



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106614234 B

(45)授权公告日 2019.10.01

(21)申请号 201710028103.2

A01K 63/04(2006.01)

(22)申请日 2017.01.12

(56)对比文件

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 106614234 A

CN 103081843 A,2013.05.08,

CN 101766138 A,2010.07.07,

CN 205865654 U,2017.01.11,

(43)申请公布日 2017.05.10

审查员 樊继红

(73)专利权人 中高(泰州)知识产权管理咨询有限公司

地址 225400 江苏省泰州市泰兴高新技术产业开发区人才科技广场21号楼

(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 刘艳玲

(51)Int.Cl.

A01K 63/00(2017.01)

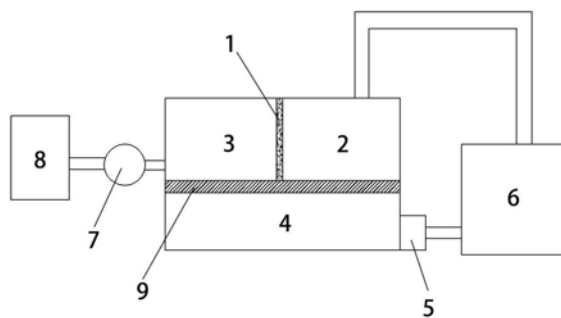
权利要求书1页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种节能环保的养殖系统

(57)摘要

本发明提供了一种高效节能环保的养殖系统,包括养殖池本体,养殖池本体上部设置有用隔板隔开的虾蟹类养殖池和鱼类养殖池,养殖池本体的下部为沉淀区,沉淀区连通有排污泵,排污泵排出的污水经过污水净化装置净化后送回虾蟹类养殖池的上部;鱼类养殖池的侧面连通有用于向养殖池本体送入氧气的增氧风机。本发明的有益效果为:通过将虾蟹类和鱼类分开养殖,将经过净化后的污水重新送入对水质要求比较低的虾蟹类养殖池中,提高了养殖产能,有效回收养殖资源,节能环保。



1. 一种节能环保的养殖系统,包括养殖池本体,其特征是,养殖池本体上部设置有用隔板隔开的虾蟹类养殖池和鱼类养殖池,养殖池本体的下部为沉淀区,沉淀区连通有排污泵,排污泵排出的污水经过污水净化装置净化后送回虾蟹类养殖池的上部;鱼类养殖池的侧面连通有用于向养殖池本体送入氧气的增氧风机;所述增氧风机还包括用于诊断增氧风机故障的故障分析装置;所述故障分析装置包括依次连接的样本数据采集模块、振动信号数据预处理模块、历史故障特征提取模块、实时故障诊断特征向量采集模块、故障诊断模型建立模块和故障诊断识别模块;所述振动信号数据预处理模块用于对采集到的原始历史振动信号数据进行预处理,具体为:

假设采集到的原始历史振动信号数据集为 X' ,利用FIR数字滤波器按下式滤除 X' 的带外分量:

$$X = \sum_{o=1}^{c-1} h(c-o)X'$$

其中, X 为滤波后得到的历史振动信号数据, c 为测点的个数, $o=1,2,3\cdots c-1$; h 为FIR数字滤波器结合所用传感器的过滤系数,且 $h=\tau/2f_0$,其中 τ 为由数字滤波器自身特性决定的常数, f_0 为所用传感器的固有采集频率。

2. 根据权利要求1所述的一种节能环保的养殖系统,其特征是,所述增氧风机与离子式空气净化装置连通,养殖池本体的上部与下部之间用滤网隔开,所述污水净化装置为过滤池或者微生物反应池。

一种节能环保的养殖系统

技术领域

[0001] 本发明涉及水产养殖领域,具体涉及一种节能环保的养殖系统。

背景技术

[0002] 随着海水养殖技术水平的提高和市场需求的扩大,我国水产养殖技术得到了迅速的发展。水产养殖过程中,会产生大量的养殖废水,目前大多数的水产养殖均将这些养殖废水外排,而不是采用回收利用的方法,造成了较大的浪费,限制了养殖产能。

发明内容

[0003] 针对上述问题,本发明提供一种节能环保的养殖系统。

[0004] 本发明的目的采用以下技术方案来实现:

[0005] 一种节能环保的养殖系统,包括养殖池本体,养殖池本体上部设置有用隔板隔开的虾蟹类养殖池和鱼类养殖池,养殖池本体的下部为沉淀区,沉淀区连通有排污泵,排污泵排出的污水经过污水净化装置净化后送回虾蟹类养殖池的上部;鱼类养殖池的侧面连通有用于向养殖池本体送入氧气的增氧风机。

[0006] 本发明的有益效果为:通过将虾蟹类和鱼类分开养殖,将经过净化后的污水重新送入对水质要求比较低的虾蟹类养殖池中,提高了养殖产能,有效回收养殖资源,节能环保。

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是本发明的整体结构示意图;

[0009] 图2是故障分析装置的结构框图。

[0010] 附图标记:

[0011] 隔板-1;虾蟹类养殖池-2;鱼类养殖池-3;沉淀区-4;排污泵-5;污水净化装置-6;增氧风机-7;离子式空气净化装置-8;滤网-9;故障分析装置-10;样本数据采集模块-11;振动信号数据预处理模块-12;历史故障特征提取模块-13;实时故障诊断特征向量采集模块-14;故障诊断模型建立模块-15;故障诊断识别模块-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] 如图1所示的一种节能环保的养殖系统,包括养殖池本体,养殖池本体上部设置有用隔板1隔开的虾蟹类养殖池2和鱼类养殖池3,养殖池本体的下部为沉淀区4,沉淀区4连通有排污泵5,排污泵5排出的污水经过污水净化装置6净化后送回虾蟹类养殖池2的上部;鱼

类养殖池3的侧面连通有用于向养殖池本体送入氧气的增氧风机7。

[0014] 优选地,增氧风机7与离子式空气净化装置8连通,养殖池本体的上部与下部之间用滤网9隔开,污水净化装置6为过滤池或者微生物反应池。

[0015] 本发明上述实施例通过将虾蟹类和鱼类分开养殖,将经过净化后的污水重新送入对水质要求比较低的虾蟹类养殖池中,提高了养殖产能,有效回收养殖资源,节能环保。

[0016] 优选地,增氧风机7还包括用于诊断增氧风机7故障的故障分析装置10。

[0017] 优选地,所述故障分析装置10包括依次连接的样本数据采集模块11、振动信号数据预处理模块12、历史故障特征提取模块13、实时故障诊断特征向量采集模块14、故障诊断模型建立模块15和故障诊断识别模块16。

[0018] 优选地,所述样本数据采集模块11用于通过传感器采集该增氧风机7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。

[0019] 优选地,所述振动信号数据预处理模块12用于对采集到的原始历史振动信号数据进行预处理,具体为:

[0020] 假设采集到的原始历史振动信号数据集为 X' ,利用FIR数字滤波器按下式滤除 X' 的带外分量:

$$[0021] \quad X = \sum_{o=1}^{c-1} h(c-o) X'$$

[0022] 其中, X 为滤波后得到的历史振动信号数据, c 为测点的个数, $o=1,2,3 \cdots c-1$; h 为FIR数字滤波器结合所用传感器的过滤系数,且 $h = \tau/2f_0$,其中 τ 为由数字滤波器自身特性决定的常数, f_0 为所用传感器的固有采集频率。

[0023] 本优选实施例中,通过FIR滤波器进行振动信号滤波,能够自适应不同的振动信号,消除原始历史振动信号数据中的时域波形畸变,输出过滤了部分噪音且没有时域畸变的振动信号,提高对用于诊断增氧风机7故障的数据进行处理的精度。

[0024] 优选地,该历史故障特征提取模块13用于从经过振动信号数据预处理模块12过滤后的历史振动信号数据中提取小波包奇异值特征构成故障诊断特征向量样本;优选地,该传感器为电涡流传感器。

[0025] 优选地,所述从经过振动信号数据预处理模块12过滤后的历史振动信号数据中提取小波包奇异值特征构成故障诊断特征向量样本,具体为:

[0026] (1) 设该增氧风机7处于状态 θ 时从测点 μ 测量到的一个时刻的历史振动信号为 $\theta_\mu(X)$, $\mu=1, \cdots, c$, c 为测点的个数,对 $\theta_\mu(X)$ 进行 K 层离散小波包分解,提取第 K 层中的 2^K 个分解系数,对所有的分解系数进行重构,以 $X_j(j=0,1, \cdots, 2^K-1)$ 表示第 K 层各节点的重构信号,构

建特征矩阵 $T_K = \begin{bmatrix} X_0 \\ X_1 \\ \cdots \\ X_{2^K-1} \end{bmatrix}$,其中 K 的值根据历史经验和实际情况结合确定,对特征矩阵 T_K 进

行奇异值分解,得到该矩阵的特征向量 $Y_X = (\eta_1, \eta_2, \cdots, \eta_v)$,其中 $\eta_1, \eta_2, \cdots, \eta_v$ 为由特征矩阵 T_K 分解的奇异值, v 为由特征矩阵 T_K 分解的奇异值的个数,定义历史振动信号 $\theta_\mu(X)$ 对应的故障诊断特征向量 $G_{\theta_\mu(X)}$ 为:

$$[0027] \quad G_{\theta_{\mu}(x)} = \left\{ \frac{\max(Y_X) + \min(Y_X)}{\max(Y_X) - \min(Y_X)}, \frac{\eta_1 + \eta_2 + \dots + \eta_v}{v} \right\}$$

[0028] 式中, $\max(Y_X)$ 表示特征向量 Y_X 中的最大奇异值, $\min(Y_X)$ 表示特征向量 Y_X 中的最小奇异值;

[0029] (2) 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 c' , 则该增氧风机7处于状态 θ 时在该时刻的故障诊断特征向量样本为: $G = \{G_{\theta_1(x)}, G_{\theta_2(x)}, \dots, G_{\theta_{c'}(x)}\}$ 。

[0030] 本优选实施例中, 提取小波包奇异值特征作为故障诊断特征向量, 并定义了故障诊断特征向量的特征参数, 提高了对增氧风机7进行诊断的容错性, 有效降低了数据噪音的影响, 准确率高且计算时间短。

[0031] 优选地, 所述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, 具体为: 将该增氧风机7处于状态 θ 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 和期望值 μ , 则设定该增氧风机7处于状态 θ 时在该时刻的数据筛选阈值为 $(\hat{\mu} \mp 3\hat{\sigma})$, 其中 $\hat{\mu}$ 为期望值 μ 的最大似然估计, $\hat{\sigma}$ 为标准差 σ 的最大似然估计, 若计算得到的故障诊断特征向量 $G_{\theta_{\mu}(x)}$ 不满足下列公式, 则剔除该故障诊断特征向量:

$$[0032] \quad \hat{\mu} - 3\hat{\sigma} < G_{\theta_{\mu}(x)} < \hat{\mu} + 3\hat{\sigma}$$

[0033] 本优选实施例中, 采用上述方式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, 客观科学, 提高了对养殖系统的增氧风机7进行故障诊断的精确度。

[0034] 优选地, 所述历史故障特征提取模块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, 当满足 $\text{int}\left(100 \times \frac{c}{c'}\right) < N$ 时, 对历史故障特征提取模块13中的 K 值进行进一步修正, 具体如下: 如果 $\frac{N}{2} < \text{int}\left(100 \times \frac{c}{c'}\right) < N$, 则 K 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 $K+1$; 如果 $\text{int}\left(100 \times \frac{c}{c'}\right) < \frac{N}{2}$, 则 K 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 $K+2$; 其中, c 为测点的个数, c' 为不合格的故障诊断特征向量的数量, N 为人为设定的整数阈值。

[0035] 本优选实施例中, 能够根据不合格的故障诊断特征向量占测点个数的比例, 自动调节 K 值, 进一步减小了不合格的故障诊断特征向量对增氧风机7进行故障诊断的影响, 提高了故障诊断的精确度, 从而能够在增氧风机7发生故障时及时维修, 进一步确保养殖系统的正常运行。

[0036] 优选地, 所述实时故障诊断特征向量采集模块14用于获取该增氧风机7的实时故障诊断特征向量。

[0037] 优选地, 所述故障诊断模型建立模块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; 其中, 所述建立基于改进的支持向量机的故障

诊断模型,包括:

[0038] (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:

$$[0039] \quad ZY(x) = qJ(x) + a + \epsilon \times \frac{c'}{c} \times \exp(-q^2 - a^2)$$

[0040] 式中, x 为输入的故障诊断特征向量样本, $ZY(x)$ 为输入的故障诊断特征向量样本对应的输出, $J(x)$ 表示径向基函数, q 为权重向量, a 为偏差, $\exp(-q^2 - a^2)$ 为引入的关于 q 和 a 的势能优化函数, ϵ 为人为设定的势能优化函数参量, $\frac{c'}{c}$ 由历史故障特征提取模块13中的临时数据储存器的数据计算得到,其中 c 为测点的个数, c' 为不合格的故障诊断特征向量的数量;

[0041] (2) 定义支持向量机的目标函数为:

$$[0042] \quad \min Y(q, a, \lambda_i) = \frac{C^*}{2} \sum_{i=1}^M \lambda_i^2 + \frac{1}{2} \|q\|^2$$

[0043] 支持向量机的约束条件为:

$$[0044] \quad \text{S.t } y_i(qx_i + a) \geq 1 - \lambda_i, \lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, M$$

[0045] 式中, $\min Y(q, a, \lambda_i)$ 为支持向量机的目标函数, C^* 为优化后的惩罚因子, M 为故障诊断特征向量样本的数量; x_i 为输入的第 i 个故障诊断特征向量样本, $y_i(qx_i + a)$ 为输入的第 i 个故障诊断特征向量样本对应的输出, q 为权重向量, a 为偏差, λ_i 为引入的误差变量;

[0046] (3) 求解该支持向量机的目标函数,得到权重向量 q 和偏差 a ;

[0047] (4) 以得到的权重向量 q 和偏差 a 代入最优决策函数即为所建立的故障诊断模型。

[0048] 本优选实施例中,通过引入 $\frac{c'}{c}$,即故障诊断特征向量不合格率,以及关于 q 和 a 的势能优化函数,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,提高对增氧风机7进行故障诊断的精度。

[0049] 其中通过下述方式进行惩罚因子和所述核函数的半径参数的值的优化:

[0050] A、将所有故障诊断特征向量样本平均分成互不包含的子集;

[0051] B、设定惩罚因子和所述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;

[0052] C、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;

[0053] D、对粒子群中的粒子进行迭代;

[0054] E、用目标函数值评价所有粒子,当某个粒子的当前评价价值优于其历史评价价值时,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;

[0055] F、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所述核函数的半径参数的值,否则返回去重新搜索。

[0056] 本实施例采用上述方式对惩罚因子和所述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,从而能够得到性能较好的支持向量机,进一步提高对增氧风机7进行故障诊断的精度。

[0057] 优选地,所述故障诊断识别模块16用于将该增氧风机7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,完成故障的诊断识别。

[0058] 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,本发明能够有效净化水质、回收养殖资源,节能环保,并且能够精确、快速地对养殖系统中的增氧风机7进行故障检测和维修,由此可见,本发明在应用于养殖系统的有关故障检测时产生了非常显著的有益效果:

[0059]

养殖系统运行测试情况	水质监测各项指标	故障检测错误率
工作时间: 1 天, 增氧风机 7 模拟发生故障次数: 0	合格	—

[0060]

工作时间: 2 天, 增氧风机 7 模拟发生故障次数: 1	合格	0%
工作时间: 7 天, 增氧风机 7 模拟发生故障次数: 1	合格	0%
工作时间: 14 天, 增氧风机 7 模拟发生故障次数: 2	合格	0%
工作时间: 30 天, 增氧风机 7 模拟发生故障次数: 2	合格	0%

[0061] 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。

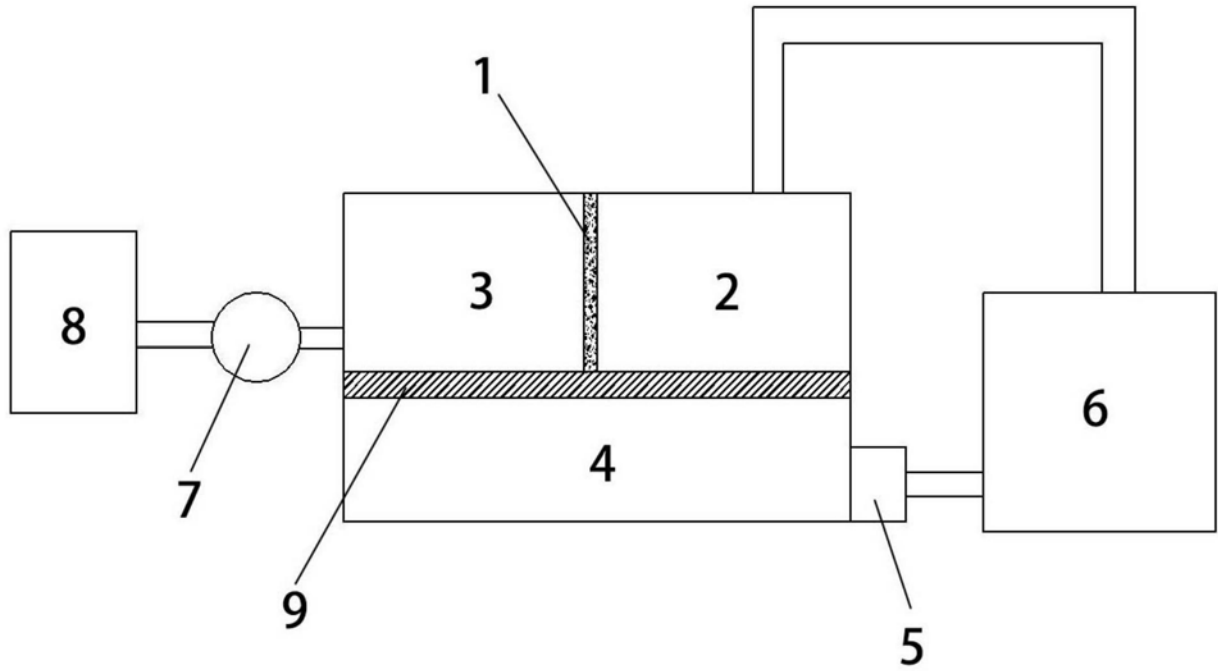


图1

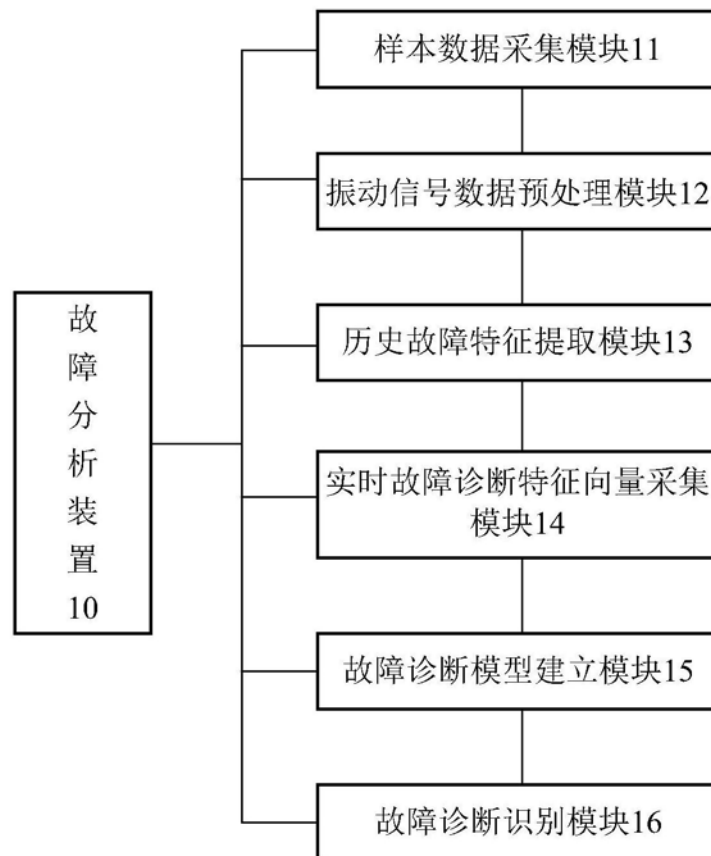


图2