

文章编号:1009-038X(2003)02-0044-04

利用神经网络对 L-缬氨酸发酵建模

赵丽丽, 陈宁, 熊明勇, 张克旭

(天津科技大学 食品科学与生物工程学院, 天津 300222)

摘要: 根据 L-缬氨酸发酵过程的实验数据, 利用 BP 神经网络进行训练, 建立实验模型, 实时获取生化变量的预测值并进行验证。结果表明, 运用 BP 神经网络对 L-缬氨酸发酵过程进行模拟, 所建立的模型能比较精确地模拟菌体生长、底物消耗及发酵产酸过程的变化, 可以为 L-缬氨酸发酵生产过程提供动态模拟, 具有重要的实用价值。

关键词: 神经网络; L-缬氨酸; 发酵

中图分类号: TP 183

文献标识码: A

Neural Network Based Modeling for L-Valine Fermentation

ZHAO Li-li, CHEN Ning, XIONG Ming-yong, ZHANG Ke-xu

(School of Food Science and Biotechnology, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: Experimental models were constructed using neural network to train experimental data, and the predicted values of the models were compared with the measured values. The result showed that theses models can accurately predict the time course of cell growth, glucose consumption, and valine production during the fermentation. The models can simulate the dynamics in L-valine fermentation well, and should be put into practical use.

Key words: neural networks; L-valine; fermentation

人工神经网络^[1] (artificial neural networks, ANNs) 是人工智能技术的一个重要分支。它通过模拟生物学意义上的人脑神经元及其互连网络的功能, 利用神经网络计算的非线性并行处理等特征, 在实现复杂非线性系统的建模、估计、预测诊断和自适应控制等方面得到广泛的应用^[2,3]。L-缬氨酸的发酵过程是很复杂的非线性动态过程, 影响因素很多^[4], 其中一些关键的生化变量如细胞浓度、底物浓度以及产物浓度等需要离线取样分析, 造成取样间隔时间长, 数据滞后且误差较大, 而这几个生化变量又是影响实验的重要因素。解决此问题的办

法是通过在线测量与相应生化变量的浓度之间建立模型, 由软件算法在线估计所需要测量的生化变量的浓度, 基于实验数据的黑箱建模方法-BP 神经网络法很好地解决了这一问题。作者研究结果表明, 利用 BP 神经网络模拟与预测 L-缬氨酸的发酵过程具有重要意义。

1 材料与方法

1.1 出发菌株

黄色短杆菌 (*Brevibacterium flavum*) TV10, 天津科技大学代谢控制发酵研究室保存菌株。

收稿日期: 2002-07-28; 修回日期: 2002-09-20.

作者简介: 赵丽丽 (1977-), 女, 辽宁大连人, 发酵工程博士研究生。

1.2 培养基

1.2.1 种子培养基组成 组分(g/L):葡萄糖 30, 玉米浆 30, 酵母膏 8, 尿素 1, KH_2PO_4 1, $\text{MgSO}_4 \cdot 7\text{H}_2\text{O}$ 0.4, $\text{MnSO}_4 \cdot \text{H}_2\text{O}$ 0.01, Met 0.5, VB_1 300 $\mu\text{g/L}$, VH 200 $\mu\text{g/L}$, pH 7.0~7.2, 0.1 MPa 压力下灭菌 10 min.

1.2.2 发酵培养基组成 组分(g/L):葡萄糖 150, 玉米浆 30, $(\text{NH}_4)_2\text{SO}_4$ 40, KH_2PO_4 1, $\text{MgSO}_4 \cdot 7\text{H}_2\text{O}$ 0.4, $\text{MnSO}_4 \cdot \text{H}_2\text{O}$ 0.01, Met 0.5, Ile 0.06, Leu 0.2, VB_1 300 $\mu\text{g/L}$, VH 200 $\mu\text{g/L}$, pH 7.0~7.2, 0.07 MPa 压力下灭菌 10 min.

1.3 分析方法

1.3.1 细胞浓度 采用离心烘干称重法.

1.3.2 还原糖 采用 SBA-4C 多功能谷氨酸-葡萄糖分析仪测定.

1.3.3 L-缬氨酸 采用纸上层析法、比色定量法和高效液相色谱法测定.

1.4 BP 网络结构及算法原理

1.4.1 BP 网络结构 BP 网络是一种前馈式全连接多层神经网络,具有较强的联想记忆和推广能力,3 层 BP 网络能以任意精度逼近任何非线性连续函数^[5].BP 网络由一个输入层、一个和多个隐层及一个输出层组成,每层可含有一个或多个神经元.作者采用的是 $1 \times 4 \times 1$, $3 \times 6 \times 1$, $3 \times 9 \times 1$ 的 3 种 3 层 BP 网络结构,分别见图 1~图 3 所示.

图 1 为 L-缬氨酸发酵过程中用于菌体质量浓度预测的 BP 网络结构,其中网络的输入变量是发酵时间,输出变量是菌体质量浓度,中间隐层上有 4 个神经元输出.图 2 是残糖质量浓度预测的 BP 网络结构,其中网络的 3 个输入变量分别是发酵时间、菌体质量浓度及 L-缬氨酸产量,输出变量是残糖质量浓度,中间隐层上有 6 个神经元输出.图 3 是预测 L-缬氨酸质量浓度的 BP 网络结构,其中网络的 3 个输入变量分别是发酵时间、菌体质量浓度及残糖质量浓度,输出变量是 L-缬氨酸产量,中间隐层上有 9 个神经元输出.

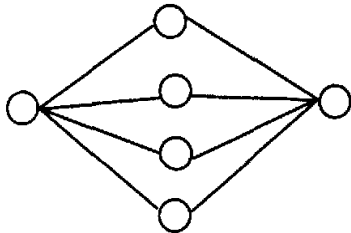


图 1 模拟菌体质量浓度的 BP 网络结构

Fig.1 BP network structure for training concentration

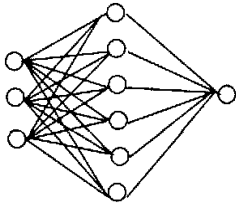


图 2 模拟底物质量浓度的 BP 网络结构

Fig.2 BP network structure for training substrate concentration

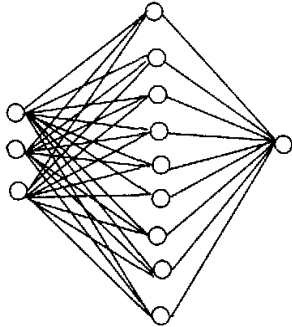


图 3 模拟产物质量浓度的 BP 网络结构

Fig.3 BP network structure for training product concentration

1.4.2 算法原理 见文献[6].

2 结果与讨论

2.1 L-缬氨酸发酵过程菌体质量浓度、底物质量浓度及 L-缬氨酸质量浓度的变化

在缬氨酸发酵过程中,每隔 4 h 取样测定,测定结果见表 1.

表 1 L-缬氨酸发酵过程参数测定

Tab.1 Measurements in L-valine fermentation

时间/h	菌体质量浓度/(g/L)	缬氨酸质量浓度/(g/L)	残糖质量浓度/(g/L)
0	1.0	0	150
4	1.7	0	149
8	2.9	1.1	142
12	4.7	3.3	135
16	6.7	5.6	129
20	8.9	7.8	119
24	11.3	10.1	109
28	13.8	12.5	97
32	15.6	15.9	88
36	16.5	18.9	79
40	16.9	22.8	68
44	17.1	25.9	58
48	17.2	29.8	45
52	17.2	33.7	32

2.2 神经网络拟和结果

采用图 1~图 3 所示的 3 层 BP 网络结构,分别模拟菌体质量浓度、底物质量浓度和产物质量浓度.学习步长取 0.2,训练误差 E 取 0.001,学习速率为 0.06,用 14 个样本进行学习,模拟结果见表 2.

人工神经网络利用仿生学原理,模拟人脑处理信息的方式,通过非线性并行神经运算方法处理数据,进行数值模拟.由表 2 可知,神经网络能较精确地拟和输入样本的数据,最大相对误差不超过 3.9%,满足误差要求.

2.3 神经网络训练预测结果

将每种发酵参数(菌体质量浓度、底物质量浓度以及 L-缬氨酸质量浓度)分别取 3 个未参加训练的样本,用已掌握知识信息的神经网络进行拟映射,映射结果见表 3.

结果表明,无论是对于菌体质量浓度、残糖质量浓度还是对于 L-缬氨酸的质量浓度,映射结果与实际值都很接近,相对误差不超过 2.9%,可见训练的神经网络是十分可靠的.

表 2 神经网络拟和结果
Tab.2 The result of the neural network models

时间/ h	菌体质量浓度 拟和值/(g/L)	相对误差/ %	缬氨酸质量浓度 拟和值/(g/L)	相对误差/ %	残糖质量浓度 拟和值/(g/L)	相对误差/ %
0	1.0000	0.0000	-0.0008	0	149.9392	-0.0405
4	1.6999	0.0035	-0.0019	0	149.0000	0.0000
8	2.9007	-0.0242	1.0657	1.4939	141.9554	-0.0314
12	4.6973	0.0583	3.2868	-0.3993	135.6928	0.5132
16	6.7067	-0.1005	5.6000	0.0004	127.7753	-0.9494
20	8.8873	0.1431	7.6585	-1.8146	119.5423	0.4557
24	11.3213	-0.1883	10.2420	1.4056	108.8628	-0.1259
28	13.7700	0.2172	12.6389	1.1111	97.9883	1.0189
32	15.6171	-0.1096	15.7542	-0.9168	87.1425	-0.9745
36	16.5415	-0.2515	19.2317	1.7548	79.0024	0.0031
40	16.8892	0.0640	22.4551	-1.5126	68.5277	0.7761
44	17.0045	0.5585	25.9199	0.0767	57.0935	-1.5629
48	17.0411	0.9239	29.8000	-0.0000	44.8875	-0.2501
52	17.0525	0.8573	33.2229	-1.4157	33.2666	3.9582

表 3 神经网络训练的实测值和预测值
Tab.3 Predicted values of the neural network models and measured value

时间/ h	菌体质量浓度/(g/L)		相对误差/ %	缬氨酸质量浓度/(g/L)		相对误差/ %	残糖质量浓度/(g/L)		相对误差/ %
	实测值	预测值		实测值	预测值		实测值	预测值	
56	17.1	17.06	0.86	36.80	36.95	-1.42	24	23.32	-2.82
60	17.0	17.06	0.26	39.70	40.54	0.42	16	16.00	0.00
64	16.7	17.06	-0.34	44.89	44.37	2.11	10	10.00	0.00

2.4 神经网络训练图

训练是神经网络的一个基本特征,它可以通过对文献值和实际值的反复训练与调整来达到需要的预测精度.图 4~图 6 分别是菌体质量浓度、底物质量浓度以及产物质量浓度的神经网络训练图.

由图 4~图 6 可知,通过一定代数的学习,BP 神经网络可以使训练误差值很小,可以最大精度地逼近非线性连续函数.运用 BP 网络对发酵过程中的实验数据进行学习,以训练后的网络作为数学模型映射时间与发酵过程参数之间复杂的非线性关

系,获得了较高的精度。

目前我国的 L-缬氨酸发酵为传统的间歇式分批发酵,在发酵生产过程中生化变量是通过人工采样和离线分析获得,其获得的数据只能用于离线指导,无法用于实时控制。而运用神经网络对发酵过程进行建模,实时获得难以在线测量的关键生化变量,准确地预测发酵趋势,从而克服时滞的影响,加快系统响应速度,以便有效地监控发酵过程并进行优化操作。

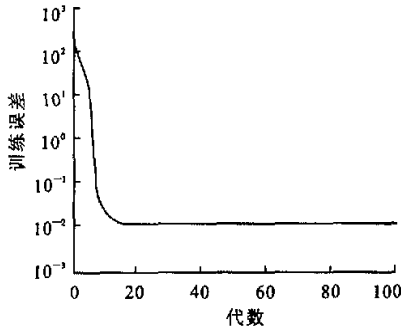


图 4 菌体质量浓度的神经网络训练图

Fig.4 Neural net training result for cell concentration

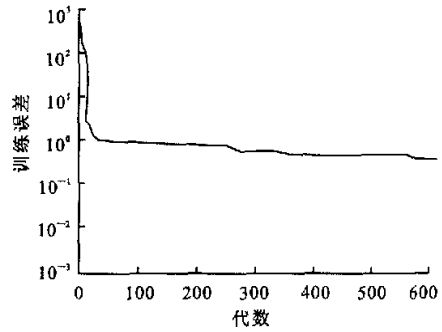


图 5 底物质量浓度神经网络训练图

Fig.5 Neural net training result for substrate concentration

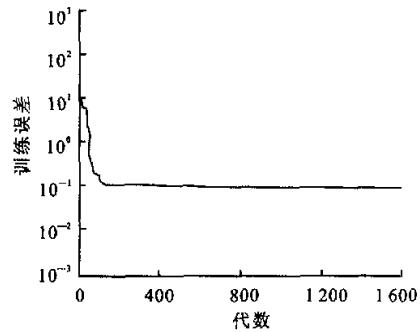


图 6 产物质量浓度的神经网络训练图

Fig.6 Neural net training result for production concentration

参考文献:

- [1] Hagan M T, Demuth H B. Neural Network Design[M]. Boston: PWS Publishing Company, 1996.
- [2] Gonzalo A, Eric L. Static and dynamic neural net work models for estimation biomass concentration during thermophilic lactic acid bacteria batch culture[J]. *J Ferment Bioeng*, 1998, 85(6):615-623.
- [3] Nazmul K M, Toshiomi Y, Sheyla L R, *et al*. Global and local neural network models in biotechnology: application to different cultivation process[J]. *J Ferment Bioeng*, 1997, 83(1):1-11.
- [4] Katsumata, Ryoichi. Process for producing L-valine[P]. 美国专利:USP 5521074, 1996.
- [5] 闻新,周露,王丹力,等. Matlab 神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社, 2001.
- [6] R-Hecht-Nielsen. Theory of the backpropagation neural network[J]. *Int J Conf on Neural Network*, 1989, (1):593-605.

(责任编辑:朱明)