



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106618362 B

(45)授权公告日 2019.07.02

(21)申请号 201710022038.2

审查员 徐晓梅

(22)申请日 2017.01.12

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 106618362 A

(43)申请公布日 2017.05.10

(73)专利权人 徐月苗

地址 311801 浙江省绍兴市诸暨市大唐镇里蒋上村6号

(72)发明人 不公告发明人

(74)专利代理机构 北京华识知识产权代理有限公司 11530

代理人 廖彬佳

(51)Int.Cl.

A47L 1/02(2006.01)

G05B 13/04(2006.01)

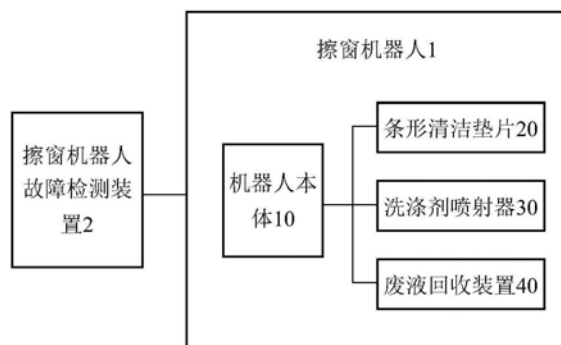
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种智能擦窗系统

(57)摘要

本发明提供了一种智能擦窗系统,包括擦窗机器人和用于对擦窗机器人进行故障检测的擦窗机器人故障检测装置,所述擦窗机器人包括机器人本体、条形清洁垫片、洗涤剂喷射器和废液回收装置,所述条形清洁垫片设置于机器人本体的上部,所述洗涤剂喷射器设置于机器人本体的中部,该废液回收装置设置于所述条形清洁垫片的下方,所述机器人本体内置有吸附装置和智能控制单元,所述智能控制单元包括控制单元、自动测距单元和报警单元,所述控制单元分别与所述自动测距单元和报警单元电连接。本发明采用擦窗机器人进行擦窗,解决了人员安全问题,而且通过内部的智能控制单元能够迅速智能地、高效地、安全地完成高空擦窗作业。



1. 一种智能擦窗系统,其特征是,包括擦窗机器人和用于对擦窗机器人进行故障检测的擦窗机器人故障检测装置,所述擦窗机器人包括机器人本体、条形清洁垫片、洗涤剂喷射器和废液回收装置,所述条形清洁垫片设置于机器人本体的上部,所述洗涤剂喷射器设置于机器人本体的中部,该废液回收装置设置于所述条形清洁垫片的下方,所述机器人本体内置有吸附装置和智能控制单元,所述智能控制单元包括控制单元、自动测距单元和报警单元,所述控制单元分别与所述自动测距单元和报警单元电连接;该擦窗机器人故障检测装置包括:(1)历史数据采集单元,用于通过传感器采集擦窗机器人在正常状态下及各种故障状态下运行时多个测点的历史振动信号数据;(2)数据预处理单元,用于对采集到的原始历史振动信号数据进行预处理;(3)特征提取单元,用于从过滤后的历史振动信号数据中提取小波包奇异值特征,并将提取的小波包奇异值特征作为故障诊断特征向量样本;(4)实时故障诊断特征向量采集单元,用于获取擦窗机器人的实时故障诊断特征向量;(5)故障诊断模型建立单元,用于建立基于改进的支持向量机的故障诊断模型,并使用故障诊断特征向量样本对故障诊断模型进行训练,计算出故障诊断模型参数的最优解,得到训练完成的故障诊断模型;(6)故障诊断识别单元,用于将该擦窗机器人的实时故障诊断特征向量输入到训练完成的故障诊断模型中,完成擦窗机器人故障的诊断识别;其中,所述数据预处理单元利用数字滤波器按照下列过滤公式对采集到的原始历史振动信号数据进行预处理:

$$K = \sum_{L=1}^{\Omega-1} \left(\frac{\tau}{2^{\theta}} \times \frac{\Omega - L}{\sqrt{\Omega^2 + L^2}} \times K' \right)$$

其中,K为滤波后得到的历史振动信号数据,K'为采集到的原始历史振动信号数据, Ω 为测点的个数, $L=1,2,3 \cdots \Omega-1$; τ 为由数字滤波器自身特性决定的常数, θ 为所用传感器的固有采集频率。

2. 根据权利要求1所述的一种智能擦窗系统,其特征是,所述机器人本体内置有聚合物锂电池组,所述聚合物锂电池组与控制单元电连接。

3. 根据权利要求2所述的一种智能擦窗系统,其特征是,所述吸附装置为钕铁硼永磁铁。

4. 根据权利要求3所述的一种智能擦窗系统,其特征是,所述提取小波包奇异值特征,包括:

(1) 设擦窗机器人处于状态R时从测点B测量到的一个时刻的历史振动信号为 $R_B(K)$, $B=1, \cdots, \Omega$, Ω 为测点的个数,对 $R_B(K)$ 进行 φ 层离散小波包分解,提取第 φ 层中的 2^φ 个分解系数,其中 φ 的值根据历史经验和实际情况结合确定;对所有的分解系数进行重构,以 $X_j(j=0,1, \dots, 2^\varphi - 1)$ 表示第 φ 层各节点的重构信号,构建特征矩阵如下:

$$T[R_B(K)] = \begin{bmatrix} X_0 \\ X_1 \\ \dots \\ X_{2^\varphi-1} \end{bmatrix}$$

(2) 对特征矩阵 $T[R_B(K)]$ 进行奇异值分解,获得该特征矩阵 $T[R_B(K)]$ 的特征向量为 $Y_{[R_B(K)]} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_\lambda)$,其中 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_\lambda$ 为由特征矩阵 $T[R_B(K)]$ 分解的奇异值, λ 为由特征矩阵 $T[R_B(K)]$ 分解的奇异值的个数,定义 $R_B(K)$ 对应的故障诊断特征向量 $J_{R_B(K)}$ 为:

$$J_{R_B(K)} = \left\{ \frac{\max(Y_{[R_B(K)]})}{\lambda}, \frac{\min(Y_{[R_B(K)]})}{\lambda}, \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^{\lambda} \beta_j \right\}$$

其中, $\max(Y_{[R_B(K)]})$ 表示特征向量 $Y_{[R_B(K)]}$ 中的最大奇异值, $\min(Y_{[R_B(K)]})$ 表示特征向量 $Y_{[R_B(K)]}$ 中的最小奇异值;

(3) 对计算得到的故障诊断特征向量进行筛选, 排除不合格的故障诊断特征向量, 设排除的不合格的故障诊断特征向量的数量为 Ω' , 则该擦窗机器人处于状态 R 时在该一个时刻的故障诊断特征向量样本为: $J = \{J_{R_1(K)}, J_{R_2(K)}, \dots, J_{R_{\Omega-\Omega'}(K)}\}$ 。

一种智能擦窗系统

技术领域

[0001] 本发明涉及擦窗机器人领域,具体涉及一种智能擦窗系统。

背景技术

[0002] 相关技术中,对特别高的玻璃清洁时需要借助加长的清洁工具,不仅清洁力度得不到控制,也增加了清洁人工的工作难度。特别是考虑到高楼层外墙一面的清洁,人为的攀爬或是吊绳都存在很大的危险性,不是一种优选的方式。

发明内容

[0003] 针对上述问题,本发明提供一种智能擦窗系统。

[0004] 本发明的目的采用以下技术方案来实现:

[0005] 一种智能擦窗系统,包括擦窗机器人和用于对擦窗机器人进行故障检测的擦窗机器人故障检测装置,所述擦窗机器人包括机器人本体、条形清洁垫片、洗涤剂喷射器和废液回收装置,所述条形清洁垫片设置于机器人本体的上部,所述洗涤剂喷射器设置于机器人本体的中部,该废液回收装置设置于所述条形清洁垫片的下方,所述机器人本体内置有吸附装置和智能控制单元,所述智能控制单元包括控制单元、自动测距单元和报警单元,所述控制单元分别与所述自动测距单元和报警单元电连接。

[0006] 本发明的有益效果为:采用擦窗机器人进行擦窗,解决了人员安全问题,而且通过内部的智能控制单元能够迅速智能地、高效地、安全地完成高空擦窗作业。

附图说明

[0007] 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。

[0008] 图1是本发明的结构连接示意图;

[0009] 图2是擦窗机器人故障检测装置的结构框图。

[0010] 附图标记:

[0011] 擦窗机器人1、擦窗机器人故障检测装置2、机器人本体10、条形清洁垫片20、洗涤剂喷射器30、废液回收装置40、历史数据采集单元11、数据预处理单元12、特征提取单元13、实时故障诊断特征向量采集单元14、故障诊断模型建立单元15、故障诊断识别单元16。

具体实施方式

[0012] 结合以下实施例对本发明作进一步描述。

[0013] 参见图1,本实施例提供了一种智能擦窗系统,包括擦窗机器人1和用于对擦窗机器人1进行故障检测的擦窗机器人故障检测装置2,所述擦窗机器人1包括机器人本体10、条形清洁垫片20、洗涤剂喷射器30和废液回收装置40,所述条形清洁垫片20设置于机器人本

体10的上部,所述洗涤剂喷射器30设置于机器人本体10的中部,该废液回收装置40设置于所述条形清洁垫片20的下方,所述机器人本体10内置有吸附装置和智能控制单元,所述智能控制单元包括控制单元、自动测距单元和报警单元,所述控制单元分别与所述自动测距单元和报警单元电连接。

[0014] 优选地,所述机器人本体10内置有聚合物锂电池组,所述聚合物锂电池组与控制单元电连接。

[0015] 优选地,所述吸附装置为钕铁硼永磁铁。

[0016] 本发明上述实施例采用擦窗机器人1进行擦窗,解决了人员安全问题,而且通过内部的智能控制单元能够迅速智能地、高效地、安全地完成高空擦窗作业。

[0017] 优选地,该擦窗机器人故障检测装置2包括:(1)历史数据采集单元11,用于通过传感器采集擦窗机器人1在正常状态下及各种故障状态下运行时多个测点的历史振动信号数据;(2)数据预处理单元12,用于对采集到的原始历史振动信号数据进行预处理;(3)特征提取单元13,用于从过滤后的历史振动信号数据中提取小波包奇异值特征,并将提取的小波包奇异值特征作为故障诊断特征向量样本;(4)实时故障诊断特征向量采集单元14,用于获取擦窗机器人1的实时故障诊断特征向量;(5)故障诊断模型建立单元15,用于建立基于改进的支持向量机的故障诊断模型,并使用故障诊断特征向量样本对故障诊断模型进行训练,计算出故障诊断模型参数的最优解,得到训练完成的故障诊断模型;(6)故障诊断识别单元16,用于将该擦窗机器人1的实时故障诊断特征向量输入到训练完成的故障诊断模型中,完成擦窗机器人1故障的诊断识别。

[0018] 优选地,所述数据预处理单元12利用数字滤波器按照下列过滤公式对采集到的原始历史振动信号数据进行预处理:

$$[0019] \quad K = \sum_{L=1}^{\Omega-1} \left(\frac{\tau}{2\theta} \times \frac{\Omega - L}{\sqrt{\Omega^2 + L^2}} \times K' \right)$$

[0020] 其中,K为滤波后得到的历史振动信号数据,K'为采集到的原始历史振动信号数据, Ω 为测点的个数, $L=1,2,3 \cdots \Omega-1$; τ 为由数字滤波器自身特性决定的常数, θ 为所用传感器的固有采集频率。

[0021] 本优选实施例能消除原始历史振动信号数据中的时域波形畸变,提高了数据预处理的精度,从而确保对擦窗机器人1进行故障识别的准确性。

[0022] 优选地,所述提取小波包奇异值特征,包括:

[0023] (1) 设擦窗机器人1处于状态R时从测点B测量到的一个时刻的历史振动信号为 $R_B(K)$, $B=1, \cdots, \Omega$, Ω 为测点的个数,对 $R_B(K)$ 进行 φ 层离散小波包分解,提取第 φ 层中的 2^φ 个分解系数,其中 φ 的值根据历史经验和实际情况结合确定;对所有的分解系数进行重构,以 $X_j(j=0,1, \dots, 2^\varphi - 1)$ 表示第 φ 层各节点的重构信号,构建特征矩阵如下:

$$[0024] \quad T[R_B(K)] = \begin{bmatrix} X_0 \\ X_1 \\ \dots \\ X_{2^\varphi-1} \end{bmatrix}$$

[0025] (2) 对特征矩阵 $T[R_B(K)]$ 进行奇异值分解,获得该特征矩阵 $T[R_B(K)]$ 的特征向量为

$Y_{[R_B(K)]} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_\lambda)$, 其中 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_\lambda$ 为由特征矩阵 $T[R_B(K)]$ 分解的奇异值, λ 为由特征矩阵 $T[R_B(K)]$ 分解的奇异值的个数, 定义 $R_B(K)$ 对应的故障诊断特征向量 $J_{R_B(K)}$ 为:

$$[0026] \quad J_{R_B(K)} = \left\{ \frac{\max(Y_{[R_B(K)]})}{\lambda}, \frac{\min(Y_{[R_B(K)]})}{\lambda}, \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^{\lambda} \beta_j \right\}$$

[0027] 其中, $\max(Y_{[R_B(K)]})$ 表示特征向量 $Y_{[R_B(K)]}$ 中的最大奇异值, $\min(Y_{[R_B(K)]})$ 表示特征向量 $Y_{[R_B(K)]}$ 中的最小奇异值;

[0028] (3) 对计算得到的故障诊断特征向量进行筛选, 排除不合格的故障诊断特征向量, 设排除的不合格的故障诊断特征向量的数量为 Ω' , 则该擦窗机器人1处于状态R时在该固定时刻的故障诊断特征向量样本为: $J = \{J_{R_1(K)}, J_{R_2(K)}, \dots, J_{R_{\Omega-\Omega'}(K)}\}$ 。

[0029] 本优选实施例采用上述方式提取小波包奇异值特征作为故障诊断特征向量, 具有较高的准确率以及较短的计算时间, 能够提高对擦窗机器人1进行诊断的容错性, 从而有利于实现对擦窗机器人1故障的精确诊断。

[0030] 优选地, 对计算得到的故障诊断特征向量进行筛选, 包括: 将擦窗机器人1处于状态R时在该时刻的所有计算得到的故障诊断特征向量作为该时刻的特征向量筛选样本集, 计算该特征向量筛选样本集的标准差 σ_R 和期望值 μ_R ; 若计算得到的故障诊断特征向量 $J_{R_B(K)}$ 不满足 $\widehat{\mu}_R - 3\widehat{\sigma}_R < J_{R_B(K)} < \widehat{\mu}_R + 3\widehat{\sigma}_R$, 则剔除该故障诊断特征向量, 其中, $\widehat{\mu}_R$ 为期望值 μ_R 的最大似然估计, $\widehat{\sigma}_R$ 为标准差 σ_R 的最大似然估计。本优选实施例采用该方式排除不合格的故障诊断特征向量, 较为客观科学, 从而能够确保对擦窗机器人1进行故障诊断的准确性。

[0031] 优选地, 该特征提取单元13还将剔除的不合格的故障诊断特征向量储存到一个临时数据储存器中, 并对特征提取单元13中的 φ 值进行进一步修正, 具体包括:

[0032] 若 $0.5 \text{int} \left(100 \times \frac{\sqrt{\Omega-q}}{\Omega} \right) < \text{int} \left(100 \times \frac{\sqrt{\Omega-\Omega'}}{\Omega} \right) < \text{int} \left(100 \times \frac{\sqrt{\Omega-q}}{\Omega} \right)$, 则 φ 的值在根据原有历史经验和实际情况结合确定的基础上修改为 $\varphi+1$; 若 $\text{int} \left(100 \times \frac{\sqrt{\Omega-\Omega'}}{\Omega} \right) < 0.5 \text{int} \left(100 \times \frac{\sqrt{\Omega-q}}{\Omega} \right)$, 则 φ 的值在根据原有历史经验和实际情况结合确定的基础上修改为 $\varphi+2$;

[0033] 其中, Ω 为测点的个数, Ω' 为不合格的故障诊断特征向量的数量, q 为人为设定的整数阈值。

[0034] 本优选实施例进一步降低了不合格的故障诊断特征向量对擦窗机器人1进行故障诊断的影响。

[0035] 优选地, 该基于改进的支持向量机的故障诊断模型建立如下:

[0036] (1) 采用径向基函数作为核函数, 利用该核函数将该故障诊断特征向量样本从原空间映射到高维空间, 在高维空间构造最优决策函数实现故障诊断特征向量样本分类, 构造最优决策函数为:

$$[0037] \quad F(x) = e + cZ(x) - 0.1 \frac{\sqrt{2(\Omega - \Omega')\Omega'}}{(\Omega + \Omega')}$$

[0038] 式中, x 为输入的故障诊断特征向量样本, $F(x)$ 为输入的故障诊断特征向量样本对

应的输出, $Z(x)$ 表示径向基函数, c 为权重向量, e 为偏差; 此外, $0.1 \frac{\sqrt{2(\Omega-\Omega')\Omega'}}{(\Omega+\Omega')}$ 为引入的优化因子, 其中 Ω 为测点的个数, Ω' 为不合格的故障诊断特征向量的数量;

[0039] (2) 定义支持向量机的目标函数和支持向量机的约束条件, 并求解该支持向量机的目标函数, 计算出权重向量和偏差, 将计算得到的权重向量和偏差代入最优决策函数即为所建立的故障诊断模型;

[0040] 其中支持向量机的目标函数定义为:

$$[0041] \quad \text{Bin } D(g, e, \varepsilon_j) = 0.5 \|g\|^2 + 0.5 \phi^* \sum_{j=1}^M \varepsilon_j^2$$

[0042] 支持向量机的约束条件定义为:

$$[0043] \quad Y_j(gx_j + e) \geq 1 - \varepsilon_j, \varepsilon_j \geq 0, j = 1, \dots, m$$

[0044] 式中, $\text{Bin } D(c, e, \varphi_j)$ 为支持向量机的目标函数, ϕ^* 为优化后的惩罚因子, ε_j 为引入的误差变量; m 为故障诊断特征向量样本的数量; 另外, x_j 为输入的第 j 个故障诊断特征向量样本, $Y_j(cx_j + e)$ 为输入的第 j 个故障诊断特征向量样本对应的输出, g 为权重向量, e 为偏差。

[0045] 本优选实施例通过引入优化因子, 减小了不合格的故障诊断特征向量对擦窗机器人1进行故障诊断的影响, 进一步提高了该最优决策函数的实际精确度, 为故障诊断模型的建立提供良好的函数基础, 从而构建更为精确的故障诊断模型, 从而能够确保对擦窗机器人1进行故障诊断的准确性。

[0046] 其中, 惩罚因子和该核函数的半径参数的值按照下述方式进行优化:

[0047] 将所有故障诊断特征向量样本平均分成互不包含的子集, 设定惩罚因子和该核函数的半径参数的值的取值范围, 对每个粒子的位置向量进行二维编码, 产生初始粒子群;

[0048] 对各粒子对应的参数选定训练集进行交叉验证, 得到的预测模型分类准确率作为粒子对应的目标函数值, 对粒子群中的粒子进行迭代;

[0049] 用目标函数值评价所有粒子, 当某个粒子的当前评价值优于其历史评价值时, 将其作为该粒子的最优历史评价, 记录当前粒子最优位置向量;

[0050] 寻找全局最优解, 如果其值优于当前历史最优解, 则更新, 达到设定的终止准则时, 则停止搜索, 输出最优的惩罚因子和该核函数的半径参数的值, 否则返回去重新搜索。

[0051] 本优选实施例采用上述方式对惩罚因子和该核函数的半径参数的值进行优化, 优化时间相对较短, 优化效果好, 能够得到性能较好的支持向量机, 进一步提高对擦窗机器人1进行故障诊断的精度。

[0052] 根据上述实施例, 发明人进行了一系列测试, 以下是进行测试得到的实验数据, 该实验数据表明, 本发明能够正常进行高空擦窗作业, 且能精确对擦窗机器人1进行故障检测, 从而防止事故的发生, 确保擦窗机器人1发生故障时能够得到及时、安全的维修, 具有非常显著的有益效果:

[0053]

智能擦窗系统运行测试情况	高空擦窗作业故障率	擦窗机器人 1 故障检测错误率
高空擦窗作业次数：1，擦窗机器人 1 模拟发生故障总次数：0	0%	—
高空擦窗作业次数：1，擦窗机器人 1 模拟发生故障总次数：1	0%	0%
高空擦窗作业次数：5，擦窗机器人 1 模拟发生	0%	0%

[0054]

故障总次数：1		
高空擦窗作业次数：5，擦窗机器人 1 模拟发生故障总次数：2	0%	0%
飞行次数：10，擦窗机器人 1 模拟发生故障总次数：3	0%	0%
飞行次数：10，擦窗机器人 1 模拟发生故障总次数：3	0%	0%

[0055] 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。

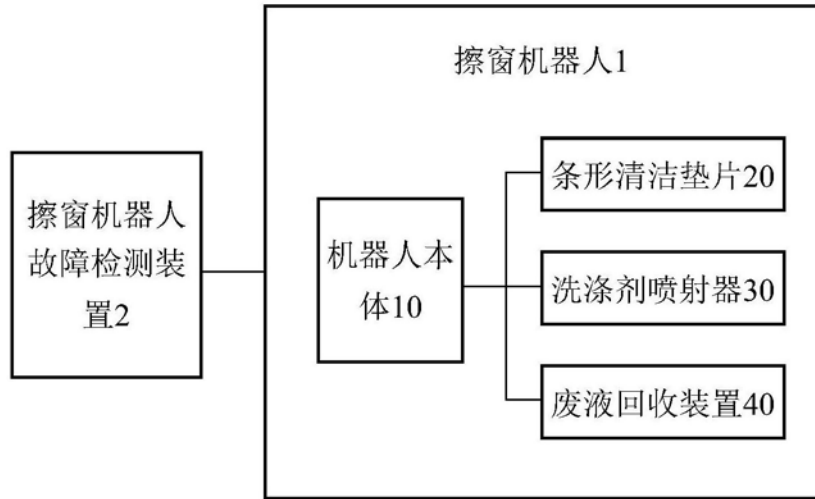


图1

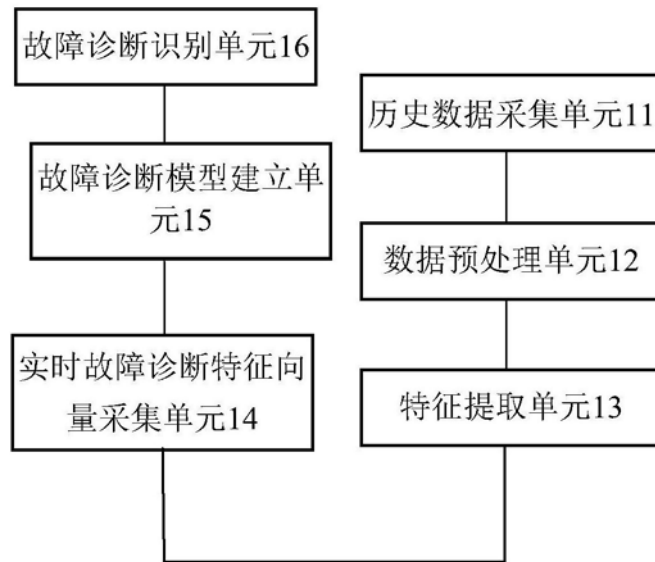


图2