

SBR 工艺智能控制策略的研究进展

顾升波, 王淑莹, 杨庆, 彭永臻

(北京工业大学 北京市水质科学与水环境恢复工程重点实验室, 北京 100022)

摘要: 现今 SBR 工艺已经广泛应用于处理各种中小水量的工业废水。总结归纳了 SBR 智能控制策略的类型, 重点对模糊控制、专家系统和神经网络等高级控制策略进行较为详细的论述, 并介绍了混合智能控制策略研究现状。最后针对 SBR 智能控制策略存在的问题和不足, 为其进一步发展提出具体的建议。

关键词: 控制策略; SBR; 神经网络; 模糊控制; 专家系统

中图分类号: X505 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-2455(2009)03-0001-06

Research progress on intelligent control strategies of SBR process

GU Sheng-bo, WANG Shu-ying, YANG Qing, PENG Yong-zhen

(Key Laboratory of Beijing Water Quality Science and Water Environment Recovery Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100022, China)

Abstract: Nowadays, SBR process has been widely applied for treatment of small or medium quantity of industrial wastewater. The types of the intelligent control strategies of SBR process were summarized, in addition, some advanced control strategies such as fuzzy control, expert system, neural network and so on were dissertated in detail with the research status of mixed intelligent control strategy presented. In conclusion, based on the disadvantages and deficiencies of intelligent control strategies of SBR process, some concrete suggestions for their future development were pointed out.

Keywords: intelligent control; SBR; neural network; fuzzy control; expert system

SBR 工艺由于具有运行方式灵活多变, 占地面积小的特点, 广泛用于处理工业废水和中小城镇的生活污水。SBR 工艺最大的缺点在于其操作复杂和难于管理, 只有在实现自动控制的条件下, SBR 特有的优势才能得到充分发挥。现今 SBR 污水处理厂大多数采用定时自动控制系统, 这种控制方式的灵活性差, 运行方式不能随水质水量波动而变化, 在一定程度上影响其进一步推广和应用。为了克服定时控制方法存在的先天性不足, SBR 工艺控制系统逐渐朝着智能控制系统的方向发展和演变。控制策略是控制系统的核心部分, 控制策略的研究和开发是 SBR 控制系统发展的前提和先决条件。因此代表着 SBR 未来发展方向智能控制策略自然引起了广大研究人员的普遍关注。

1 智能控制策略分类

根据控制思想的不同, 控制技术可以划分为两

类: ① 基于规则的控制: 如已被用于 SBR 系统控制中的模糊和专家系统。比常规的反馈控制更节约能源, 减少 DO 波动, 稳定进水流速和出气流速, 具有较好的应用价值和前景。② 基于模型的控制: 在 SBR 中也占有重要的地位, 自适应控制、MI-MO 控制和非线性过程控制等均有所应用。因此根据采用控制技术的不同, 智能控制策略也遵循类似方法划分。

智能控制策略大体可分为 3 类: ① 基于规则的控制策略, 包括模糊控制和专家系统等; ② 基于模型的控制策略, 诸如人工神经网络, 主成分分析(PCA)模型等; ③ 混合智能控制策略。比如模

基金项目: “十一五”国家科技支撑计划重点项目(2006BAC19B03);
北京市教委科技创新平台项目(PXM2008_014204_05
0843)

收稿日期: 2008-12-18; 修回日期: 2009-02-27

糊技术与神经网络结合产生的模糊神经控制策略。

2 基于规则的控制策略

基于规则的控制策略要求大量的先验知识来支持,通过不断的实践总结,设计更为合理的控制规则有望进一步提高控制效果。在采用了合理的控制规则的前提下,建立针对该规则的匹配的控制策略,并应用于 SBR 控制系统中,才能最大限度的发挥控制规则的作用。控制策略的价值体现在把控制规则的潜力通过控制系统执行最大限度地发挥出来。而控制规则根据理论基础的不同可以分为:模糊控制、专家系统等。

2.1 模糊控制

在线模糊控制策略根据间接参数类型可分为以下类型:在线 DO 模糊控制策略^[1-2]、在线 ORP 和 pH 模糊控制策略^[3-4]。其中 S.Y. Wang 等^[3]比较了 3 种运行模式: SBR 短程工艺传统控制模式、两段交替好氧/厌氧 SBR 定时控制模式和两段交替好氧/厌氧 SBR 实时控制模式处理大豆废水的处理效果与运行性能。结果发现采用了在线 pH 和 ORP 模糊控制策略的两段交替好氧/缺氧 SBR 实时控制模式具有最好的运行效果。此后采用类似的控制思路, A. Traoré 等^[2]对 SBR 中试装置反应过程的 DO 参数进行模糊逻辑控制。采用 3 种方法进行控制:开/关控制、PID 控制、模糊控制器。基于开/关控制和 PID 的控制策略很难适应 SBR 进水水质的变化及 SBR 系统的高度非线性特征,但是应用模糊控制器建立合理的模糊逻辑控制策略实现了对 DO 更稳定的控制。但是以上在线模糊控制系统鲁棒性仍有待提高,易受参数信号噪音波动的干扰。因此模糊控制策略需要加强其抗干扰能力和识别能力。

此后 S. Marsili-Libelli 等^[5]通过模糊类型识别进行 SBR 转化的控制,控制策略的核心和关键在于引入了模糊聚类技术,建立了合理的模糊干涉机制,从而成功地实现了根据简单的间接过程参数(ORP、DO、pH 值)实现 SBR 的模糊控制。模糊干涉机制基本原理如下:过程数据(pH 值、DO、ORP 等)经过微波除噪和微分处理之后,数据微分值进入模糊聚类模块,该模块首先应用一个逻辑算法的持续时间检查器,来防止这个阶段的过早结束或过分延长。基于一套详细的模糊运算法则,机制识别出实时阶段(好氧或厌氧),最终根据机制输出的结果转化变量执行硬性的开关转化命令。同时模

糊运算法则能够适应进水波动和生物量改变引起的过程变化,保持其识别能力。此外, Y. J. Kim 等^[6]开发出基于规则的模糊干涉算法,以及基于模糊规则的控制策略,利用建立的模糊控制系统处理 SBR 工艺过程在线数据,并对 SBR 设备故障进行诊断。该控制系统显示出快速检测和诊断各种错误的良好性能,同时使诊断出来的各种错误及时纠正成为可能。

2.2 专家系统

Brenner^[7]提出一种利用电脑对 SBR 工艺过程进行分析的专家系统,在该控制系统中对分散的难于分析的数据进行存储,组织以及利用高级图表统计方法深入处理,最终得到一份可编辑的信息摘要。但是文中并没有给出有关统计方法的详细的提示信息。文中提出的专家系统所需的信息来源于经验和数学模型仿真模块不断更新数据库,导致该专家系统的结果不够详细和精确。另外文中还涉及到 SBR 工艺各种工况的数学建模与仿真,虽然还只是停留在理论研究阶段,还没有针对实际污水处理厂进行反复试验和推理验证,但是这为今后专家系统的实际推广和应用奠定了理论基础。

W. J. Ng 等^[8]在 Brenner^[7]基础上提出了结构类似的专家系统。此专家系统比 Gall 等^[9]开发的知识库专家系统性能更优越,具体体现以下 4 个方面:严谨的理论知识基础,利用数据统计分析技术考虑系统特异性,诊断和分析能力强,知识基础和规则自动更新及时追踪系统最新动态变化。

李军等^[10]对城市污水脱氮 SBR 在线控制系统进行了研究,开发了初步的专家智能控制系统,该控制系统能进行全自动运行来完成污水的脱氮除磷。该系统具备人工手动或设定控制和基于检测参数的全自动控制。参数检测间隔为 1 min,显示实时过程参数曲线。数据通过滤波降噪等处理,专家系统对众参数进行分析和决策,并实时控制。系统通过建立信息处理和特征识别,神经网络,知识库和推理机制来实现多参数控制变量的最后决策。

综上所述,基于该专家系统的 SBR 控制策略在一定程度上都结合数学模型以及统计分析技术,由此可见数学建模与仿真对于 SBR 控制策略的建立有着不可分割的联系。

3 基于模型的控制策略

SBR 系统属于复杂的动态工程系统,具有高

度非线性特征, 目前还无法建立起精确的数学模型来完整地描述。但是通过对 SBR 系统进行简化可以建立相应的数学模型。建立的 SBR 数学模型按原理可分为 3 类: 机理模型、统计模型和混合模型。其中机理模型是依据 SBR 过程的质量、能量及动量守恒的原则, 以及反应动力学等原理为基础建立 SBR 数学模型, 属“白箱模型”; 统计模型是依据过程输入、输出数据, 利用一定的统计方法对数据进行分析来建立模型, 属“黑箱模型”; 混合模型, 把前两种模型结合既利用过程机理又利用测试数据来建立模型, 使其两者优势互补。因此不同的数学模型衍生出不同的控制策略。

3.1 机理模型控制策略

早期的机理模型虽然参数求解和计算过程相对简单, 但大多数为只考虑有机物去除的静态模型, 缺乏模拟 SBR 系统动态特征的功能, 也没有模拟营养物去除的功能, 很难应用到实际中, 因此这段时期采用数学模型的 SBR 控制策略研究和应用都比较罕见。直到 1986 年国际水质协会 (IAWQ) 提出 ASM1 号模型^[11], 不仅推动了 SBR 机理模型从静态模型向动态模型转变, 而且使基于数学模型的控制策略的应用变为可能。

随着 ASM2、ASM2d、ASM 3^[12-13] 模型的相继推出, 就不断有研究人员将其应用到 SBR 控制策略中, 利用数学模型的预测功能实现对 SBR 系统运行的优化控制。虽然 ASM 模型并不是针对 SBR 工艺开发的, 但是 ASM 模型的提出为 SBR 数学模型的建立提供了强有力的支持, 同时也一定程度上促进了 SBR 控制策略的发展。

实际上 ASM 模型结构相对复杂, 计算量大, 响应时间长, 不利于实际应用。从而研究人员开始尝试从不需要获取 SBR 系统过程中的详细信息的黑箱模型入手, 建立相应的 SBR 数学模型, 其中最典型的的就是神经网络模型。

3.2 神经网络控制策略

神经网络模型是统计模型(黑箱模型)中最常用的一种 SBR 数学模型。特别是人工神经网络模型(ANN 模型)可以代替传统数学模型完成由输入到输出空间的映射, 直接根据对象的输入、输出数据进行建模, 需要的对象先验知识较少, 其较强的学习能力对模型校正非常有利。

人工神经网络不仅应用到传统 SBR 工艺^[14-15],

同时也适用于 SBR 变型工艺 ICEAS^[16-17]。其中, Cohen A 等^[14]采用结合进化模糊神经网络(EFuNN)和逻辑决策单元的控制系统的检测 and 识别几何特征点, 此法具有快速学习功能, 能在环境条件变化引起 DO 曲线几何特征变化的情况下依然能检测出几何特征点。虽然基于以上两种方法的控制系统是用于检测好氧阶段 DO 曲线变化点, 但该系统同样能扩展到检测缺氧阶段 ORP 曲线变化点。Sung Hun Hong 等^[15]仅仅利用在线 ORP、pH 值、DO 参数信息通过 ANN 模型对 SBR 系统中氨氮浓度、硝态氮浓度和正磷酸盐浓度进行预测。值得一提的是, 该研究中通过采用多路主成分分析技术(MPCA)在一定程度上克服了 ANN 模型的外推问题, 这主要归功于 MPCA 的检测异常情况的能力。

Ruey-Fang Yu 等^[16]考察实时控制方式增强 ICEAS 系统的脱氮性能, 利用 ORP 与 pH 曲线上可以指示硝化、反硝化过程的特征点作为实时控制过程中的重要控制点, 控制策略描述如下: 控制过程从为期 2.5 h 的厌氧阶段开始, 之后开始好氧阶段。控制系统利用实时信息控制单元计算并检测出折点 A(指示硝化作用结束的特征点)。同时, 人工神经网络控制单元读取所需的信息, 预计出 ORP 和 pH 值的设定值及设定时间。然后定义出折点, 并将此折点与人工神经网络控制单元预计出的设定值和设定时间进行核对。如果探测出的折点处于设定点和设定时间允许的时间间隔之内, 则此折点可以作为实时控制点。控制程序将转为缺氧阶段。当停留时间超过设定时间的 120% 时, 操作程序也将转为缺氧阶段, 否则控制程序将返回去探测折点。从缺氧向沉淀阶段的过渡与从厌氧向好氧阶段的过渡遵循同样的逻辑程序, 当 B 点确定时, 控制系统停止曝气。之后分别进行 1 h 沉淀和 30 min 排水。

3.3 主成分分析(PCA)控制策略

现在多元统计过程控制技术(MSPC)已经广泛应用于工业批次生产, 其中应用最为广泛的是主成分分析(PCA)技术、部分最小二乘(PLS)法、主元回归(PCR)等。很多研究人员尝试把 PCA 技术应用到 SBR 工艺中, 建立相应的统计模型及控制策略。

Dae Sung Lee 等^[18]课题组提出一种结合自适应 PCA 技术和多模块 PCA 两种技术元素的监控算法, 基于此算法的统计模型成功地应用于 SBR 小试的在线监控运行。之后该课题组又提出一种用于自适

应污水处理过程监测的通用的 PCA 算法^[19], 这种算法不需像传统 MPCA 模型那样进行预测估计, 基于此算法的 PCA 模型具有监测性能与 MPCA 模型性能一致。Chang Kyoo Yoo 等^[20] 针对 MPCA 技术要求所有批次长度必须相等, 测量变量必须正态分布, 以及估计的当前批次的未来值必须允许在线监控的缺点, 开发出多路独立成分分析技术 (MICA) 在线监测 SBR 工艺过程, 优化工艺周期运行。在此基础上, 此课题组尝试利用 MKPCA 技术用于监测中试 SBR 的运行, 在线监测结果显示这种自适应和非线性监测模型具有较低的虚假警报率和很强的鲁棒性^[21]。随后一种新型非线性批次监测技术多路核心主成分分析技术 (MKPCA) 出现并开始应用于解决非线性问题^[22]。该研究在一定程度上有助于解决 SBR 系统的非线性特征带来的建模难的问题。

但是, PCA 统计模型也存在过于复杂、计算量大、响应时间长等与生俱来的缺陷。为了克服 PCA 统计模型和神经网络各自的不足和缺点, 研究人员开始把 PCA 技术和神经网络有机结合建立混合模型, 达到互补的效果和作用。基本思路如下: 通过 PCA 技术对已有的数据矩阵进行降维处理之后, 再将其输入到神经网络模型中。由于神经网络受到网络结构复杂性和样本复杂性的影响较大, 易出现“过拟合”现象, 且泛化能力较低。PCA 技术不仅简化了神经网络模型的结构, 提高了收敛速度和精度, 缩短了神经网络的模拟时间, 同时还减少神经网络过拟合现象, 增强其泛化能力。

Sung Hun Hong 等^[23] 采用 ANN 模型预测小试 SBR 出水氨氮、磷酸盐和硝态氮浓度。作者将 ANN 模型一分为二分别对厌氧好氧条件系统进行模拟, 这有助于提高神经网络模型的性能。此外神经网络模型通过 MPCA 技术检测运行异常情况的能力能在一定程度上克服神经网络模型存在的外推问题。

虽然主元分析神经网络 (PCA-ANN) 模型在污水处理数据分析和模拟仿真方面具有一定的优势, 不过该模型对污水生物处理机理的研究不够深入, 缺乏定量的分析和完备的理论基础支持, 导致模型的结构复杂, 训练时间较长。因此近年来人们开始尝试建立机理模型和神经网络模型结合的混合模型, 这类模型既能把握与系统性能相关的关键变量, 简化了模型结构, 又具有神经网络黑箱模型的

优点, 极大地节省响应时间。

3.4 混合模型控制策略

混合模型利用传统数学模型机理方面的优势为统计模型 (神经网络模型) 提供系统的真实信息, 避免大量无用的信息干扰统计模型的预测, 从而节省模型的计算时间。

Hong Zhao 等^[24] 提出由简化的代谢模型和人造神经网络组成的混合模型。该混合模型依赖于对输出量的初步预测 (比如出水磷浓度), 并且过程偏差通过一个“驯化的”神经网络得到修正, 故此只需要对较少的参数进行校正。之后该学者又提出了一种混合模型, 该模型是将神经网络引入到 ASM2 简化模型中形成的, 这种模型适合在线预测与控制, 不需要频繁校正, 具有较强鲁棒性^[25]。

此外, D. Zyngier 等^[26] 采用扩展 Kalman 过滤器 (EKF) 建立 SBR 混合模型, 该模型在 SBR 机理简化模型的基础上耦合了反馈神经网络模型, 简化模型用来预测氨氮和硝态氮, 反馈神经网络推断有机物。该模型具有较强的鲁棒性, 即使模型与实际数据之间存在一定的偏差对模型预测性能影响也不大。

4 混合智能控制策略

人工神经网络、专家系统和模糊逻辑技术等智能控制方法本身都是新兴学科, 尚处在发展的初级阶段, 还未形成完整的理论体系, 应该不断跟踪其发展并将其及时应用到污水生物处理系统中。综合利用模糊控制、人工神经网络和专家系统等智能控制系统的优点, 克服它们各自的缺陷, 以达到污水生物处理系统的高效稳定运行。

为了克服人工神经网络模型结构复杂、计算量大、响应时间长的缺点, 研究人员开发出传统的模糊-神经网络控制器^[25], 该控制器整合了模糊控制和神经网络的优点, 除了人工神经网络 (ANN) 之外, 采用模糊神经网络 (FuNN) 模块检测并识别 DO 曲线几何特征点。Davide Sottara 等^[27] 尝试利用神经网络和模糊逻辑控制两种智能技术联合对中试 SBR 系统进行控制。SBR 工艺过程中的 DO、ORP、pH 值等控制参数信号经过神经网络处理之后再由模糊逻辑控制模块进一步分析和诊断, 最终经过控制决策单元作出系统优化决策, 实现 SBR 系统的自动高效运行。

为了实现 SBR 工艺的实时在线控制, Yang QZ

等^[28]开发出一种智能控制系统, 该智能系统结合了模糊逻辑控制和专家控制系统两种技术。其中模糊逻辑控制单元用于追踪控制参数的曲线变化, 专家系统由基于规则推理和基于案例推理两部分组成, 用于对模糊逻辑控制单元的输出结果进行进一步推理和诊断。结果显示: 此混合控制系统比单一控制系统更有效率, 不仅能有效降低能耗, 而且在保证出水水质的前提下减少运行成本。

由于 ASM 机理模型无法综合考虑复杂的 SBR 系统的所有内部影响因素, 特别是污泥沉淀性能和微生物群落结构变化等因素。因此, G. Sin 等^[29]通过考察基于模型的脱氮除磷 SBR 系统优化控制方法之后, 提出把有价值的专家知识整合到 SBR 数学模型中, 使专家系统和数学模型共同组成控制系统决策单元, 有助于增强 SBR 控制系统的决策能力和优化运行性能。

此类控制策略既可以利用前人的经验, 又具有较强的自学习能力, 能够提高系统的适应性。因此, 比较适用于污水处理这种高度非线性、滞后性、时变性的系统, 应作为以后污水处理智能控制的主要研究方向。

5 展望

智能控制是实时控制发展的高级阶段, 智能控制策略是未来 SBR 实时控制的发展趋势。它不仅能够实现 SBR 污水处理工艺的优化运行, 而且能促进 SBR 工艺的广泛应用。虽然针对 SBR 工艺实时控制的研究已经取得了明显的进展, 但智能控制策略还停留在初级阶段, 这在一定程度上限制了实时控制技术在 SBR 实际污水处理厂的应用。

综上所述, SBR 工艺智能控制策略还存在很大的研究空间和发展潜力, 具体可从以下几个方面入手:

(1) 比较现有智能控制技术控制策略的优缺点, 分析限制各控制技术实际应用的缺点, 制定有针对性的改进或改良方案, 加强其实用性。

(2) 综合两种甚至多种智能控制技术, 开发混合智能控制策略, 使其兼有两种智能控制技术的优势, 扬长避短, 发挥出单一智能控制策略无法达到的优势。

(3) 不断跟踪 ICA 技术的发展, 发现适合 SBR 工艺特征的最新控制技术, 开发出与 SBR 工艺匹配的智能控制策略。

(4) 加强 SBR 工艺过程机理知识的研究, 通过深入了解 SBR 工艺过程状态, 结合智能控制技术建立稳定的智能控制策略, 进而开发出鲁棒性强的智能控制系统, 促进 SBR 工艺的进一步推广和应用。

参考文献:

- [1] Yongzhen Peng, Wei Zeng, Shuying Wang. DO concentration as a fuzzy control parameter for organic substrate removal in SBR process [J]. *Environmental Engineering Science*, 2004, 21(5): 606-616.
- [2] A Traoré, S Grieu, S Puig, *et al.* Fuzzy control of dissolved oxygen in a sequencing batch reactor pilot plant [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2005, 111(1): 13-19.
- [3] S Y Wang, D W Gao, Y Z Peng, *et al.* Nitrification-denitrification via nitrite for nitrogen removal from high nitrogen soybean wastewater with on-line fuzzy control [J]. *Wat Sci Tech*, 2004, 49(5-6): 121-127.
- [4] Cui You-wei, Peng Yong-zhen, Gan Xiang-qing, *et al.* Achieving and maintaining biological nitrogen removal via nitrite under normal conditions [J]. *Journal of Environmental Science-China*, 2005, 17(5): 794-797.
- [5] S Marsili-Libelli. Control of SBR switching by fuzzy pattern recognition [J]. *Wat Res*, 2006, 40(5): 1095-1107.
- [6] Y J Kim, H Bae, K M Poo, *et al.* Equipment fault diagnosis system of sequencing batch reactors using rule-based fuzzy inference and on-line sensing data [J]. *Wat Sci Tech*, 2006, 53(4-5): 383-392.
- [7] Asher Brenner. Use of computers for process design analysis and control: sequencing batch reactors application [J]. *Wat Sci Tech*, 1997, 35(1): 95-104.
- [8] W J Ng, S L Ong, Faisal Hossain. An algorithmic approach for system-specific modeling of activated sludge bulking in an SBR [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2000, 15(2): 199-210.
- [9] Gall R A B, Patry G G. Dynamic modelling and expert systems in wastewater engineering [M]. Michigan: Lewis Publishers, 1989.
- [10] 李军, 彭永臻, 顾国维, 等. 城市污水脱氮除磷 SBR 在线控制系统研究 [J]. *给水排水*, 2006, 32(9): 90-93.
- [11] Henze M, Grady C P L, Gujer W, *et al.* A general model for single-sludge wastewater treatment systems [J]. *Wat Res*, 1987, 21(5): 505-515.
- [12] Henze M, Gujer W, Mino T, *et al.* Activated Sludge Model No. 2, IAWPRC Scientific and Technical Report No. 1 [R]. London: IAWPRC, 1995.
- [13] Gujer W, Henze M, Mino T, *et al.* Activated Sludge Model No. 3 [J]. *Wat Sci Tech*, 1999, 39(1): 183-193.
- [14] Cohen A, Hegg D, De Michele, *et al.* An intelligent controller for automated operation of sequencing batch reactors [J]. *Wat Sci Tech*, 2003, 47(12): 57-63.

- [15] Sung Hun Hong, Min Woo Lee, Dae Sung Lee, *et al.* Monitoring of sequencing batch reactor for nitrogen and phosphorus removal using neural networks [J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2007, 35(3): 365–370.
- [16] Ruey-Fang Yu, Shu-Liang Liaw, Cheng-Nan Chang, *et al.* Applying real-time control to enhance the performance of nitrogen removal in the continuous-flow SBR system [J]. *Wat Sci Tech*, 1998, 38(3): 271–280.
- [17] B C Cho, S-L Liaw, C-N Chang, *et al.* Development of a real-time control strategy with artificial neural network for automatic control of a continuous-flow sequencing batch reactor [J]. *Wat Sci Tech*, 2001, 44(1): 95–104.
- [18] Dae Sung Lee, Peter A Vanrolleghem. Monitoring of a sequencing batch reactor using adaptive multiblock principal component analysis [J]. *Biotech and Bioeng*, 2003, 82(4): 489–497.
- [19] Dae Sung Lee, Peter A Vanrolleghem. Adaptive consensus principal component analysis for on-line batch process monitoring [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2004, 92(1–3): 119–135.
- [20] Chang Kyoo Yoo, Dae Sung Lee, Peter A Vanrolleghem. Application of multiway ICA for on-line process monitoring of a sequencing batch reactor [J]. *Wat Res*, 2004, 38(7): 1715–1732.
- [21] Chang Kyoo Yoo, In-Beum Lee, Peter A Vanrolleghem. On-line adaptive and nonlinear process monitoring of a pilot-scale sequencing batch reactor [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2006, 119(1–3): 349–366.
- [22] Jong-Min Lee, Chang Kyoo Yoo, Sang Wook Choi, *et al.* Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis [J]. *Chemical Engineering Science*, 2004, 59(1): 223–234.
- [23] Sung Hun Hong, Min Woo Lee, Dae Sung Leem, *et al.* Monitoring of sequencing batch reactor for nitrogen and phosphorus removal using neural networks [J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2007, 35(3): 365–370.
- [24] Hong Zhao. Modeling nutrient dynamics in sequencing batch reactor [J]. *J Environ Eng ASCE*, 1997, 123(4): 311–319.
- [25] Takács I, Patry G G, Nolasco D. A dynamic model of the clarification-thickening process [J]. *Wat Res*, 1991, 25(10): 1263–1271.
- [26] D Zyngier, O Q F Araújo, M A Z Coelho, *et al.* Robust soft sensors for SBR monitoring [J]. *Wat Sci Tech*, 2001, 43(3): 101–105.
- [27] Davide Sottara, Luca Luccarini, Paola Mello. 11th international conference on knowledge-based intelligent informational and engineering systems/17th Italian workshop on neural networks [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2007.
- [28] Yang QZ, Yuan NE, Zhang WC, *et al.* 6th International symposium on test and measurement [M]. Hong Kong: International academic publishers ltd, 2005.
- [29] G Sin, K Villez, P A Vanrolleghem. Application of a model-based optimization methodology for nutrient removing SBRs leads to falsification of the model [J]. *Wat Sci Tech*, 2006, 53(4–5): 95–103.

作者简介: 顾升波(1982–), 男, 湖南醴陵人, 博士研究生, 研究方向为 SBR 污水处理生物脱氮, (电子信箱)gushengbo@emails.bjut.edu.cn; 王淑莹(1953–), 女, 黑龙江哈尔滨人, 教授, 博士生导师, 研究方向为污水生物处理及过程控制, (电子信箱)wsy@bjut.edu.cn。