

基于模糊神经网络的发酵过程溶解氧预估控制*

殷 铭 张兴华 戴先中
(东南大学自动控制系 南京 210096)

摘要 采用模糊逻辑学习算法建立 L-异亮氨酸发酵溶解氧的模糊间接预估规则, 并利用模糊神经网络实现这些规则。该网络经过学习能对模糊规则的隶属函数进行自调整。仿真结果表明, 按该模糊神经网络预估器进行预估控制, 可节约发酵供氧能量, 防止出现氧限制的情况, 从而解决了常规控制难以解决的溶解氧控制问题。

关键词 模糊神经网络, 预估, L-异亮氨酸, 发酵

分类号 TP 274

Dissolved Oxygen Predictive Control Based on Fuzzy Neural Networks for Fermentation Process

Yin Ming, Zhang Xinghua, Dai Xianzhong
(Southeast University)

Abstract A fuzzy neural network predictor is introduced for dissolved oxygen (DO) in L-isoleucine fermentation. The table lookup scheme is used to generate the rules of DO predictive control from fermentation input-output pairs. A fuzzy neural network is realized according to the generated fuzzy rules. The membership functions are adjusted and the net structure is simplified after training the network. The simulation result shows that the predictor can optimize air flow and keep a good DO value.

Key words fuzzy neural network, prediction, L-isoleucine, fermentation

1 引言

随着生物工程技术的迅速发展, 发酵工业的生产规模不断扩大, 生产过程不断强化, 对自动控制技术的要求也越来越迫切。然而, 微生物发酵过程不同于一般的过程工业, 发酵过程是一个时变、非线性、不确定的多变量输入输出关联系统, 涉及到生命体的生长繁殖过程, 机理十分复杂。现有的微生物发酵过程控制系统大多采用常规的控制方法, 如定值控制、伺服控制和 PID 控制等, 其目的只是稳定操作条件, 远不能对过程状态、控制变量(温度、压力、溶解氧 DO、pH 值、补料等)进行寻优, 这样就难以确定控制变量的最优控制时间序列^[1]。

针对上述发酵过程中存在的实际问题, 本文将

模糊逻辑系统理论应用于 L-异亮氨酸发酵过程控制, 设计出溶解氧模糊神经网络预估器。用模糊神经网络预估器进行预估控制, 可以节约发酵供氧能量, 防止出现氧限制的情况, 并能解决以往常规控制难以解决的溶解氧控制问题。

2 模糊逻辑系统的建立^[2]

设给定一组期望的输入输出数据对

$$(x^1, y^1), (x^2, y^2), \dots$$

其中, x 为模糊系统的输入, y 为模糊系统的输出, 目的是从给出的输入输出数据对中产生一组模糊“如果-则”规则, 并用这些规则确定出所需的模糊逻辑系统 $f: (x) \rightarrow y$ 。该算法计算步骤如下:

Step1: 把输入空间和输出空间划分为模糊空间;

Step2: 由已知的输入-输出数据对产生模糊规则;

Step3: 为每个规则赋予一个置信度;

Step4: 产生组合模糊规则库;

Step5: 根据组合模糊规则确定出映射关系。

对于已知的输入 x , 输出控制量 y 的模糊消除策略为: 用乘积运算来综合第 i 条规则的所有前提条件, 以求出 x 相对应的输入控制的置信度, 用中心平均模糊消除公式求出输出 y 。

$$y_j = \frac{\sum_{i=1}^M \mu_{o_j}^i y_j^i}{\sum_{i=1}^M \mu_{o_j}^i} \quad (1)$$

其中, j 表示输入向量的第 j 个分量(O_j^i 为规则的第 j 个分量所对应的空间, $\mu_{o_j}^i$ 为 x 相对应的输入控制的置信度, 所有 j 都取相同的值); y_j^i 为区间 O_j^i 上中心点的取值(模糊区间中心点的定义是: 在该区间上使隶属函数取得单位值1的所有点中, 横轴绝对值最小的点); M 为组合规则库中模糊规则的数目。

3 L-异亮氨酸发酵过程 溶解氧预估控制

3.1 L-异亮氨酸发酵过程简介

L-异亮氨酸是人体必需的8种氨基酸之一, 同时又是3种支链氨基酸之一, 主要用于配置复合氨基酸制剂, 特别是应用于高支链氨基酸输液及口服液。其发酵工艺为间歇式分批发酵, 培养基中的溶解氧通过进风量的大小来调节, 一般由经验丰富的操作人员根据长菌的快慢手工调节。由于各操作人员的知识及经验不同, 很容易增加供氧的能量消耗或出现氧限制的情况。实践表明, 如果溶解氧能始终处于一个合理的水平, 就会较好地控制发酵过程, 同时也能提高L-异亮氨酸的生产质量和产量。

3.2 模糊预估规则的建立

根据现时采样点的菌体浓度 C_x 及其变化量 ΔC_x 、葡萄糖浓度 C_s 及其变化量 ΔC_s 可以预估出下一采样时刻的发酵罐通风量 Q 。这样, 通过控制通风量来保持合理的溶氧水平, 在保证不出现氧限制的情况下, 可以节约供氧的动力消耗, 达到节能降耗、优化操作的目的。为使模糊规则空间不致于过分庞大, 在发酵过程条件允许的情况下, 给每个输入变量定义2个模糊子集: S(小)和B(大), 隶属函数为钟形; 给输出变量定义5个模糊子集: NB, NS, ZE, PS, PB, 隶属函数为棒形。根据上述输入变量定义的模糊子集可能出现的模糊规则个数为4个, 从而大大

减少了模糊控制规则。输入变量的模糊集S和B的隶属度函数分别为

$$\mu_S(x) = e^{-x^2/0.1}, \quad \mu_B(x) = e^{-(1-x)^2/0.1} \quad (2)$$

利用第2节介绍的表格查寻学习算法对90组输入输出样本进行学习, 得到表1所示的10条模糊控制规则。

表1 模糊控制规则

规则号	输入变量				输出变量
	C_x	ΔC_x	C_s	ΔC_s	Q
1	S	S	B	S	NB
2	S	S	B	B	NS
3	S	B	B	S	Z
4	S	B	B	B	Z
5	B	S	S	S	PB
6	B	S	S	B	PB
7	B	S	B	B	PS
8	B	B	S	S	PS
9	B	B	B	S	Z
10	B	B	B	B	PS

3.3 模糊神经网络预估器的拓扑结构

采用模糊神经网络实现模糊预估规则, 一方面可由数据驱动方式获取模糊预估规则, 保持规则的完整性, 避免出现人为的规则空档; 另一方面可通过神经网络的学习来调整隶属函数, 简化网络结构。本文采用一个5层的前向网络来完成模糊控制功能, 该神经网络不同于常规的黑箱型, 它的所有参数都有其物理意义^[3]。各层的功能如下:

第1层(输入层): 有4个节点, 输入分别为 C_x , ΔC_x , C_s , ΔC_s ;

第2层(模糊化层): 有4组各2个结点, 输出为对应每个模糊子集的隶属度;

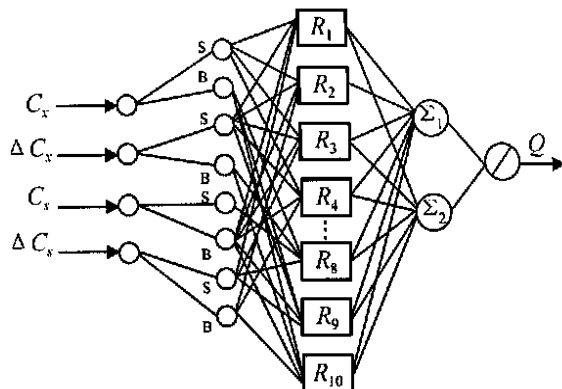


图1 模糊神经网络预估器结构

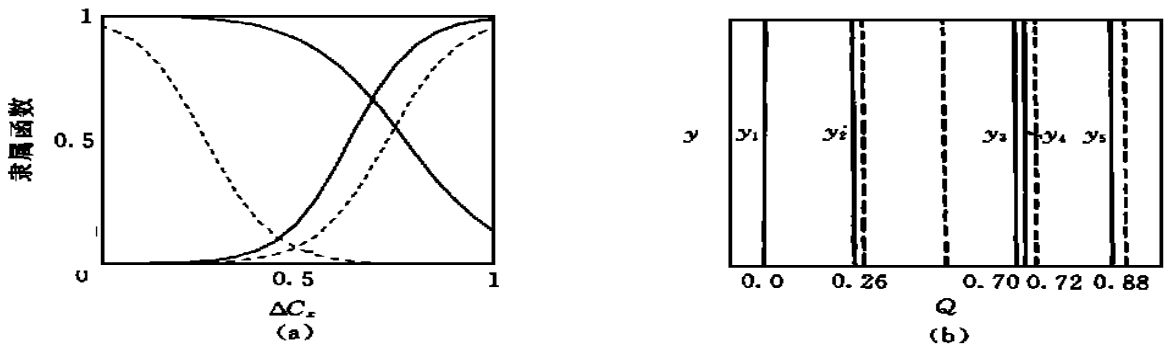


图 2 输入输出变量的隶属函数

(a) ΔC_x 的隶属函数

(b) Q 的隶属函数

第 3 层(规则层): 有 10 个结点, 对应 10 条模糊控制规则, 在每个结点中, 将该规则两个条件成立的隶属度相乘得到该规则的适用度 $w_i (i = 1, 2, \dots, 10)$, 然后输出;

第 4, 5 层(解模糊层): 由重心法求出控制量 Q 。

3.4 网络的学习及隶属函数的自调整^[4-6]

在图 1 所示的神经网络中, 第 1 层到第 2 层所有节点的参数按一定方法设置初始值, 连接第 3 层和 Σ_n 的权值对应于结论的 y_j 值。网络其余节点间的连接权值均为 1, 且在学习过程中保持不变, 需要训练的参数只有 w, θ 和 y_j 。取目标函数为

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{n=1}^P (Q_n - \hat{Q}_n)^2 \quad (3)$$

参数迭代公式为

$$W_i(k+1) = W_i(k) + \eta \frac{\partial E}{\partial W_i} + \alpha \Delta W_i(k) \quad (4)$$

$$\theta(k+1) = \theta(k) + \eta \frac{\partial E}{\partial \theta} + \alpha \Delta \theta(k) \quad (5)$$

$$y_j(k+1) = y_j(k) + \eta \frac{\partial E}{\partial y_j} + \alpha \Delta y_j(k) \quad (6)$$

其中, η 为学习速率, α 为动量因子, 而

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial W_i} &= \frac{\partial E}{\partial Q_n} \frac{\partial Q_n}{\partial W_i} = -\frac{1}{P} (Q_n - \hat{Q}_n) \frac{\partial Q_n}{\partial W_i} = \\ &= -\frac{1}{P} (Q_n - \hat{Q}_n) \left[\frac{1}{\omega} \sum_{j=1}^R \frac{\partial X_1}{\partial \omega} \frac{\partial \omega}{\partial W_i} - \right. \\ &\quad \left. \frac{\sum_{j=1}^R \omega y_j}{\left(\sum_{j=1}^R \omega \right)^2} \sum_{j=1}^R \frac{\partial X_2}{\partial \omega} \frac{\partial \omega}{\partial W_i} \right] \\ \frac{\partial E}{\partial \theta} &= \frac{\partial E}{\partial Q_n} \frac{\partial Q_n}{\partial \theta} = \\ &= -\frac{1}{P} (Q_n - \hat{Q}_n) \left[\frac{1}{\omega} \sum_{j=1}^R \frac{\partial X_1}{\partial \omega} \frac{\partial \omega}{\partial \theta} - \right. \end{aligned} \quad (7)$$

$$\left. \frac{\sum_{j=1}^R \omega y_j}{\left(\sum_{j=1}^R \omega \right)^2} \sum_{j=1}^R \frac{\partial X_2}{\partial \omega} \frac{\partial \omega}{\partial \theta} \right] \quad (9)$$

式中, $y_j = (y_1, y_2, \dots, y_{10})$; $X_1 = \sum_{j=1}^R \omega y_j$, $X_2 = \sum_{j=1}^R \omega \mu_{A_j}(x_j)$ ($m = 4$ 为输入变量个数, $A_j = (B, S)$) 为第 3 层对应节点输出每条规则的适用度。

训练后输入输出变量的隶属函数如图 2 所示。图中虚线为初始隶属函数, 实线为训练后隶属函数。

4 仿真实验

在 L-异亮氨酸发酵过程中, 溶解氧的控制采用图 3 所示的预估控制方案。根据 T 采样时刻的菌体浓度、基质浓度以及它们的变化量, 在模糊预估规则的基础上, 通过模糊推理可以预估出 $T + 1$ 时刻的通风量操作值, 从而达到控制溶解氧的目的。

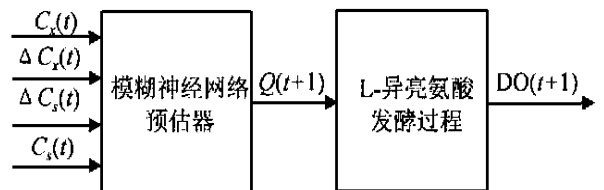


图 3 溶解氧预估控制框图

实验结果如图 4 所示。结果表明, 按此控制方法先预估通风量, 使得通风量能按设定优化轨迹变化,

发酵溶解氧将保持在较好的水平。这样就能达到既节省供氧消耗又避免出现氧限制的目的,使发酵过程始终处于较优的状态。

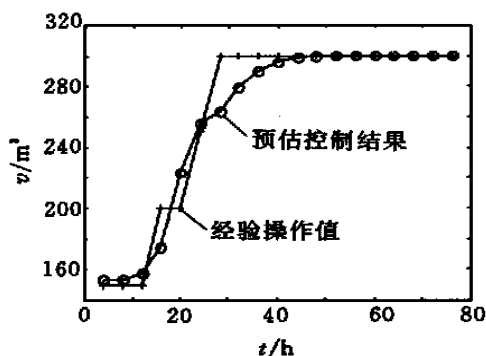


图4 通风量操作曲线

5 结 论

本文提出基于模糊神经网络的L-异亮氨酸发酵溶解氧预估控制方法,利用模糊神经网络实现了模糊间接预估规则,通过这些规则预估出发酵通风量的操作值,进而控制溶解氧水平,获得了满意的结果。该方法无需知道发酵过程的复杂机理和模型结构,只需一些输入输出量测值,并具有较强的鲁棒性和容错能力。本文方法为发酵过程控制提供了一条新的途径。

参 考 文 献

1 王树青. 发酵过程控制——“国际第4届计算机在发酵工

程中应用大会”论文综述. 见:1990中国第2届生化过程模型化与控制学术报告会论文集. 杭州:浙江大学出版社,1990. 29~35

- 2 Lixin Wang. Adaptive fuzzy systems and control——Design and stability analysis. New Jersey: PTR Prentice Hall, 1994
- 3 张兴华. 基于神经网络的L-异亮氨酸发酵过程的状态估计与优化控制. 无锡轻工大学硕士学位论文, 1998
- 4 Yihguang Len, T T Lee, W Y Wang. On-line tuning of fuzzy-neural networks for adaptive control of nonlinear dynamical systems. IEEE Trans on SMC, 1997, 27(6): 1034~1042
- 5 孙增圻, 张再兴, 邓志东. 智能控制理论与技术. 北京:清华大学出版社, 1997
- 6 张伟国, 刘飞. 神经网络在异亮氨酸发酵建模中的应用. 无锡轻工大学学报, 1996, 15(2): 121~124

作 者 简 介

殷 铭 男, 1974年生. 1998年于合肥工业大学获硕士学位, 现为东南大学自动控制系博士研究生. 研究方向为生产过程自动化, 智能控制, 信号处理与智能测量等。

张兴华 男, 1963年生. 1998年于无锡轻工大学获硕士学位, 现为东南大学自动控制系博士研究生. 研究方向为非线性系统控制, 神经网络控制, 生化过程控制等。

戴先中 男, 1954年生. 1986年于清华大学获博士学位, 现为东南大学自动控制系教授, 博士生导师. 主要研究方向为神经网络, 非线性控制, 计算机控制, 机器人控制等。

(上接第522页)

- 5 Luen Woei Liou, Asok Ray. A stochastic regulator for integrated communication and control systems— Part 1: Numerical analysis and simulation. J of Dynamic Systems Measurement and Control, 1991, 113: 612~617
- 6 A Ray. Integrated communication and control systems— Part I: Analysis. J of Dynamic Systems Measurement and Control, 1988, 110: 367~373
- 7 R Luck, A Ray. An observer-based compensator for distributed delays. Automatica, 1990, 26(5): 903~908
- 8 Johan Nilsson. Real-time control systems with delays. Ph D Thesis. Lund Institute of Technology, Sweden, 1998
- 9 Karl J Astrom. Introduction to stochastic control

theory. New York, San Francisco, London: Academic Press, 1970

10 郑政谋. 最佳线性滤波. 西安: 西北工业大学, 1983

作 者 简 介

于之训 男, 1972年生. 1995年毕业于同济大学电气工程系, 同年保送攻读硕士研究生, 1996年转为博士研究生. 研究领域为基于通讯网络的控制系统。

陈辉堂 男, 1933年生. 1953年毕业于上海交通大学, 现为同济大学电气工程系教授, 博士生导师. 研究方向为机器人控制与智能控制。

王月娟 女, 1935年生. 1958年毕业于西安交通大学, 现为同济大学电气工程系教授, 博士生导师. 研究方向为机器人控制与智能控制。