



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105372995 B

(45)授权公告日 2019.01.01

(21)申请号 201510955102.3

审查员 唐捷

(22)申请日 2015.12.17

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 105372995 A

(43)申请公布日 2016.03.02

(73)专利权人 镇江市高等专科学校

地址 212003 江苏省镇江市京口区学府路
61号

(72)发明人 徐沛 徐任飞 黄海峰

(74)专利代理机构 南京经纬专利商标代理有限公司 32200

代理人 楼高潮

(51)Int.Cl.

G05B 13/04(2006.01)

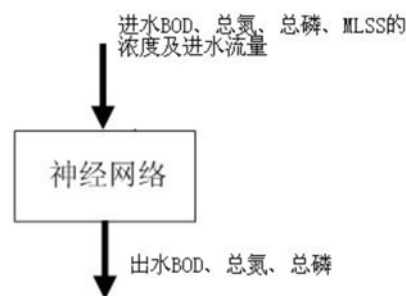
权利要求书1页 说明书6页 附图1页

(54)发明名称

污水处理系统测控方法

(57)摘要

本发明公开了一种污水处理系统测控方法,包括以下步骤:建立神经网络,根据已有的历史监测数据,使用BP神经网络,附加动量学习规则,训练神经网络;由粒子群算法,求解神经网络的最优输入参量;以神经网络估计与实测的误差数据一起,使用附加动量学习规则,更新训练神经网络。本发明解决了污水处理厂出水水质的BOD、总氮、总磷等浓度参数主要靠人工化验来确定,大大滞后于处理水的排放过程,无法实时对排放的处理水是否合格进行判断,盲目排放造成二次污染的问题。



1. 一种污水处理系统测控方法,其特征在于,包括以下步骤:

1) 根据对污水处理厂的水质参数的记录,统计出进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量,对应时刻的出水BOD、总氮、总磷的数据;将进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量作为输入参量,将出水BOD、总氮、总磷作为输出参量,建立神经网络,根据已有的历史监测数据,使用BP神经网络,附加动量学习规则,训练神经网络;

2) 根据污水处理厂出水BOD、总氮、总磷的规定值,由遗传算法,求解神经网络的最优输入参量,即进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量;

所述遗传算法包括以下步骤:

①采用实数编码,初始化染色体,形成初始种群;

②利用适应度函数评价各代中的每个染色体;

③进行遗传操作;

④重新计算每个个体的适应值;

⑤选择好新种群后,对新种群中的最优个体进行保留,用上代的最优个体取代本代的最差个体;

⑥判断是否达到进化代数,若没有,则返回第②步,否则结束;

⑦将新种群中的最优个体的值作为和,保持不变,采用BP算法进行学习,直到满足性能指标;

3) 根据上一循环神经网络估计误差判断是否需要人工采样,如需要,通过人工采样然后离线分析,对比得出实测的出水BOD、总氮、总磷与神经网络估计出的出水BOD、总氮、总磷的误差,然后将这组实测的出水BOD、总氮、总磷数据,以及神经网络估计与实测的误差数据一起,使用附加动量学习规则,更新训练神经网络;如不需要人工采样,则返回步骤2)。

2. 如权利要求1所述的污水处理系统测控方法,其特征在于,先对进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量的采集数据进行数据预处理,预处理方法为先采用统计判别法的拉依达准则剔除含有显著误差的异常数据,然后进行滤波,滤波方法如下:

1) 对被测参数进行滤波,即对被测参数连续采样多次,将采样值进行排序,选取中间值为本次有效采样值;

2) 对被测参数进行有限脉冲响应滤波,先给定理想滤波器的频率特性 $H_d(e^{jw})$;

3) 计算理想滤波器的单位抽样响应,
$$h_d(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H_d(e^{jw}) e^{jwn} dw;$$

4) 设置滤波器形式、窗函数类型的参数为:采样频率 $f_s = 150\text{Hz}$,通带截止频率 $f_p = 5\text{Hz}$,阻带起始频率 $f_{st} = 15\text{Hz}$,阻带衰减不小于 -50dB ,窗函数类型采用Hamming窗,滤波器阶数 $N = 30$;

5) 调用MATLAB函数计算滤波器系数 $w(n)$;

6) 计算所设计滤波器的单位抽样响应 $h(n) = h_d(n) w(n)$;

7) 将设计好的 N 个 $h(n)$ 序列存入对应存储区;

8) 将中值滤波结果 x_1 作为 $x(n)$ 存入对应存储区;

9) 循环读取 $h(n)$ 、 $x(n)$ 值进行卷积运算,求得在线滤波结果
$$y(n) = \sum_{m=0}^{N-1} x(m)h(n-m)$$
。

污水处理系统测控方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种污水处理方法,尤其涉及一种污水处理系统测控方法,属于污水处理设备技术领域。

背景技术

[0002] 污水处理的目的是减低对环境的污染,这就要求必须检测处理出水中的BOD、总氮、总磷等参数,使其达到国家污水排放标准相关规定的要求。目前污水处理厂出水水质的BOD、总氮、总磷等浓度参数主要靠人工化验来确定,其中有些参数甚至需要数天时间才能得到化验结果,大大滞后于处理水的排放过程,无法实时对排放的处理水是否合格进行判断,盲目排放易造成二次污染。因此,解决上述问题十分必要。

发明内容

[0003] 本发明的目的在于提供一种污水处理系统测控方法,解决污水处理过程中出水水质的BOD、总氮、总磷等浓度参数无法实时检测的技术问题。

[0004] 本发明的目的通过以下技术方案予以实现:

[0005] 一种污水处理系统测控方法,包括以下步骤:

[0006] 1) 根据对污水处理厂的水质参数的记录,统计出进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量,对应时刻的出水BOD、总氮、总磷的数据;将进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量作为输入参量,将出水BOD、总氮、总磷作为输出参量,建立神经网络,根据已有的历史监测数据,使用BP神经网络,附加动量学习规则,训练神经网络;

[0007] 2) 根据污水处理厂出水BOD、总氮、总磷的规定值,由粒子群算法,求解神经网络的最优输入参量,即进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量;

[0008] 3) 根据上一循环神经网络估计误差判断是否需要人工采样,如需要,通过人工采样然后离线分析,对比得出实测的出水BOD、总氮、总磷与神经网络估计出的出水BOD、总氮、总磷的误差,然后将这组实测的出水BOD、总氮、总磷数据,以及神经网络估计与实测的误差数据一起,使用附加动量学习规则,更新训练神经网络;如不需要人工采样,则返回步骤2)。

[0009] 本发明的目的还可以通过以下技术措施来进一步实现:

[0010] 前述污水处理系统测控方法,其中粒子群算法,步骤如下:

[0011] 1) 初始化粒子群:确定粒子群大小NP,粒子群算法迭代次数NG,初始化粒子位置,计算每个粒子的适应度并初始化全局最优解与个体最优解;

[0012] 计算粒子适应度的函数为:

$$[0013] \quad Fitness = \sum_i (O_i - O_i')^2$$

[0014] 其中, O_i 表示神经网络输出向量的第i个元素, O_i' 为理论期望的输出向量的第i个元素;

[0015] 2) 更新粒子群:粒子群的运动方程如下:

[0016]
$$\mathbf{v}(t) = \omega \cdot \mathbf{v}(t-1) + c_1 \cdot (\mathbf{lbest} - \mathbf{x}(t)) + c_2 \cdot (\mathbf{gbest} - \mathbf{x}(t))$$

[0017]
$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{x}(t) + c_3 \cdot \mathbf{v}(t)$$

[0018] 其中 ω 取为 $1 - 0.6 \cdot \frac{i}{NP}$, i 为粒子群算法的本次迭代次数, c_1, c_2, c_3 为常数, c_1, c_2 取值为 2.8, c_3 取值为 0.3, $\mathbf{lbest}$ 为每个粒子搜索过的个体最优解, $\mathbf{gbest}$ 为所有粒子搜索过的全局最优解;

[0019] 3) 计算本次迭代的粒子适应度, 更新个体最优解与全局最优解: 即对每个粒子, 将本次迭代产生的适应度, 与当前个体最优解相比, 取适应度较小的为个体最优解, 与所有粒子搜索过的全局最优解相比, 取适应度较小的为全局最优解;

[0020] 4) 判断是否达到迭代 NG 次, 若是, 则输出全局最优解, 若否, 则返回步骤 2)。

[0021] 前述污水处理系统测控方法, 其中附加动量学习法, 更新规则如下式:

[0022]
$$\omega(t+1) = \omega(t) - (1-a)\eta \frac{\partial E_T}{\partial \omega(t)} + a\Delta\omega(t)$$

[0023] 其中 $\Delta\omega(t) = \omega(t) - \omega(t-1)$, E_T 为神经网络的训练误差, η 为权重, a 为动量因子, 取 0.9。

[0024] 前述污水处理系统测控方法还可以通过另一种技术方案予以实现:

[0025] 一种污水处理系统测控方法, 包括以下步骤:

[0026] 1) 根据对污水处理厂的水质参数的记录, 统计出进水 BOD、总氮、总磷、MLSS 的浓度及进水流量, 对应时刻的出水 BOD、总氮、总磷的数据; 将进水 BOD、总氮、总磷、MLSS 的浓度及进水流量作为输入参量, 将出水 BOD、总氮、总磷作为输出参量, 建立神经网络, 根据已有的历史监测数据, 使用 BP 神经网络, 附加动量学习规则, 训练神经网络;

[0027] 2) 根据污水处理厂出水 BOD、总氮、总磷的规定值, 由遗传算法, 求解神经网络的最优输入参量, 即进水 BOD、总氮、总磷、MLSS 的浓度及进水流量;

[0028] 所述遗传算法包括以下步骤:

[0029] ① 采用实数编码, 初始化染色体, 形成初始种群;

[0030] ② 利用适应度函数评价各代中的每个染色体;

[0031] ③ 进行遗传操作;

[0032] ④ 重新计算每个个体的适应值;

[0033] ⑤ 选择好新种群后, 对新种群中的最优个体进行保留, 用上代的最优个体取代本代的最差个体;

[0034] ⑥ 判断是否达到进化代数, 若没有, 则返回第 ② 步, 否则结束;

[0035] ⑦ 将新种群中的最优个体的值作为和, 保持不变, 采用 BP 算法进行学习, 直到满足性能指标;

[0036] 3) 根据上一循环神经网络估计误差判断是否需要人工采样, 如需要, 通过人工采样然后离线分析, 对比得出实测的出水 BOD、总氮、总磷与神经网络估计出的出水 BOD、总氮、总磷的误差, 然后将这组实测的出水 BOD、总氮、总磷数据, 以及神经网络估计与实测的误差数据一起, 使用附加动量学习规则, 更新训练神经网络; 如不需要人工采样, 则返回步骤 2)。

[0037] 前述污水处理系统测控方法, 对进水 BOD、总氮、总磷、MLSS 的浓度及进水流量的采

集数据进行数据预处理,预处理方法为先采用统计判别法的拉依达准则剔除含有显著误差的异常数据,然后进行滤波,滤波方法如下:

[0038] 1) 对被测参数进行滤波,即对被测参数连续采样多次,将采样值进行排序,选取中间值为本次有效采样值;

[0039] 2) 对被测参数进行有限脉冲响应滤波,先给定理想滤波器的频率特性 $H_d(e^{j\omega})$;

[0040] 3) 计算理想滤波器的单位抽样响应, $h_d(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H_d(e^{j\omega}) e^{j\omega n} d\omega$;

[0041] 4) 设置滤波器形式、窗函数类型、窗口长度N参数为:采样频率 $f_s = 150\text{Hz}$,通带截止频率 $f_p = 5\text{Hz}$,阻带起始频率 $f_{st} = 15\text{Hz}$,阻带衰减不小于 -50dB ,窗函数类型采用Hamming窗,滤波器阶数 $N = 30$;

[0042] 5) 调用MATLAB函数计算滤波器系数 $w(n)$;

[0043] 6) 计算所设计滤波器的单位抽样响应 $h(n) = h_d(n) w(n)$;

[0044] 7) 将设计好的N个 $h(n)$ 序列存入对应存储区;

[0045] 8) 将中值滤波结果 x_1 作为 $x(n)$ 存入对应存储区;

[0046] 9) 循环读取 $h(n)$ 、 $x(n)$ 值进行卷积运算,求得在线滤波结果 $y(n) = \sum_{m=0}^{N-1} x(m)h(n-m)$ 。

[0047] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:本发明解决了污水处理厂出水水质的BOD、总氮、总磷等浓度参数主要靠人工化验来确定,大大滞后于处理水的排放过程,无法实时对排放的处理水是否合格进行判断,盲目排放造成二次污染的问题。

附图说明

[0048] 图1是本发明神经网络模型结构图。

具体实施方式

[0049] 下面结合附图和具体实施例对本发明作进一步说明。

[0050] 如图1所示,本发明建立进水BOD(生化需氧量)、总氮、总磷、MLSS(污泥浓度)的浓度及进水流量与对应时刻的出水BOD、总氮、总磷之间的映射关系,建立神经网络。该神经网络经过训练以后,对出水BOD、总氮、总磷进行软测量。

[0051] 为实现这一目的,具体包括以下步骤:

[0052] 1) 根据对污水处理厂的水质参数的历史详细记录,统计出进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量,对应时刻的出水BOD、总氮、总磷的数据;将进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量作为输入参量,将出水BOD、总氮、总磷作为输出参量,建立神经网络,根据已有的历史监测数据,使用BP神经网络,附加动量学习规则,训练神经网络;附加动量学习法更新规则如下式:

$$[0053] \quad \omega(t+1) = \omega(t) - (1-a)\eta \frac{\partial E_T}{\partial \omega(t)} + a\Delta\omega(t)$$

[0054] 其中 $\Delta\omega(t) = \omega(t) - \omega(t-1)$, E_T 为神经网络的训练误差, η 为权重, a 为动量因子,取0.9。

[0055] 2) 根据污水处理厂出水BOD、总氮、总磷的规定值,由粒子群算法,求解神经网络的最优输入参量,即进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量;粒子群算法步骤如下:

[0056] (1) 初始化粒子群:确定粒子群大小NP,粒子群算法迭代次数NG,初始化粒子位置,计算每个粒子的适应度并初始化全局最优解与个体最优解;

[0057] 计算粒子适应度的函数为:

$$[0058] \quad Fitness = \sum_i (O_i - O_i')^2$$

[0059] 其中, O_i 表示神经网络输出向量的第i个元素, O_i' 为理论期望的输出向量的第i个元素;

[0060] (2) 更新粒子群:粒子群的运动方程如下:

$$[0061] \quad v(t) = \omega \cdot v(t-1) + c_1 \cdot (lbest-x(t)) + c_2 \cdot (gbest-x(t))$$

$$[0062] \quad x(t+1) = x(t) + c_3 \cdot v(t)$$

[0063] 其中 ω 取为 $1 - 0.6 \cdot \frac{i}{NP}$,i为粒子群算法的本次迭代次数, c_1, c_2, c_3 为常数, c_1, c_2 取值为2.8, c_3 取值为0.3,lbest为每个粒子搜索过的个体最优解,gbest为所有粒子搜索过的全局最优解;

[0064] (3) 计算本次迭代的粒子适应度,更新个体最优解与全局最优解:即对每个粒子,将本次迭代产生的适应度,与当前个体最优解相比,取适应度较小的为个体最优解,与所有粒子搜索过的全局最优解相比,取适应度较小的为全局最优解;

[0065] (4) 判断是否达到迭代NG次,若是,则输出全局最优解,若否,则返回步骤(2)。

[0066] 3) 由于神经网络建立了进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量,对应时刻的出水BOD、总氮、总磷之间的映射关系,神经网络经过训练以后,可以对出水BOD、总氮、总磷进行预测及控制,为了取得更好的测控效果,缩小神经网络估计误差,需要更新训练神经网络。

[0067] 具体做法为根据上一循环神经网络估计误差判断是否需要人工采样,其判断规则为:若上次采样数据与神经网络数据误差较小,则延长下次人工采样与本次采样的间隔时间,若本次人工采样数据与神经网络数据误差较大,则缩小下次人工采样与本次采样的间隔时间;具体的采样间隔时间则需根据实际控制的要求决定。如需要,通过人工采样然后离线分析,对比得出实测的与估计的数据的误差,然后将这组实测数据,以及神经网络估计值与实测值之间的误差数据一起,使用附加动量学习规则,更新训练神经网络;如不需要人工采样,则返回步骤2)。

[0068] 上述步骤2) 求解出神经网络的最优输入参量,即求解出与出水BOD、总氮、总磷对应的进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量,然后通过设备对进水指标进行调节控制,从而获得出水的理想值。

[0069] 本发明的目的还可以通过另一种技术方案予以实现,即同样基于神经网络,但是使用遗传算法,求解神经网络的最优输入参量。

[0070] 该方法包括以下步骤:

[0071] 1) 根据对污水处理厂的水质参数的记录,统计出进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量,对应时刻的出水BOD、总氮、总磷的数据;将进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及

进水流量作为输入参量,将出水BOD、总氮、总磷作为输出参量,建立神经网络,根据已有的历史监测数据,使用BP神经网络,附加动量学习规则,训练神经网络;

[0072] 2) 根据污水处理厂出水BOD、总氮、总磷的规定值,由遗传算法,求解神经网络的最优输入参量,即进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量;

[0073] 所述遗传算法包括以下步骤:

[0074] ①采用实数编码,初始化染色体,形成初始种群;

[0075] ②利用适应度函数评价各代中的每个染色体;

[0076] ③进行遗传操作;

[0077] ④重新计算每个个体的适应值;

[0078] ⑤选择好新种群后,对新种群中的最优个体进行保留,用上代的最优个体取代本代的最差个体;

[0079] ⑥判断是否达到进化代数,若没有,则返回第②步,否则结束;

[0080] ⑦将新种群中的最优个体的值作为和,保持不变,采用BP算法进行学习,直到满足性能指标;

[0081] 3) 根据上一循环神经网络估计误差判断是否需要人工采样,如需要,通过人工采样然后离线分析,对比得出实测的出水BOD、总氮、总磷与神经网络估计出的出水BOD、总氮、总磷的误差,然后将这组实测的出水BOD、总氮、总磷数据,以及神经网络估计与实测的误差数据一起,使用附加动量学习规则,更新训练神经网络;如不需要人工采样,则返回步骤2)。

[0082] 遗传算法是一种基于生物进化过程的随机搜索的全局优化方法,它通过交叉和变异大大减少了初始状态的影响,使搜索得到最优结果,而不停留在局部最小处。因此,为了发挥遗传算法和BP算法各自的长处,用BP算法调节和优化具有局部性的参数,用遗传算法优化具有全局性的参数。

[0083] 为了取得更好的技术效果,对进水BOD、总氮、总磷、MLSS的浓度及进水流量的采集数据进行数据预处理,预处理方法为先采用统计判别法的拉依达准则剔除含有显著误差的异常数据,然后进行滤波,滤波方法如下:

[0084] 1) 对被测参数进行滤波,即对被测参数连续采样多次,将采样值进行排序,选取中间值为本次有效采样值;

[0085] 2) 对被测参数进行有限脉冲响应滤波,先给定理想滤波器的频率特性 $H_d(e^{j\omega})$;

[0086] 3) 计算理想滤波器的单位抽样响应, $h_d(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} H_d(e^{j\omega}) e^{j\omega n} d\omega$;

[0087] 4) 设置滤波器形式、窗函数类型、窗口长度N参数为:采样频率 $f_s = 150\text{Hz}$,通带截止频率 $f_p = 5\text{Hz}$,阻带起始频率 $f_{st} = 15\text{Hz}$,阻带衰减不小于 -50dB ,窗函数类型采用Hamming窗,滤波器阶数 $N = 30$;

[0088] 5) 调用MATLAB函数计算滤波器系数 $w(n)$;

[0089] 6) 计算所设计滤波器的单位抽样响应 $h(n) = h_d(n) w(n)$;

[0090] 7) 将设计好的N个 $h(n)$ 序列存入对应存储区;

[0091] 8) 将中值滤波结果 x_1 作为 $x(n)$ 存入对应存储区;

[0092] 9) 循环读取 $h(n)$ 、 $x(n)$ 值进行卷积运算,求得在线滤波结果 $y(n) = \sum_{m=0}^{N-1} x(m)h(n-m)$ 。

[0093] 除上述实施例外,本发明还可以有其他实施方式,凡采用等同替换或等效变换形成的技术方案,均落在本发明要求的保护范围内。

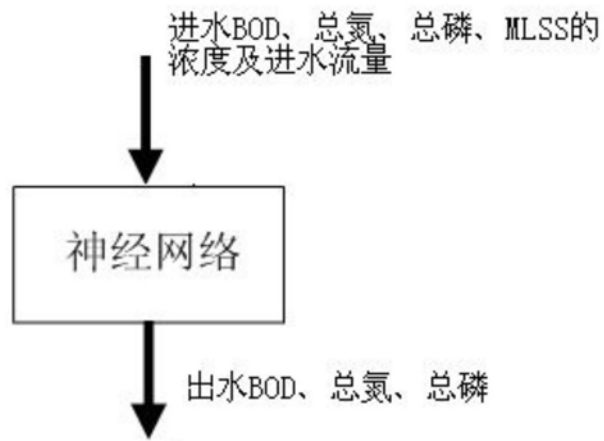


图1