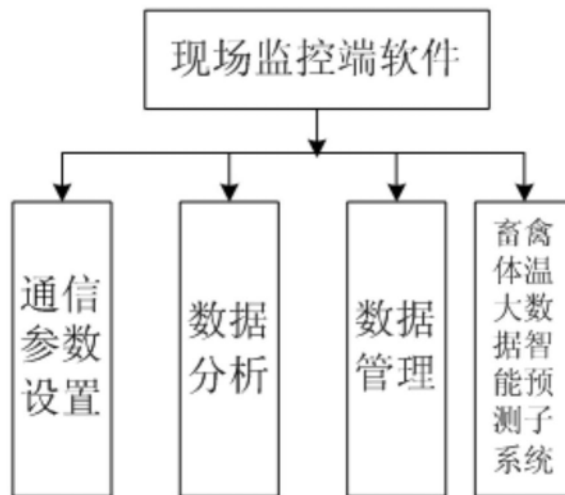


图8