生物膜法污水处理故障诊断的 HMM 应用研究*

王　波[1]，轩小朵[1]，卿晓霞[2]
（1. 重庆大学 计算机学院，重庆 400044；2. 重庆大学 城市建设与环境工程学院，重庆 400045）

摘　要：为了实现生物膜法污水处理的故障诊断，提出了基于隐马尔可夫模型（HMM）的专家系统方法。该方法对 HMM 的训练采用了 Baum-Welch 算法，并对迭代次数、识别率以及与专家系统的结合方式等进行了研究。结果可以看出 HMM 的迭代次数都在 30 步以内，故障识别率均在 98% 以上，基于 HMM 专家系统用于生物膜法污水处理的故障诊断具有较好的稳定性和较高的识别率，且系统结构简单，易于实现。

关键词：生物膜法；隐马尔可夫模型；专家系统；故障诊断
中图分类号：TP206.3；TP182　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1001-3695(2012)07-2552-03
doi：10.3969/j.issn.1001-3695.2012.07.040

Research on HMM application for fault diagnosis of wastewater treatment by biomembrance process

WANG Bo[1], XUAN Xiao-duo[1], QING Xiao-xia[2]
(1. *College of Computer Science*, *Chongqing University*, *Chongqing* 400044, *China*; 2. *College of Urban Construction & Environmental Engineering*, *Chongqing University*, *Chongqing* 400045, *China*)

Abstract: In order to realize fault diagnosis of wastewater treatment by biomembrance process, this paper put forward the method of a expert system based on HMM, and adopted Baum-Welch to train HMM and researched the iterations, recognition rate and the way to combine with expert system. The results show iterations of all HMM converge within 30 and fault recognition rates all above 98%. So the expert system based on HMM for fault diagnosis of wastewater treatment by biomembrance process has good stability and high recognition rate, the structure of the expert system is simple and easy to realize.

Key words: biomembrance process; hidden Markov model (HMM); expert system; fault diagnosis

生物膜法是利用附着生长于填料表面的微生物（即生物膜）进行有机污水处理的方法。其工作原理是，生物膜首先吸附有机物，由好气层的好气菌将其分解，再进入厌气层进行厌气分解，流动水层则将老化的生物膜冲掉以生长新的生物膜，如此往复以达到净化污水的目的。由于生物膜法具有抗负荷冲击能力强、有良好硝化功能以及不会产生污泥膨胀、产泥量小并易于固液分离等特点，被广泛应用于污水处理。

生物膜厚度是反映微生物活性的主要指标之一，如果生物膜变厚则会导致好氧菌受到抑制，厌氧菌过度繁殖，受到冲刷会有大块脱落，影响出水水质；如果生物膜过薄，生物膜内微生物将发生自氧化反应，导致生物膜解体，同样影响污水处理效果。因此有必要对生物膜厚度进行识别和判定，并进一步给出相应的控制策略以确保其厚度保持在一定的范围内。

污水处理过程由于具有多参数、非线性和时变性等特点，使得污水处理厂故障诊断较难建立精确的数学模型。目前，用于污水处理故障诊断主要有基于知识的专家系统[1~3]、神经网络[4]、模糊粗糙集[5]等方法。然而，专家系统知识获取较为困难，神经网络和模糊粗糙集在故障诊断中没有充分考虑到故障在时间序列上的发展趋势，并且在建立模型的过程中需要大量的数据样本。HMM 是一种基于动态时间序列的统计模式，具有强大的时序模式分类能力[6]和很强的知识获取能力，在故障诊断领域日益受到重视，已成为新的研究热点。

HMM 的故障识别过程是一种数值计算的过程，将其与基于符号推理的专家系统相结合，能够取长补短相互融合，共同实现故障诊断和决策功能，这样既能充分利用 HMM 强大的知识获取和推理能力，又能充分利用领域专家知识，更能发挥人工智能在故障诊断领域的优势。

1　隐马尔可夫模型

HMM 是在 Markov 链基础上发展起来的，是一个双重的随机过程，其中一个过程不能够直接观察并且具有马尔可夫性，称为状态马尔可夫过程；另一个是受此状态马尔可夫过程决定的可观察的随机过程，称为观测过程。

一个 HMM 可以由下列参数描述：

a) N 为模型中 Markov 链的状态数目。记 N 个状态为 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \cdots, \theta_N$，记 t 时刻 Markov 链所处的状态为 q_t，显然 q_t 属于 $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \cdots, \theta_N)$。

b) M 为每个状态对应的可能出现的观察值数目。记 M 个

收稿日期：2011-11-17；**修回日期：**2011-12-20　**基金项目：**国家科技重大专项资助项目（2009ZX07315-005）；中央高校创新基金个人资助项目（CDJXS10180019）

作者简介：王波（1960-），男，辽宁丹东人，副教授，硕导，主要研究方向为建筑与城市智能化、物联网与网络安全、信息集成与系统集成（wangbo@cqu.edu.cn）；轩小朵（1984-），女，河南周口人，硕士研究生，主要研究方向为人工智能、故障诊断；卿晓霞（1963-），女，重庆人，博士，主要研究方向为水处理自动控制、智能控制.

观察值为 $V_1, V_2, V_3, \cdots, V_M$,$t$ 时刻的观察值为 o_t,显然 o_t 属于 $(V_1, V_2, V_3, \cdots, V_M)$。

c) π 为初始状态概率矢量。$\pi = (\pi_1, \pi_2, \pi_3, \cdots, \pi_N)$,其中 $\pi_i = p(q_1 = \theta_i)(1 \leqslant i \leqslant N)$。

d) A 为状态转移矩阵。$A = (a_{ij})_{N \times N}$,其中 $a_{ij} = p(q_t = \theta_j \mid q_{t-1} = \theta_j)$,且满足 $\sum_j^N a_{ij} = 1 (1 \leqslant i, j \leqslant N)$。

e) B 为观察值概率矩阵。$B = (b_{jk})_{N \times M}$,其中,$b_{jk} = P(o_t = V_k \mid q_t = \theta_j)(1 \leqslant j \leqslant N, 1 \leqslant k \leqslant M)$。一个 HMM 可以记为:$\lambda = (N, M, \pi, A, B)$或简写为 $\lambda = (\pi, A, B)$。

HMM 的基本结构图如图 1 所示。给定合适的 N、M、状态转移矩阵 A 及 π,该 HMM 可以作为观察序列 $O = o_1, o_2, o_3, \cdots, o_T$ 的发生器。HMM 可以分为两个部分,一个是 Markov 链,由 π、A 描述,产生的输出为状态序列;另外一个为随机过程 B,产生的输出是观察值序列,T 为观察值的时间长度。

隐马尔可夫模型在实际应用中要解决三个基本问题:训练、解码和评估问题。本文主要涉及训练和评估两个问题。

1) HMM 状态识别　已知观察序列 $O = (o_1, o_2, \cdots, o_t)$ 采用前向算法求解 $P(O \mid \lambda)$

$$P(O \mid \lambda) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j), 1 \leqslant t \leqslant T-1$$

其中:

$$\alpha_t(i) = p(o_1, o_2, \cdots, o_T, q_t = \theta_i, \lambda), 1 \leqslant t \leqslant T-1$$

$$\beta_t(i) = p(o_{t+1}, o_{t+2}, \cdots, o_T \mid q_t = \theta_i, \lambda), 1 \leqslant t \leqslant T-1$$

$$b_j(o_{t+1}) = p(o_{t+1} = V_k \mid q_t = \theta_i)$$

2) HMM 模型训练　已知观察序列 $O = (o_1, o_2, \cdots, o_t)$,采用 Baum-Welch 算法调整模型参数,使得观察序列的概率最大,即 $P(O \mid \lambda)$ 为最大。使用多个观察序列进行 HMM 训练时的 Baum-Welch 算法重估公式为

$$\overline{a_{ij}} = \frac{\sum_{t=2}^{T} \delta_t(i,j)}{\sum_{t=2}^{T} \gamma_t(i)}, \overline{b_{jk}} = \frac{\sum_{t=1}^{T} \gamma_t(i) \varphi_{V_t V_k}}{\sum_{t=1}^{T} \gamma_t(i)}$$

其中:

$$\varphi_{V_t V_k} = f(x) = \begin{cases} 1, \text{当 } o_t = V_k \\ 0, \text{当 } o_t \neq V_k \end{cases}$$

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{i=1}^{N} \alpha_t(i) \beta_t(i)}, 1 \leqslant t \leqslant T$$

$$\delta_t(i,j) = p(q_t = \theta_i, q_{t+1} = \theta_j \mid O, \lambda) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{P(O \mid \lambda)} = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \alpha_t(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}, 1 \leqslant t \leqslant T-1$$

2　污水处理厂故障诊断的隐马尔可夫模型

在生物膜法污水处理故障诊断中,生物膜故障是一个典型的双随机过程,它是隐性、不可知的,但可以通过若干检测信号来感知和辨识故障,即各种状态的运行参数是可知的,可以作为 HMM 的观测序列[7]。因此根据 HMM 结构功能,用 HMM 实现生物膜法污水处理运行状态的识别是可行的。HMM 故障诊断的过程如图 2 所示。

2.1　故障 HMM 的训练

先初始化待训练的模型 λ_0,然后对模型 λ_0 以及观测序列 O 采用 Baum-Welch 算法训练新模型 λ,如果 $|\lg(P(O \mid \lambda)) - \lg(P(O \mid \lambda_0))| \leqslant 0.000\,1$,说明训练已经达到预期的效果,即 HMM 模型与主元特征序列 O 达到最佳匹配,则将 $\lg(P(O \mid \lambda))$ 称为训练最优值;否则,令 $\lambda_0 = \lambda$,返回继续训练模型。

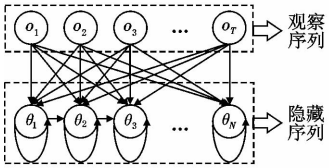

图1　HMM基本结构

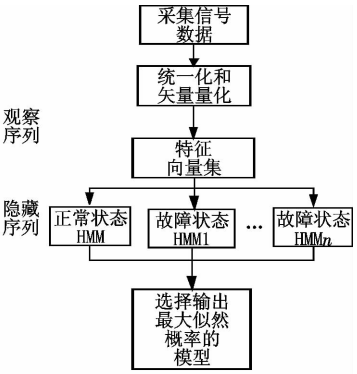

图2　状态HMM识别示意

2.2　基于 HMM 的污水处理故障识别

为了诊断污水处理厂生化池中生物膜处于何种状态,需要对特征向量参数值进行预处理(归一化处理和矢量化),然后计算各个模型输出的对数似然概率值。对数似然概率值反映了特征向量与某个 HMM 的相似程度,对数似然概率值越大,特征向量越接近于该状态 HMM,特征向量属于输出对数似然概率值最大的模型所对应的故障类型。

3　污水处理厂故障诊断 HMM 的实现

本文实验的主要数据来源于重庆某废水处理站。该废水处理站采用厌氧 + 生物接触氧化处理工艺,需要针对生物接触氧化池运行故障进行诊断。生物接触氧化池运行状态主要有:生物膜厚、生物膜薄、异常泡沫。因此,其运行状况可分为正常模式、生物膜过厚、生物膜薄和异常泡沫四个模式。

3.1　Markov 链参数的选择

中外学者通过大量的实验研究,一般认为状态数 $N = 6$ 最为合适[8]。文中各个故障分为 6 个状态,由于在污水处理的过程中生物、化学及物理的变化是连续、渐变的过程,故障状态的变化具有消退性,因此建立一个具有 6 个状态无跳转左右型的 HMM 作为生物膜故障诊断器。对于初始状态概率 π 和状态转移概率 A 来说,相关研究表明,初始值的选取对 HMM 训练结果影响不大,可均匀选取,即 $\pi = \{1, 0, 0, 0, 0, 0\}$,$A = \{0.5, 0.5, 0, 0, \cdots, 0, 0, 0, 1\}$。Markov 链的状态转移过程如图 3 所示。

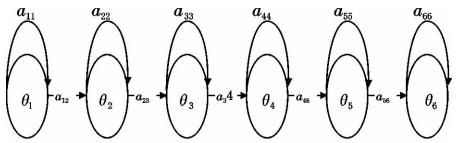

图3　左右型无跳转Markov链

3.2　HMM 的训练和识别结果

影响污水处理效果的主要因素有温度、pH、溶解氧、COD 负荷率等。经过分析选取溶解氧、COD 负荷率作为观察状态参数[9,11]。在 HMM 中,训练序列长度一般为 8 ~ 16,选取 12 作为观察值的序列长度。

将观测值归一化处理后,进行矢量量化编码,其中码字数为 25(5 × 5)。每种状态各取 50 个数据样本,各种状态的前 30 组数

据经特征提取后用来训练模型,后 20 组数据用于测试模型[10]。

设定训练过程中最大的迭代步数为 100,算法的收敛误差为 0.000 1,得到各模型的迭代步数和每次迭代的对数似然概率值如图 4 所示。从图 4 可以看出,四种模型随着迭代次数的增加逐渐收敛,并在 15 次迭代后各个模型的似然概率曲线都开始平滑收敛,迭代次数都在 30 步之内,表明 HMM 具有很好的收敛性。

表 1 HMM 模型的对数似然概率值

	正常模式	生物膜厚	生物膜薄	异常泡沫
正常模式	-4.392	-20.824	-33.139	-22.244
生物膜厚	-23.056	-15.063	-30.632	-42.985
生物膜薄	-29.864	-39.327	-9.493	-17.937
异常泡沫	-29.383	-32.735	-35.571	-16.780

由表 1 可以看出,将四种故障数据输入到四种训练好的 HMM 中,各种故障对应的各自训练好的 HMM 的输出的对数似然概率值较大,且接近训练好的 HMM 的收敛值。例如,表 1 中列出了正常模式输入到四种 HMM 的似然概率值分别为:-4.392,-20.824,-33.139,-22.244,可以明显地看出正常模式的 HMM 的输出对数似然概率值最大,故障分类成功。

表 2 各故障状态的识别结果

	正常模式	生物膜厚	生物膜薄	异常泡沫
正常模式	20	0	0	0
生物膜厚	0	20	0	0
生物膜薄	0	0	19	1
异常泡沫	0	0	1	19

将测试数据输入每个 HMM 中得到的结果如表 2 所示,由表中数据可以看出,得出的结果虽然已达到识别的目的,但生物膜变薄和异常泡沫的识别不是特别理想。由于专家系统在污水处理中具有较强的适应性,因此可与专家系统相结合,由专家系统的规则修改一些较难识别的似然概率相近的识别结果。

4 污水处理厂故障诊断 HMM 与专家系统的结合

HMM 的故障诊断是个数值计算过程,HMM 的学习及问题求解具有"黑箱"特性,其工作不具有可解释性,而解释又是故障诊断领域必不可少的功能。专家系统是基于知识的智能系统,具有很好的解释功能,将两者结合起来,能更好地应用于故障诊断领域。基于 HMM 的专家系统结构如图 5 所示。

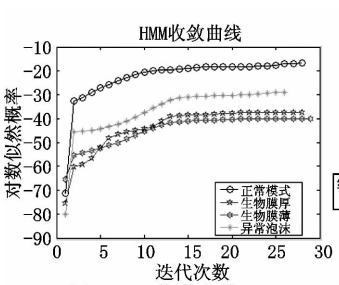

图4 HMM收敛曲线

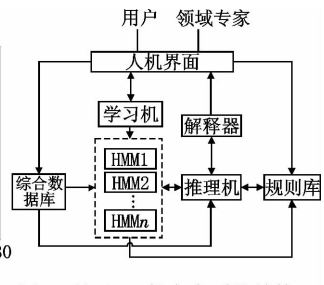

图5 基于HMM的专家系统结构

基于 HMM 的专家系统主要由学习机、知识库、推理机和人机接口等部分组成。学习机主要是根据提供的训练数据,按照一定的学习算法对 HMM 进行训练,把训练数据集隐含的专家知识变换为 HMM 内部的表达形式;HMM 专家系统的推理过程是根据用户提供的数据建立模型,然后依据 HMM 所含知识之间的关系,在问题的求解空间不断进行计算,直到导出基于具体输入的推理结果。

专家系统可以根据领域知识对 HMM 的识别结果进行修正,提高故障识别精度。如图 6 所示,各个故障的识别率均达到 98% 以上,在污水处理故障诊断上很好地实现了故障识别的功能。

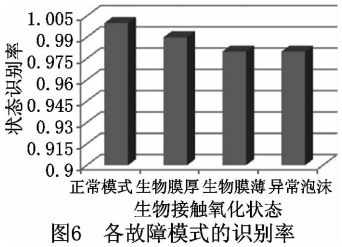

图6 各故障模式的识别率

仅仅由 HMM 实现故障识别还达不到诊断的目的,可结合专家系统推导出故障所处状态,并给出相应的解决方案,这些对污水处理厂操作人员尤为重要。

5 结束语

通过对生物膜法污水处理故障诊断方法的研究,提出并实现了专家系统与 HMM 的结合。在提高故障识别率的同时,实现了基于符号的推理和基于 HMM 推理的有效结合,从而使专家系统能够较好地模拟人类专家的逻辑思维和形象思维能力。系统结构层次清晰、容易理解,具有推理效率高、诊断准确的特点。

参考文献:

[1] XU La-mei, YANG Wei-guo, WU Jian-guo. Application of intellectual control treatment for wastewater[J]. Industrial Safety and Environmental Protection,2006,32(1): 17-19.

[2] PUNAL A, ROCA E, LEMA J M. An expert system for monitoring and diagnosis of anaerobic wastewater treatment plants[J]. Water Research,2002,36(10):1656-1666.

[3] CHEN Zhao-bo, NIE Shu-kai, REN Nan-qi. Improving the efficiencies of simultaneous organic substance and nitrogen removal in a multi-stage loop membrane bioreactor-based PWWTP using an on-line knowledge-based expert system[J]. Water Research, 2011, 45(16):5266-5278.

[4] 曹晓莉,胡卫军,孙怀义. 基于 RBF 神经网络的船用污水处理装置状态诊断[J]. 传感器与微系统报,2010,29(10):21-23.

[5] 许玉格,罗飞,余仁辉. 模糊粗糙集在污水处理过程中的应用[J]. 自动化仪表,2010,20(2):9-11.

[6] 潘奇明,程咏梅. 基于隐马尔可夫模型的运动目标轨迹识别[J]. 计算机应用研究,2008,25(7):1988-1991.

[7] 张春良,岳夏,朱厚耀. 基于自评估 HMM 的离心泵状态识别方法研究[J]. 广州大学学报:自然科学版,2010,9(4):13-17.

[8] 苗强,VILIAM M. 基于隐马尔科夫模型的故障诊断系统研究[J]. 航空学报,2005,26(5):641-646.

[9] JUN B H. Fault detection using dynamic time warping (DTW) algorithm and discriminant analysis for swine wastewater treatment [J]. Journal of Hazardous Materials,2011,185(1):262-268.

[10] 鄢仁武,蔡金锭. 基于离散 HMM 的电力电子电路故障诊断[J]. 电工电能新技,2008,27(4):22-26.

[11] VILLEGAS T, FUENTE G I, SAINZ-PALMERO M J. Fault diagnosis in a wastewater treatment plant using dynamic independent component analysis[C]//Proc of the 18th Mediterranean Conference on Control and Automation. 2010:874-879.