



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106236054 A

(43)申请公布日 2016.12.21

(21)申请号 201610752756.0

(22)申请日 2016.08.29

(71)申请人 孟玲

地址 315200 浙江省宁波市镇海区隧道北路555号

(72)发明人 不公告发明人

(51)Int.Cl.

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

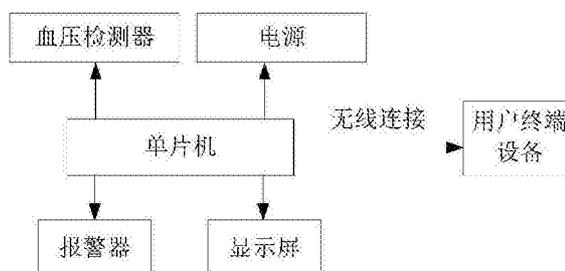
权利要求书1页 说明书16页 附图1页

(54)发明名称

远程血压监控系统

(57)摘要

本发明提供了远程血压监控系统,包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备;所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接;所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。本发明的有益效果为:利用用户终端设备能够实时观察并记录测量数据,有效的降低了医护人员的工作强度,提高了工作效率,管理方便,合理利用医护资源,硬件成本低,可靠性高,适合医疗机构使用,从而解决了上述的技术问题。



1. 远程血压监控系统,其特征是,包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备;所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接;所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。

2. 根据权利要求1所述的远程血压监控系统,其特征是,所述血压检测器包括压力传感器。

3. 根据权利要求2所述的远程血压监控系统,其特征是,所述无线方式包括WIFI、蓝牙。

远程血压监控系统

技术领域

[0001] 本发明涉及血压监控技术领域,具体涉及远程血压监控系统。

背景技术

[0002] 相关技术中的医疗监控设备体积庞大,连接复杂,不方便携带,给医护人员也带来了工作负担,造成医护人员不能及时跟踪病人情况。传统的血压测量管理无法满足实时性、连续性远程监控。

发明内容

[0003] 为解决上述问题,本发明旨在提供远程血压监控系统。

[0004] 本发明的目的采用以下技术方案来实现:

[0005] 远程血压监控系统,包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备;所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接;所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。

[0006] 其中,所述血压检测器包括压力传感器。

[0007] 本发明的有益效果为:利用用户终端设备能够实时观察并记录测量数据,有效的降低了医护人员的工作强度,提高了工作效率,管理方便,合理利用医护资源,硬件成本低,可靠性高,适合医疗机构使用,从而解决了上述的技术问题。

附图说明

[0008] 利用附图对本发明作进一步说明,但附图中的实施例不构成对本发明的任何限制,对于本领域的普通技术人员,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据以下附图获得其它的附图。

[0009] 图1是本发明结构示意图;

[0010] 图2是本发明传感器故障诊断装置的示意图。

[0011] 附图标记:

[0012] 信号采集滤波模块1、故障特征提取模块2、在线特征提取模块3、特征向量优选模块4、故障分类识别模块5、故障种类更新模块6、健康记录模块7。

具体实施方式

[0013] 结合以下实施例对本发明作进一步描述。

[0014] 应用场景1

[0015] 参见图1、图2,本应用场景的一个实施例的远程血压监控系统,包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备;所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接;所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。

[0016] 其中,所述血压检测器包括压力传感器。

[0017] 本发明上述实施例利用用户终端设备能够实时观察并记录测量数据,有效的降低了医护人员的工作强度,提高了工作效率,管理方便,合理利用医护资源,硬件成本低,可靠性高,适合医疗机构使用,从而解决了上述的技术问题。

[0018] 优选的,所述无线方式包括WIFI、蓝牙。

[0019] 本优选实施例便于血压的远程实时监测。

[0020] 优选的,所述远程血压监控系统还包括对各传感器进行诊断的传感器故障诊断装置,所述传感器故障诊断装置包括信号采集滤波模块1、故障特征提取模块2、在线特征提取模块3、特征向量优选模块4、故障分类识别模块5、故障种类更新模块6和健康记录模块7。

[0021] 本发明上述实施例设置传感器故障诊断装置并实现了传感器故障诊断装置的快速搭建,有利于监测各传感器,保证监控系统的血压数据采集。

[0022] 优选的,所述信号采集滤波模块1用于采集历史传感器信号和在线传感器测试信号,并采用组合形态滤波器对信号进行滤波处理;

[0023] 本优选实施例设置组合形态滤波器,可有效的去除信号的各种噪声干扰,较好的保留信号的原始特征信息。

[0024] 优选的,所述故障特征提取模块2用于对滤波后的历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为训练特征向量,包括:

[0025] (1)将采集的历史传感器信号分为正常工况信号和多种类别的故障信号;

[0026] (2)对所述历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,获得所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数;

[0027] (3)计算所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0028] (4)对历史传感器信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为训练特征向量;

[0029] 所述在线特征提取模块3用于对滤波后的在线传感器测试信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为待测特征向量,包括:

[0030] (1)对所述在线传感器测试信号进行EEMD处理,获得所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数;

[0031] (2)计算所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0032] (3)对在线传感器测试信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为待测特征向量。

[0033] 本优选实施例对采集的传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,能够有效的消除模态混叠现象,分解的效果较好。

[0034] 优选的,所述特征向量优选模块4分别对训练特征向量和待测特征向量进行相似性度量,对于相似度高的特征向量进行剔除,包括:

[0035] (1)定义两向量相似度函数 $S(X, Y)$:

$$[0036] \quad S(X, Y) = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

[0037] 式中, X 、 Y 分别表示两个特征向量, $cov(X, Y)$ 为 X 与 Y 的协方差, $\sqrt{D(X)}$ 、 $\sqrt{D(Y)}$ 为 X 、 Y 标准差;

[0038] 对于任意两个训练特征向量 X_1 、 X_2 ,和任意两个待测特征向量 D_1 、 D_2 ,分别采用相似度量函数对其相似度进行度量,得到 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$;

[0039] (2)对于 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$,若 $S(X_1, X_2) > T_1$, $T_1 \in (0.9, 1)$,只选取 X_1 作为训练特征向量,若 $S(D_1, D_2) > T_2$, $T_2 \in (0.95, 1)$,只选取 D_1 作为待测特征向量。

[0040] 本优选实施例通过相似度量来筛选特征向量,能够减少计算量,提高效率。

[0041] 优选的,所述故障分类识别模块5用于采用优化的最小二乘支持向量机对所述待测特征向量进行故障分类识别,包括参数选择优化子模块、训练子模块和识别子模块,具体为:

[0042] 所述参数选择优化子模块用于构造最小二乘支持向量机的核函数,并对最小二乘支持向量机的结构参数采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化;

[0043] 所述训练子模块,用于采用改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法,以得到的训练特征向量作为训练样本对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建传感器故障诊断模型;

[0044] 所述识别子模块用于采用所述传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别;

[0045] 其中,考虑多项式核函数和RBF核函数的优越性,所述最小二乘支持向量机的核函数构造为:

[0046] $K = (1 - \delta)(xx_i + 1)^p + \delta \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$

[0047] 式中, δ 为综合调整因子, δ 的取值范围设定为 $[0.45, 0.55]$, p 为多项式核函数的阶数, σ^2 为RBF核函数参数。

[0048] 其中,所示采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化,包括:

[0049] (1)分别对主粒子群和从粒子群进行初始化,随机产生一组参数作为粒子的初始位置和初始速度,定义适应度函数为:

[0050]
$$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{q_i W}{q_i W + (1 - q_i) T} \right| \times 100\%$$

[0051] 式中, N 为训练样本总个数, W 为故障错误分类数目, T 为故障正确分类数目, q_i 为自设定的权重系数, q_i 的取值范围设定为 $[0.4, 0.5]$;

[0052] (2)进行从粒子群的更新,在每一代更新过程中,根据适应度函数,从粒子群分别更新粒子的速度和位置,然后对每个粒子将其历史最优适应度值与主粒子群体内所经历的最好位置的适应度值比较,若更好,则将其作为当前的全局最优位置;

[0053] (3)对所述全局最优位置进行混沌优化,并迭代当前序列中的最优粒子位置和速度,生成最优粒子序列;

[0054] (4)在每一代主粒子群中选取从粒子群中最优的粒子,并更新粒子的位置和速度,直至达到最大迭代次数或者满足适应度函数的误差要求。

[0055] 其中,所述改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法具体包括:

[0056] (1)计算所有训练样本的标准方差和两个类别 j 、 Φ 间的分离性测度;

[0057] (2)输出最小分离性测度对应的 j 、 Φ ;

[0058] (3)在对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化后,建立二分类的最小二乘支

持向量机用以训练第j类和第 φ 类的训练样本,形成最优二分类最小二乘支持向量机,输出判别函数的参数,把 φ 类的训练样本合并到j类内,构成新的j类训练样本;

[0059] (4)把所有的类别按照(1)-(3)进行循环训练,直至输出最优一个根节点;

[0060] (5)根据以上输出结果组成最小二乘支持向量机的分类决策树,然后对余下的训练样本进行分类效果测试。

[0061] 本优选实施例为了提高故障诊断的精度,采用训练速度快、泛化能力强和鲁棒性较好的最小二乘向量机作为分类器,并提出了改进最优二叉树结构的多分类方法,以类间分离性测度替代二叉树结构中的权值,提高了的分类精度和分类速度;考虑到RBF核函数是局部核函数,多项式核函数是全局核函数,局部核函数学习能力强,泛化性能相对较弱,而全局核函数泛化性能强,学习能力相对较弱,在综合上述两类核函数的优点的基础上进行最小二乘支持向量机的核函数构造,优化了最小二乘支持向量机的分类性能和泛化性能;设计的多群体协同混沌粒子群优化算法,具有较好的收敛速度,且具有较好的全局和局部寻优性能,能够及时的跳出局部极值点,寻找全局的最优值,从而采用多群体协同混沌粒子群优化算法对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化,优化效果好。

[0062] 优选地,所述故障种类更新模块6用于对训练集进行更新,不断优化传感器故障诊断模型,包括:

[0063] (1)传感器故障诊断模型无法对待测特征向量进行有效故障分类时,将待测特征向量作为新的训练特征向量;

[0064] (2)新的训练特征向量对训练样本进行更新,对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建出新的传感器故障诊断模型;

[0065] (3)采用新的传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别,完成故障种类更新。

[0066] 本优选实施例设置故障种类更新模块6,以提高模型的适应能力和应用范围。

[0067] 优选的,所述健康记录模块7包括存储子模块和安全访问子模块,所述存储子模块采用基于云存储的存储模型,具体地,将故障信息进行压缩后进行加密,上传至云存储器,所述安全访问子模块用于对信息进行访问,具体地,对应于存储子模块,将数据下载到本地,采用相应密钥进行解锁后,再进行解压以读取信息。

[0068] 本优选实施例设置健康记录模块7,一方面保证了信息安全,另一方面能够随时对故障进行访问,便于查找问题。

[0069] 在此应用场景中,设定阈值 T_1 的取值为0.96,传感器故障诊断装置的监测速度相对提高了10%,传感器故障诊断装置的监测精度相对提高了12%。

[0070] 应用场景2

[0071] 参见图1、图2,本应用场景的一个实施例的远程血压监控系统,包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备;所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接;所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。

[0072] 其中,所述血压检测器包括压力传感器。

[0073] 本发明上述实施例利用用户终端设备能够实时观察并记录测量数据,有效的降低了医护人员的工作强度,提高了工作效率,管理方便,合理利用医护资源,硬件成本低,可靠性高,适合医疗机构使用,从而解决了上述的技术问题。

[0074] 优选的,所述无线方式包括WIFI、蓝牙。

[0075] 本优选实施例便于血压的远程实时监测。

[0076] 优选的,所述远程血压监控系统还包括对各传感器进行诊断的传感器故障诊断装置,所述传感器故障诊断装置包括信号采集滤波模块1、故障特征提取模块2、在线特征提取模块3、特征向量优选模块4、故障分类识别模块5、故障种类更新模块6和健康记录模块7。

[0077] 本发明上述实施例设置传感器故障诊断装置并实现了传感器故障诊断装置的快速搭建,有利于监测各传感器,保证监控系统的血压数据采集。

[0078] 优选的,所述信号采集滤波模块1用于采集历史传感器信号和在线传感器测试信号,并采用组合形态滤波器对信号进行滤波处理;

[0079] 本优选实施例设置组合形态滤波器,可有效的去除信号的各种噪声干扰,较好的保留信号的原始特征信息。

[0080] 优选的,所述故障特征提取模块2用于对滤波后的历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为训练特征向量,包括:

[0081] (1)将采集的历史传感器信号分为正常工况信号和多种类别的故障信号;

[0082] (2)对所述历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,获得所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数;

[0083] (3)计算所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0084] (4)对历史传感器信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为训练特征向量;

[0085] 所述在线特征提取模块3用于对滤波后的在线传感器测试信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为待测特征向量,包括:

[0086] (1)对所述在线传感器测试信号进行EEMD处理,获得所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数;

[0087] (2)计算所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0088] (3)对在线传感器测试信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为待测特征向量。

[0089] 本优选实施例对采集的传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,能够有效的消除模态混叠现象,分解的效果较好。

[0090] 优选的,所述特征向量优选模块4分别对训练特征向量和待测特征向量进行相似性度量,对于相似度高的特征向量进行剔除,包括:

[0091] (1)定义两向量相似度函数 $S(X, Y)$:

$$[0092] \quad S(X, Y) = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

[0093] 式中, X 、 Y 分别表示两个特征向量, $cov(X, Y)$ 为 X 与 Y 的协方差, $\sqrt{D(X)}$ 、 $\sqrt{D(Y)}$ 为 X 、 Y 标准差;

[0094] 对于任意两个训练特征向量 X_1 、 X_2 ,和任意两个待测特征向量 D_1 、 D_2 ,分别采用相似性度量函数对其相似度进行度量,得到 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$;

[0095] (2)对于 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$,若 $S(X_1, X_2) > T_1$, $T_1 \in (0.9, 1)$,只选取 X_1 作为训练特征向量,若 $S(D_1, D_2) > T_2$, $T_2 \in (0.95, 1)$,只选取 D_1 作为待测特征向量。

[0096] 本优选实施例通过相似度量来筛选特征向量,能够减少计算量,提高效率。

[0097] 优选的,所述故障分类识别模块5用于采用优化的最小二乘支持向量机对所述待测特征向量进行故障分类识别,包括参数选择优化子模块、训练子模块和识别子模块,具体为:

[0098] 所述参数选择优化子模块用于构造最小二乘支持向量机的核函数,并对最小二乘支持向量机的结构参数采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化;

[0099] 所述训练子模块,用于采用改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法,以得到的训练特征向量作为训练样本对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建传感器故障诊断模型;

[0100] 所述识别子模块用于采用所述传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别;

[0101] 其中,考虑多项式核函数和RBF核函数的优越性,所述最小二乘支持向量机的核函数构造为:

$$[0102] \quad K=(1-\delta)(xx_i+1)^p+\delta\exp(-\|x-x_i\|^2/\sigma^2)$$

[0103] 式中, δ 为综合调整因子, δ 的取值范围设定为 $[0.45,0.55]$, p 为多项式核函数的阶数, σ^2 为RBF核函数参数。

[0104] 其中,所示采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化,包括:

[0105] (1)分别对主粒子群和从粒子群进行初始化,随机产生一组参数作为粒子的初始位置和初始速度,定义适应度函数为:

$$[0106] \quad S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{q_i W}{q_i W + (1 - q_i) T} \right| \times 100\%$$

[0107] 式中, N 为训练样本总个数, W 为故障错误分类数目, T 为故障正确分类数目, q_i 为自设定的权重系数, q_i 的取值范围设定为 $[0.4,0.5]$;

[0108] (2)进行从粒子群的更新,在每一代更新过程中,根据适应度函数,从粒子群分别更新粒子的速度和位置,然后对每个粒子将其历史最优适应度值与主粒子群体内所经历的最好位置的适应度值比较,若更好,则将其作为当前的全局最优位置;

[0109] (3)对所述全局最优位置进行混沌优化,并迭代当前序列中的最优粒子位置和速度,生成最优粒子序列;

[0110] (4)在每一代主粒子群中选取从粒子群中最优的粒子,并更新粒子的位置和速度,直至达到最大迭代次数或者满足适应度函数的误差要求。

[0111] 其中,所述改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法具体包括:

[0112] (1)计算所有训练样本的标准方差和两个类别 j 、 φ 间的分离性测度;

[0113] (2)输出最小分离性测度对应的 j 、 φ ;

[0114] (3)在对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化后,建立二分类的最小二乘支持向量机用以训练第 j 类和第 φ 类的训练样本,形成最优二分类最小二乘支持向量机,输出判别函数的参数,把 φ 类的训练样本合并到 j 类内,构成新的 j 类训练样本;

[0115] (4)把所有的类别按照(1)-(3)进行循环训练,直至输出最优一个根节点;

[0116] (5)根据以上输出结果组成最小二乘支持向量机的分类决策树,然后对余下的训

练样本进行分类效果测试。

[0117] 本优选实施例为了提高故障诊断的精度,采用训练速度快、泛化能力强和鲁棒性较好的最小二乘向量机作为分类器,并提出了改进最优二叉树结构的多分类方法,以类间分离性测度替代二叉树结构中的权值,提高了的分类精度和分类速度;考虑到RBF核函数是局部核函数,多项式核函数是全局核函数,局部核函数学习能力强,泛化性能相对较弱,而全局核函数泛化性能强,学习能力相对较弱,在综合上述两类核函数的优点的基础上进行最小二乘支持向量机的核函数构造,优化了最小二乘支持向量机的分类性能和泛化性能;设计的多群体协同混沌粒子群优化算法,具有较好的收敛速度,且具有较好的全局和局部寻优性能,能够及时的跳出局部极值点,寻找全局的最优值,从而采用多群体协同混沌粒子群优化算法对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化,优化效果好。

[0118] 优选地,所述故障种类更新模块6用于对训练集进行更新,不断优化传感器故障诊断模型,包括:

[0119] (1)传感器故障诊断模型无法对待测特征向量进行有效故障分类时,将待测特征向量作为新的训练特征向量;

[0120] (2)新的训练特征向量对训练样本进行更新,对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建出新的传感器故障诊断模型;

[0121] (3)采用新的传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别,完成故障种类更新。

[0122] 本优选实施例设置故障种类更新模块6,以提高模型的适应能力和应用范围。

[0123] 优选的,所述健康记录模块7包括存储子模块和安全访问子模块,所述存储子模块采用基于云存储的存储模型,具体地,将故障信息进行压缩后进行加密,上传至云存储器,所述安全访问子模块用于对信息进行访问,具体地,对应于存储子模块,将数据下载到本地,采用相应密钥进行解锁后,再进行解压以读取信息。

[0124] 本优选实施例设置健康记录模块7,一方面保证了信息安全,另一方面能够随时对故障进行访问,便于查找问题。

[0125] 在此应用场景中,设定阈值 T_1 的取值为0.95,传感器故障诊断装置的监测速度相对提高了11%,传感器故障诊断装置的监测精度相对提高了11%。

[0126] 应用场景3

[0127] 参见图1、图2,本应用场景的一个实施例的远程血压监控系统,包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备;所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接;所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。

[0128] 其中,所述血压检测器包括压力传感器。

[0129] 本发明上述实施例利用用户终端设备能够实时观察并记录测量数据,有效的降低了医护人员的工作强度,提高了工作效率,管理方便,合理利用医护资源,硬件成本低,可靠性高,适合医疗机构使用,从而解决了上述的技术问题。

[0130] 优选的,所述无线方式包括WIFI、蓝牙。

[0131] 本优选实施例便于血压的远程实时监测。

[0132] 优选的,所述远程血压监控系统还包括对各传感器进行诊断的传感器故障诊断装置,所述传感器故障诊断装置包括信号采集滤波模块1、故障特征提取模块2、在线特征提取

模块3、特征向量优选模块4、故障分类识别模块5、故障种类更新模块6和健康记录模块7。

[0133] 本发明上述实施例设置传感器故障诊断装置并实现了传感器故障诊断装置的快速搭建,有利于监测各传感器,保证监控系统的血压数据采集。

[0134] 优选的,所述信号采集滤波模块1用于采集历史传感器信号和在线传感器测试信号,并采用组合形态滤波器对信号进行滤波处理;

[0135] 本优选实施例设置组合形态滤波器,可有效的去除信号的各种噪声干扰,较好的保留信号的原始特征信息。

[0136] 优选的,所述故障特征提取模块2用于对滤波后的历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为训练特征向量,包括:

[0137] (1)将采集的历史传感器信号分为正常工况信号和多种类别的故障信号;

[0138] (2)对所述历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,获得所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数;

[0139] (3)计算所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0140] (4)对历史传感器信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为训练特征向量;

[0141] 所述在线特征提取模块3用于对滤波后的在线传感器测试信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为待测特征向量,包括:

[0142] (1)对所述在线传感器测试信号进行EEMD处理,获得所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数;

[0143] (2)计算所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0144] (3)对在线传感器测试信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为待测特征向量。

[0145] 本优选实施例对采集的传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,能够有效的消除模态混叠现象,分解的效果较好。

[0146] 优选的,所述特征向量优选模块4分别对训练特征向量和待测特征向量进行相似性度量,对于相似度高的特征向量进行剔除,包括:

[0147] (1)定义两向量相似度函数 $S(X, Y)$:

$$[0148] \quad S(X, Y) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

[0149] 式中, X 、 Y 分别表示两个特征向量, $\text{cov}(X, Y)$ 为 X 与 Y 的协方差, $\sqrt{D(X)}$ 、 $\sqrt{D(Y)}$ 为 X 、 Y 标准差;

[0150] 对于任意两个训练特征向量 X_1 、 X_2 ,和任意两个待测特征向量 D_1 、 D_2 ,分别采用相似度函数对其相似度进行度量,得到 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$;

[0151] (2)对于 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$,若 $S(X_1, X_2) > T_1$, $T_1 \in (0.9, 1)$,只选取 X_1 作为训练特征向量,若 $S(D_1, D_2) > T_2$, $T_2 \in (0.95, 1)$,只选取 D_1 作为待测特征向量。

[0152] 本优选实施例通过相似度度量来筛选特征向量,能够减少计算量,提高效率。

[0153] 优选的,所述故障分类识别模块5用于采用优化的最小二乘支持向量机对所述待测特征向量进行故障分类识别,包括参数选择优化子模块、训练子模块和识别子模块,具体

为:

[0154] 所述参数选择优化子模块用于构造最小二乘支持向量机的核函数,并对最小二乘支持向量机的结构参数采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化;

[0155] 所述训练子模块,用于采用改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法,以得到的训练特征向量作为训练样本对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建传感器故障诊断模型;

[0156] 所述识别子模块用于采用所述传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别;

[0157] 其中,考虑多项式核函数和RBF核函数的优越性,所述最小二乘支持向量机的核函数构造为:

$$[0158] \quad K = (1 - \delta)(xx_i + 1)^p + \delta \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$$

[0159] 式中, δ 为综合调整因子, δ 的取值范围设定为 $[0.45, 0.55]$, p 为多项式核函数的阶数, σ^2 为RBF核函数参数。

[0160] 其中,所示采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化,包括:

[0161] (1)分别对主粒子群和从粒子群进行初始化,随机产生一组参数作为粒子的初始位置和初始速度,定义适应度函数为:

$$[0162] \quad S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{q_i W}{q_i W + (1 - q_i) T} \right| \times 100\%$$

[0163] 式中, N 为训练样本总个数, W 为故障错误分类数目, T 为故障正确分类数目, q_i 为自设定的权重系数, q_i 的取值范围设定为 $[0.4, 0.5]$;

[0164] (2)进行从粒子群的更新,在每一代更新过程中,根据适应度函数,从粒子群分别更新粒子的速度和位置,然后对每个粒子将其历史最优适应度值与主粒子群体内所经历的最好位置的适应度值比较,若更好,则将其作为当前的全局最优位置;

[0165] (3)对所述全局最优位置进行混沌优化,并迭代当前序列中的最优粒子位置和速度,生成最优粒子序列;

[0166] (4)在每一代主粒子群中选取从粒子群中最优的粒子,并更新粒子的位置和速度,直至达到最大迭代次数或者满足适应度函数的误差要求。

[0167] 其中,所述改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法具体包括:

[0168] (1)计算所有训练样本的标准方差和两个类别 j 、 φ 间的分离性测度;

[0169] (2)输出最小分离性测度对应的 j 、 φ ;

[0170] (3)在对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化后,建立二分类的最小二乘支持向量机用以训练第 j 类和第 φ 类的训练样本,形成最优二分类最小二乘支持向量机,输出判别函数的参数,把 φ 类的训练样本合并到 j 类内,构成新的 j 类训练样本;

[0171] (4)把所有的类别按照(1)-(3)进行循环训练,直至输出最优一个根节点;

[0172] (5)根据以上输出结果组成最小二乘支持向量机的分类决策树,然后对余下的训练样本进行分类效果测试。

[0173] 本优选实施例为了提高故障诊断的精度,采用训练速度快、泛化能力强和鲁棒性较好的最小二乘向量机作为分类器,并提出了改进最优二叉树结构的多分类方法,以类间

分离性测度替代二叉树结构中的权值,提高了的分类精度和分类速度;考虑到RBF核函数是局部核函数,多项式核函数是全局核函数,局部核函数学习能力强,泛化性能相对较弱,而全局核函数泛化性能强,学习能力相对较弱,在综合上述两类核函数的优点的基础上进行最小二乘支持向量机的核函数构造,优化了最小二乘支持向量机的分类性能和泛化性能;设计的多群体协同混沌粒子群优化算法,具有较好的收敛速度,且具有较好的全局和局部寻优性能,能够及时的跳出局部极值点,寻找全局的最优值,从而采用多群体协同混沌粒子群优化算法对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化,优化效果好。

[0174] 优选地,所述故障种类更新模块6用于对训练集进行更新,不断优化传感器故障诊断模型,包括:

[0175] (1)传感器故障诊断模型无法对待测特征向量进行有效故障分类时,将待测特征向量作为新的训练特征向量;

[0176] (2)新的训练特征向量对训练样本进行更新,对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建出新的传感器故障诊断模型;

[0177] (3)采用新的传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别,完成故障种类更新。

[0178] 本优选实施例设置故障种类更新模块6,以提高模型的适应能力和应用范围。

[0179] 优选的,所述健康记录模块7包括存储子模块和安全访问子模块,所述存储子模块采用基于云存储的存储模型,具体地,将故障信息进行压缩后进行加密,上传至云存储器,所述安全访问子模块用于对信息进行访问,具体地,对应于存储子模块,将数据下载到本地,采用相应密钥进行解锁后,再进行解压以读取信息。

[0180] 本优选实施例设置健康记录模块7,一方面保证了信息安全,另一方面能够随时对故障进行访问,便于查找问题。

[0181] 在此应用场景中,设定阈值 T_1 的取值为0.94,传感器故障诊断装置的监测速度相对提高了12%,传感器故障诊断装置的监测精度相对提高了10%。

[0182] 应用场景4

[0183] 参见图1、图2,本应用场景的一个实施例的远程血压监控系统,包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备;所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接;所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。

[0184] 其中,所述血压检测器包括压力传感器。

[0185] 本发明上述实施例利用用户终端设备能够实时观察并记录测量数据,有效的降低了医护人员的工作强度,提高了工作效率,管理方便,合理利用医护资源,硬件成本低,可靠性高,适合医疗机构使用,从而解决了上述的技术问题。

[0186] 优选的,所述无线方式包括WIFI、蓝牙。

[0187] 本优选实施例便于血压的远程实时监测。

[0188] 优选的,所述远程血压监控系统还包括对各传感器进行诊断的传感器故障诊断装置,所述传感器故障诊断装置包括信号采集滤波模块1、故障特征提取模块2、在线特征提取模块3、特征向量优选模块4、故障分类识别模块5、故障种类更新模块6和健康记录模块7。

[0189] 本发明上述实施例设置传感器故障诊断装置并实现了传感器故障诊断装置的快速搭建,有利于监测各传感器,保证监控系统的血压数据采集。

[0190] 优选的,所述信号采集滤波模块1用于采集历史传感器信号和在线传感器测试信号,并采用组合形态滤波器对信号进行滤波处理;

[0191] 本优选实施例设置组合形态滤波器,可有效的去除信号的各种噪声干扰,较好的保留信号的原始特征信息。

[0192] 优选的,所述故障特征提取模块2用于对滤波后的历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为训练特征向量,包括:

[0193] (1)将采集的历史传感器信号分为正常工况信号和多种类别的故障信号;

[0194] (2)对所述历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,获得所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数;

[0195] (3)计算所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0196] (4)对历史传感器信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为训练特征向量;

[0197] 所述在线特征提取模块3用于对滤波后的在线传感器测试信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为待测特征向量,包括:

[0198] (1)对所述在线传感器测试信号进行EEMD处理,获得所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数;

[0199] (2)计算所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0200] (3)对在线传感器测试信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为待测特征向量。

[0201] 本优选实施例对采集的传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,能够有效的消除模态混叠现象,分解的效果较好。

[0202] 优选的,所述特征向量优选模块4分别对训练特征向量和待测特征向量进行相似性度量,对于相似度高的特征向量进行剔除,包括:

[0203] (1)定义两向量相似度函数 $S(X, Y)$:

$$[0204] \quad S(X, Y) = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

[0205] 式中, X 、 Y 分别表示两个特征向量, $cov(X, Y)$ 为 X 与 Y 的协方差, $\sqrt{D(X)}$ 、 $\sqrt{D(Y)}$ 为 X 、 Y 标准差;

[0206] 对于任意两个训练特征向量 X_1 、 X_2 ,和任意两个待测特征向量 D_1 、 D_2 ,分别采用相似度函数对其相似度进行度量,得到 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$;

[0207] (2)对于 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$,若 $S(X_1, X_2) > T_1$, $T_1 \in (0.9, 1)$,只选取 X_1 作为训练特征向量,若 $S(D_1, D_2) > T_2$, $T_2 \in (0.95, 1)$,只选取 D_x 作为待测特征向量。

[0208] 本优选实施例通过相似度度量来筛选特征向量,能够减少计算量,提高效率。

[0209] 优选的,所述故障分类识别模块5用于采用优化的最小二乘支持向量机对所述待测特征向量进行故障分类识别,包括参数选择优化子模块、训练子模块和识别子模块,具体为:

[0210] 所述参数选择优化子模块用于构造最小二乘支持向量机的核函数,并对最小二乘支持向量机的结构参数采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化;

[0211] 所述训练子模块,用于采用改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法,以得到的训练特征向量作为训练样本对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建传感器故障诊断模型;

[0212] 所述识别子模块用于采用所述传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别;

[0213] 其中,考虑多项式核函数和RBF核函数的优异性,所述最小二乘支持向量机的核函数构造为:

$$[0214] \quad K=(1-\delta)(xx_i+1)^p+\delta\exp(-\|x-x_i\|^2/\sigma^2)$$

[0215] 式中, δ 为综合调整因子, δ 的取值范围设定为 $[0.45,0.55]$, p 为多项式核函数的阶数, σ^2 为RBF核函数参数。

[0216] 其中,所示采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化,包括:

[0217] (1)分别对主粒子群和从粒子群进行初始化,随机产生一组参数作为粒子的初始位置和初始速度,定义适应度函数为:

$$[0218] \quad S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{q_i W}{q_i W + (1 - q_i) T} \right| \times 100\%$$

[0219] 式中, N 为训练样本总个数, W 为故障错误分类数目, T 为故障正确分类数目, q_i 为自设定的权重系数, q_i 的取值范围设定为 $[0.4,0.5]$;

[0220] (2)进行从粒子群的更新,在每一代更新过程中,根据适应度函数,从粒子群分别更新粒子的速度和位置,然后对每个粒子将其历史最优适应度值与主粒子群体内所经历的最好位置的适应度值比较,若更好,则将其作为当前的全局最优位置;

[0221] (3)对所述全局最优位置进行混沌优化,并迭代当前序列中的最优粒子位置和速度,生成最优粒子序列;

[0222] (4)在每一代主粒子群中选取从粒子群中最优的粒子,并更新粒子的位置和速度,直至达到最大迭代次数或者满足适应度函数的误差要求。

[0223] 其中,所述改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法具体包括:

[0224] (1)计算所有训练样本的标准方差和两个类别 j 、 Φ 间的分离性测度;

[0225] (2)输出最小分离性测度对应的 j 、 Φ ;

[0226] (3)在对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化后,建立二分类的最小二乘支持向量机用以训练第 j 类和第 Φ 类的训练样本,形成最优二分类最小二乘支持向量机,输出判别函数的参数,把 Φ 类的训练样本合并到 j 类内,构成新的 j 类训练样本;

[0227] (4)把所有的类别按照(1)-(3)进行循环训练,直至输出最优一个根节点;

[0228] (5)根据以上输出结果组成最小二乘支持向量机的分类决策树,然后对余下的训练样本进行分类效果测试。

[0229] 本优选实施例为了提高故障诊断的精度,采用训练速度快、泛化能力强和鲁棒性较好的最小二乘向量机作为分类器,并提出了改进最优二叉树结构的多分类方法,以类间分离性测度替代二叉树结构中的权值,提高了的分类精度和分类速度;考虑到RBF核函数是局部核函数,多项式核函数是全局核函数,局部核函数学习能力强,泛化性能相对较弱,而全局核函数泛化性能强,学习能力相对较弱,在综合上述两类核函数的优点的基础上进行

最小二乘支持向量机的核函数构造,优化了最小二乘支持向量机的分类性能和泛化性能;设计的多群体协同混沌粒子群优化算法,具有较好的收敛速度,且具有较好的全局和局部寻优性能,能够及时的跳出局部极值点,寻找全局的最优值,从而采用多群体协同混沌粒子群优化算法对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化,优化效果好。

[0230] 优选地,所述故障种类更新模块6用于对训练集进行更新,不断优化传感器故障诊断模型,包括:

[0231] (1)传感器故障诊断模型无法对待测特征向量进行有效故障分类时,将待测特征向量作为新的训练特征向量;

[0232] (2)新的训练特征向量对训练样本进行更新,对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建出新的传感器故障诊断模型;

[0233] (3)采用新的传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别,完成故障种类更新。

[0234] 本优选实施例设置故障种类更新模块6,以提高模型的适应能力和应用范围。

[0235] 优选的,所述健康记录模块7包括存储子模块和安全访问子模块,所述存储子模块采用基于云存储的存储模型,具体地,将故障信息进行压缩后进行加密,上传至云存储器,所述安全访问子模块用于对信息进行访问,具体地,对应于存储子模块,将数据下载到本地,采用相应密钥进行解锁后,再进行解压以读取信息。

[0236] 本优选实施例设置健康记录模块7,一方面保证了信息安全,另一方面能够随时对故障进行访问,便于查找问题。

[0237] 在此应用场景中,设定阈值 T_1 的取值为0.93,传感器故障诊断装置的监测速度相对提高了13%,传感器故障诊断装置的监测精度相对提高了9%。

[0238] 应用场景5

[0239] 参见图1、图2,本应用场景的一个实施例的远程血压监控系统,包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备;所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接;所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。

[0240] 其中,所述血压检测器包括压力传感器。

[0241] 本发明上述实施例利用用户终端设备能够实时观察并记录测量数据,有效的降低了医护人员的工作强度,提高了工作效率,管理方便,合理利用医护资源,硬件成本低,可靠性高,适合医疗机构使用,从而解决了上述的技术问题。

[0242] 优选的,所述无线方式包括WIFI、蓝牙。

[0243] 本优选实施例便于血压的远程实时监测。

[0244] 优选的,所述远程血压监控系统还包括对各传感器进行诊断的传感器故障诊断装置,所述传感器故障诊断装置包括信号采集滤波模块1、故障特征提取模块2、在线特征提取模块3、特征向量优选模块4、故障分类识别模块5、故障种类更新模块6和健康记录模块7。

[0245] 本发明上述实施例设置传感器故障诊断装置并实现了传感器故障诊断装置的快速搭建,有利于监测各传感器,保证监控系统的血压数据采集。

[0246] 优选的,所述信号采集滤波模块1用于采集历史传感器信号和在线传感器测试信号,并采用组合形态滤波器对信号进行滤波处理;

[0247] 本优选实施例设置组合形态滤波器,可有效的去除信号的各种噪声干扰,较好的

保留信号的原始特征信息。

[0248] 优选的,所述故障特征提取模块2用于对滤波后的历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为训练特征向量,包括:

[0249] (1)将采集的历史传感器信号分为正常工况信号和多种类别的故障信号;

[0250] (2)对所述历史传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,获得所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数;

[0251] (3)计算所述历史传感器信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0252] (4)对历史传感器信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为训练特征向量;

[0253] 所述在线特征提取模块3用于对滤波后的在线传感器测试信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,并提取集成经验模态分解(EEMD)的能量熵作为待测特征向量,包括:

[0254] (1)对所述在线传感器测试信号进行EEMD处理,获得所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数;

[0255] (2)计算所述在线传感器测试信号的本征模态函数和余项函数的能量熵;

[0256] (3)对在线传感器测试信号的能量熵进行归一化处理,提取归一化后的能量熵作为待测特征向量。

[0257] 本优选实施例对采集的传感器信号进行集成经验模态分解(EEMD)处理,能够有效的消除模态混叠现象,分解的效果较好。

[0258] 优选的,所述特征向量优选模块4分别对训练特征向量和待测特征向量进行相似性度量,对于相似度高的特征向量进行剔除,包括:

[0259] (1)定义两向量相似度函数 $S(X, Y)$:

$$[0260] \quad S(X, Y) = \frac{cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

[0261] 式中, X 、 Y 分别表示两个特征向量, $cov(X, Y)$ 为 X 与 Y 的协方差, $\sqrt{D(X)}$ 、 $\sqrt{D(Y)}$ 为 X 、 Y 标准差;

[0262] 对于任意两个训练特征向量 X_1 、 X_2 ,和任意两个待测特征向量 D_1 、 D_2 ,分别采用相似度函数对其相似度进行度量,得到 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$;

[0263] (2)对于 $S(X_1, X_2)$ 和 $S(D_1, D_2)$,若 $S(X_1, X_2) > T_1$, $T_1 \in (0.9, 1)$,只选取 X_1 作为训练特征向量,若 $S(D_1, D_2) > T_2$, $T_2 \in (0.95, 1)$,只选取 D_1 作为待测特征向量。

[0264] 本优选实施例通过相似度度量来筛选特征向量,能够减少计算量,提高效率。

[0265] 优选的,所述故障分类识别模块5用于采用优化的最小二乘支持向量机对所述待测特征向量进行故障分类识别,包括参数选择优化子模块、训练子模块和识别子模块,具体为:

[0266] 所述参数选择优化子模块用于构造最小二乘支持向量机的核函数,并对最小二乘支持向量机的结构参数采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化;

[0267] 所述训练子模块,用于采用改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法,以得到的训练特征向量作为训练样本对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建传感器故障诊断模型;

[0268] 所述识别子模块用于采用所述传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故

障分类识别；

[0269] 其中,考虑多项式核函数和RBF核函数的优异性,所述最小二乘支持向量机的核函数构造为:

$$[0270] \quad K=(1-\delta)(xx_i+1)^p+\delta\exp(-\|x-x_i\|^2/\sigma^2)$$

[0271] 式中, δ 为综合调整因子, δ 的取值范围设定为 $[0.45,0.55]$, p 为多项式核函数的阶数, σ^2 为RBF核函数参数。

[0272] 其中,所示采用多群体协同混沌粒子群优化算法进行优化,包括:

[0273] (1)分别对主粒子群和从粒子群进行初始化,随机产生一组参数作为粒子的初始位置和初始速度,定义适应度函数为:

$$[0274] \quad S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{q_i W}{q_i W + (1 - q_i) T} \right| \times 100\%$$

[0275] 式中, N 为训练样本总个数, W 为故障错误分类数目, T 为故障正确分类数目, q_i 为自设定的权重系数, q_i 的取值范围设定为 $[0.4,0.5]$;

[0276] (2)进行从粒子群的更新,在每一代更新过程中,根据适应度函数,从粒子群分别更新粒子的速度和位置,然后对每个粒子将其历史最优适应度值与主粒子群体内所经历的最好位置的适应度值比较,若更好,则将其作为当前的全局最优位置;

[0277] (3)对所述全局最优位置进行混沌优化,并迭代当前序列中的最优粒子位置和速度,生成最优粒子序列;

[0278] (4)在每一代主粒子群中选取从粒子群中最优的粒子,并更新粒子的位置和速度,直至达到最大迭代次数或者满足适应度函数的误差要求。

[0279] 其中,所述改进的最优二叉树结构的最小二乘向量机的多分类方法具体包括:

[0280] (1)计算所有训练样本的标准方差和两个类别 j 、 Φ 间的分离性测度;

[0281] (2)输出最小分离性测度对应的 j 、 Φ ;

[0282] (3)在对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化后,建立二分类的最小二乘支持向量机用以训练第 j 类和第 Φ 类的训练样本,形成最优二分类最小二乘支持向量机,输出判别函数的参数,把 Φ 类的训练样本合并到 j 类内,构成新的 j 类训练样本;

[0283] (4)把所有的类别按照(1)-(3)进行循环训练,直至输出最优一个根节点;

[0284] (5)根据以上输出结果组成最小二乘支持向量机的分类决策树,然后对余下的训练样本进行分类效果测试。

[0285] 本优选实施例为了提高故障诊断的精度,采用训练速度快、泛化能力强和鲁棒性较好的最小二乘向量机作为分类器,并提出了改进最优二叉树结构的多分类方法,以类间分离性测度替代二叉树结构中的权值,提高了的分类精度和分类速度;考虑到RBF核函数是局部核函数,多项式核函数是全局核函数,局部核函数学习能力强,泛化性能相对较弱,而全局核函数泛化性能强,学习能力相对较弱,在综合上述两类核函数的优点的基础上进行最小二乘支持向量机的核函数构造,优化了最小二乘支持向量机的分类性能和泛化性能;设计的多群体协同混沌粒子群优化算法,具有较好的收敛速度,且具有较好的全局和局部寻优性能,能够及时的跳出局部极值点,寻找全局的最优值,从而采用多群体协同混沌粒子群优化算法对最小二乘支持向量机的结构参数进行优化,优化效果好。

[0286] 优选地,所述故障种类更新模块6用于对训练集进行更新,不断优化传感器故障诊断模型,包括:

[0287] (1)传感器故障诊断模型无法对待测特征向量进行有效故障分类时,将待测特征向量作为新的训练特征向量;

[0288] (2)新的训练特征向量对训练样本进行更新,对结构参数优化后的最小二乘支持向量机进行训练,并构建出新的传感器故障诊断模型;

[0289] (3)采用新的传感器故障诊断模型对所述待测特征向量进行故障分类识别,完成故障种类更新。

[0290] 本优选实施例设置故障种类更新模块6,以提高模型的适应能力和应用范围。

[0291] 优选的,所述健康记录模块7包括存储子模块和安全访问子模块,所述存储子模块采用基于云存储的存储模型,具体地,将故障信息进行压缩后进行加密,上传至云存储器,所述安全访问子模块用于对信息进行访问,具体地,对应于存储子模块,将数据下载到本地,采用相应密钥进行解锁后,再进行解压以读取信息。

[0292] 本优选实施例设置健康记录模块7,一方面保证了信息安全,另一方面能够随时对故障进行访问,便于查找问题。

[0293] 在此应用场景中,设定阈值 T_1 的取值为0.92,传感器故障诊断装置的监测速度相对提高了14%,传感器故障诊断装置的监测精度相对提高了8%。

[0294] 最后应当说明的是,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对本发明保护范围的限制,尽管参照较佳实施例对本发明作了详细地说明,本领域的普通技术人员应当理解,可以对本发明的技术方案进行修改或者等同替换,而不脱离本发明技术方案的实质和范围。

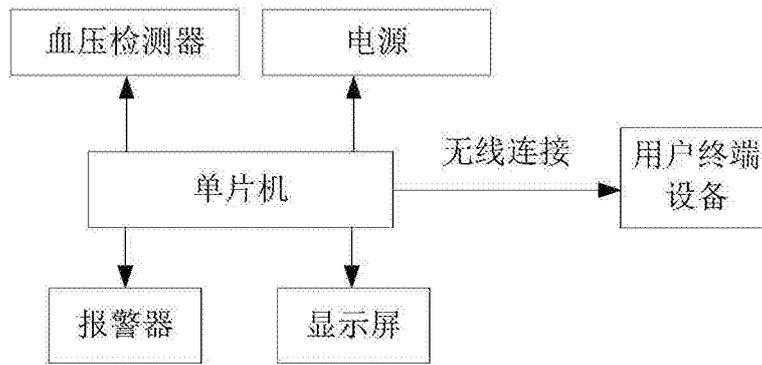


图1

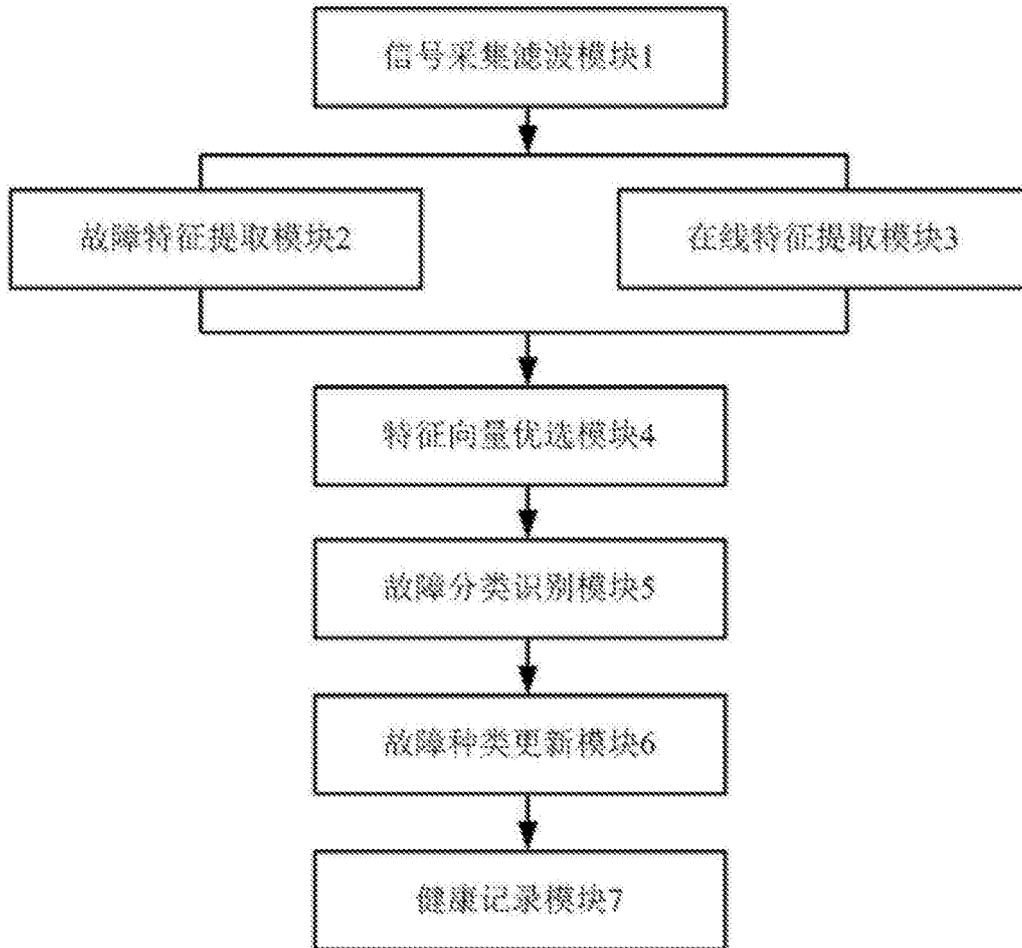


图2

专利名称(译)	远程血压监控系统		
公开(公告)号	CN106236054A	公开(公告)日	2016-12-21
申请号	CN201610752756.0	申请日	2016-08-29
[标]申请(专利权)人(译)	孟玲		
申请(专利权)人(译)	孟玲		
当前申请(专利权)人(译)	孟玲		
[标]发明人	不公告发明人		
发明人	不公告发明人		
IPC分类号	A61B5/021 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/021 A61B5/0004 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/7235 A61B5/725 A61B5/7264 A61B5/746		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明提供了远程血压监控系统，包括血压检测器、单片机、报警器、显示屏、电源、用户终端设备；所述单片机与所述血压检测器、报警器、显示屏、电源、用户终端设备连接；所述单片机与所述用户终端设备的连接方式为无线连接。本发明的有益效果为：利用用户终端设备能够实时观察并记录测量数据，有效的降低了医护人员的工作强度，提高了工作效率，管理方便，合理利用医护资源，硬件成本低，可靠性高，适合医疗机构使用，从而解决了上述的技术问题。

