

基于BP神经网络的产絮菌发酵参数的优化

吴丹^{1,2}, 杨基先^{1,2}, 李昂^{1,2}, 邢洁^{1,2}, 马放^{1,2}, 魏薇^{1,2}

(1. 哈尔滨工业大学 城市水资源与水环境国家重点实验室, 150090 哈尔滨;

2. 哈尔滨工业大学 市政环境工程学院, 150090 哈尔滨)

摘要: 为优化对产絮菌克雷伯氏菌 (*Klebsiella. sp.*) 的发酵参数, 首先用正交实验量化絮凝菌发酵参数对絮凝率和产率的影响度, 确定温度、摇床转数、pH 3 个影响度较高的发酵参数作为神经网络的输入, 絮凝率和产率为输出, 同时设计了训练样本. 经过反复训练, 建立了准确度高、误差小的预测模型, 并利用该模型实现发酵参数双指标的全局优化, 其最优发酵条件为温度 33 ℃、摇床转数 141 r/min、pH 7.90, 经验证此条件下实际絮凝率和产率分别为 92.67% 和 2.180 9 g/L, 絮凝率提高了 4.08%, 产率提高了 14.36%, 使生物絮凝剂产量低的问题得以初步改善. 利用所建立模型预测生物絮凝菌 F+ 在发酵罐中的发酵过程, 仿真误差较小.

关键词: 产絮凝; 发酵; BP 神经网络

中图分类号: Q939.99

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2013)10-0030-06

Optimization of flocculant-producing bacteria fermentation parameters by BP neural network

WU Dan^{1,2}, YANG Jixian^{1,2}, LI Ang^{1,2}, XING Jie^{1,2}, MA Fang^{1,2}, WEI Wei^{1,2}

(1. State Key Lab of Urban Water Resource and Environment, Harbin Institute of Technology, 150090 Harbin, China;

2. School of Municipal and Environmental Engineering, Harbin Institute of Technology, 150090 Harbin, China)

Abstract: To optimize the fermentation parameter of *Klebsiella. sp.*, orthogonal experiments were used to quantify the degree of the fermentation parameters of flocculant-producing bacteria MFX on the flocculation rate and the yield, which indentified temperature, shaking revolution and pH value as the input of neural network, flocculation rate and yield as the output of neural network, and then a training sample was designed. After repeat training, a prediction model with high accuracy and small error was established by which the optimum fermentation conditions: the temperature of 33 ℃, the stirring speed at 141 r/min and pH value of 7.90, were obtained. Meanwhile, the actual flocculation rate and the yields were 92.67% and 2.180 9 g/L, respectively. The flocculation rate increased 4.08%, and the yields of bio-flocculant increased 14.36%, which improved the yield of bio-flocculant. The model was used to predict the fermentation process of flocculant-producing bacteria F+ in the fermenter, the simulation error was small, which was the basis for the prediction and control of industrial fermentation process.

Key words: flocculant-producing bacteria; fermentation; BP neural network

收稿日期: 2012-11-12.

基金项目: 国家高技术研究发展计划项目(863 计划)(2009AA062906);
国家创新研究群体科学基金项目(51121062);城市水资源与水
环境国家重点实验室(哈尔滨工业大学)自主课题(2010TX03,
2010DX09).

作者简介: 吴丹(1986—),女,博士研究生;

杨基先(1964—),男,教授,博士生导师;

马放(1963—),男,教授,博士生导师.

通信作者: 杨基先, yangxj@hit.edu.cn; 马放, mafang@hit.edu.cn.

絮凝剂在处理城市生活污水、工业废水,特别
在处理特殊废水方面应用广泛,其中以生物絮凝
剂受到最为广泛关注. 但是因其产量低、表征指标
单一等问题,阻碍了生物絮凝剂大批量生产. 尤其
工业发酵过程复杂、不稳定的特性导致无法对发
酵过程进行预测. 因而,目前对生物絮凝剂的研究
只停留在实验室的小试阶段,不能大规模在工业
中使用^[1].

生物絮凝剂是产絮菌通过发酵产生的, 而发酵过程中的很多因素会直接关系到生物絮凝剂的絮凝效能^[2-3]. 因此, 优化发酵过程的参数, 得到最优的发酵条件, 对获得高效的生物絮凝剂具有重要意义. 而微生物的发酵过程是时刻变化、高度非线性的过程, 其发酵过程的机理特别复杂, 不易掌控^[4]. BP 神经网络可以利用计算机设计的程序对自变量和因变量之间的关系进行建模, 同时能够从原始数据直接模拟复杂的、非线性的关系^[5]. 本实验采用 BP 神经网络建立发酵参数对絮凝效能的预测模型, 针对絮凝率和产率对发酵参数进行全局优化, 得到最佳的发酵条件^[6]. 研究发酵参数对絮凝率和絮凝剂产率的影响, 并利用 BP 神经网络以絮凝率和产率为双输出, 对发酵参数进行优化, 而常规优化方法达不到同时优化两个输出参数的目的. 以期提高生物絮凝剂的产率和絮凝率, 为日后生物絮凝剂能够大规模生产奠定基础, 为实现工业发酵过程的预测和控制提供依据.

1 实验

1.1 实验材料

1.1.1 试剂

酵母膏, 葡萄糖, 尿素, 氯化钠, 磷酸氢二钾, 磷酸二氢钾, 氯化钙, 高岭土, 硝酸钠, 氢氧化钠, 琼脂, 蔗糖等.

1.1.2 仪器

双层全温度恒温振荡器, 紫外光栅分光光度计, pH 计, 六联混凝实验搅拌机, 生化培养箱, 全自动压力蒸汽灭菌器, 鼓风干燥箱等.

1.1.3 菌种

产絮菌由哈尔滨太平污水厂的活性污泥中分离得到, 经鉴定为克雷伯氏菌 (*Klebsiella. sp.*)

1.1.4 培养基

1) 酵母培养基 (g/L): 蛋白胨 5, 麦芽膏 3, 酵母膏 3, 葡萄糖 10, 琼脂 15 ~ 18.

2) 絮凝剂发酵培养基 (g/L): 葡萄糖 10, 酵母膏 0.5, 尿素 0.5, $MgSO_4 \cdot 7H_2O$ 0.2, NaCl 0.1, K_2HPO_4 5, KH_2PO_4 2, pH 7.2 ~ 7.5^[7].

1.2 实验方法

1.2.1 培养方法

将在酵母培养基中活化后的产絮菌接种在 20 mL 已灭菌的絮凝液体培养基, 摇床中培养 24 h 后将此发酵液作为种子液, 接种于 100 mL 的絮凝液体培养基中, 发酵液按不同发酵参数进行培养.

1.2.2 测定方法

1) 产率. 取 50 mL 培养好的发酵液, 将其离心后取上清液. 在上清液中加入 2 倍体积在 4 °C 下预冷的无水乙醇, 经搅拌后, 溶液中会出现白色絮体, 将白色絮体过滤收集. 在剩余溶液中加入 1 倍体积的无水乙醇, 再次进行絮凝剂的提取. 提取出的白色絮体放于烘箱中, 在 105 °C 条件下烘干 2 h, 待冷却后测定其干质量. 产率用单位体积发酵液中絮凝剂的干质量来表示, 单位为 g/L.

2) 絮凝率. 称 5.0 g 化学纯高岭土于烧杯中, 加入 1 000 mL 自来水, 搅拌均匀后加入 10 mL 絮凝剂 (其中一个烧杯不加絮凝剂) 和 1.5 mL 10% 的 $CaCl_2$ 溶液, 并用 NaOH 溶液将高岭土溶液 pH 值调节至 7.2, 同时以未加絮凝剂的溶液作为空白对照. 用混凝搅拌机先快搅 40 s, 再慢搅 4 min, 然后静沉 20 min, 用 721 分光光度计在 550 nm 处测定上清液的透光率, 并按下式计算^[6].

$$\text{絮凝率} = \frac{A - B}{A} \times 100\%$$

式中: A 为空白对照上清液浊度 (透光率); B 为样品上清液浊度 (透光率).

1.2.3 絮凝菌发酵参数的影响度定量分析

通过正交实验得到的数据, 分析絮凝剂的投加量、培养温度、絮凝环境 pH、摇床转数和发酵时间 5 个参数对絮凝率和絮凝剂产率的影响程度, 量化其影响度. 并以此为基础, 设计发酵参数优化的变量. 在单因素实验结果的范围内, 每个因素选取 4 个水平, 采用正交设计表 $L_{16}(4^5)$ 设计实验, 共得到 16 组实验. 各因素设计水平如表 1.

表 1 正交实验因素水平

水平	A 温度/ °C	B 转数/ (r · min ⁻¹)	C pH	D 种子 液量/mL	E 时间/ h
1	33	135	7.5	5	15
2	35	140	7.7	7	18
3	37	145	8.0	8	21
4	40	150	8.2	10	24

1.2.4 BP 神经网络模型的建立与工业发酵过程的预测

本实验选用的是 3 层 BP 神经网络. 根据正交实验得到的参数影响度定量分析结果, 将选定影响度高的因素设为输入层的输入. 同时, 絮凝率和产率为输出层的输出. 在隐层节点数的确定上选用“试错法”^[8], 即在训练开始时, 先用一个较小的隐层节点数, 训练过程中再逐渐增大节点数. 在不断的训练中, 选出一个相对合适的数值作为

隐层节点数. 在训练样本设计上以正交实验为基础设计变量, 采用 CCD (central composite design) 实验设计方法. 模型的建立用 Matlab 软件进行生物絮凝剂产生菌发酵参数的训练及仿真.

同时, 将实验室的产絮菌 F + 在发酵罐中的参数带入所建立的模型, 通过 Matlab 软件预测出絮凝率和产率仿真值, 并与实验值进行比较, 以检验该模型对于产絮菌 F + 工业发酵过程的预测

能力.

2 实验结果

2.1 发酵参数的定量分析

根据正交实验设计, 将产絮菌在不同条件下进行培养, 测定了发酵液的絮凝率和絮凝剂的产率. 正交实验设计的参数及絮凝率结果如表 2, 产率结果如表 3 所示.

表 2 正交实验设计参数及絮凝率结果

实验	A 温度/℃	B 转数/(r · min ⁻¹)	C pH	D 种子液量/mL	E 时间/h	絮凝率/%
1	1	1	1	1	1	81.41
2	1	2	2	2	2	82.40
3	1	3	3	3	3	78.35
4	1	4	4	4	4	85.08
5	2	1	2	3	4	67.47
6	2	2	1	4	3	85.12
7	2	3	4	1	2	87.02
8	2	4	3	2	1	68.94
9	3	1	3	4	2	58.25
10	3	2	4	3	1	64.45
11	3	3	1	2	4	63.12
12	3	4	4	1	3	69.32
13	4	1	24	2	3	87.02
14	4	2	3	1	4	86.09
15	4	3	2	4	1	70.49
16	4	4	1	3	2	50.42
均值 1	81.810	73.537	71.017	80.960	71.323	
均值 2	77.138	79.515	72.420	75.370	70.523	
均值 3	63.785	74.745	72.907	66.172	79.953	
均值 4	74.505	69.440	80.892	74.735	75.440	
极差	18.025	10.750	9.875	11.788	9.430	

表 3 正交实验设计参数及产率结果

实验	A 温度/℃	B 转数/(r · min ⁻¹)	C pH	D 种子液量/mL	E 时间/h	产率/(g · L ⁻¹)
1	1	1	1	1	1	2.116
2	1	2	2	2	2	2.216
3	1	3	3	3	3	2.340
4	1	4	4	4	4	1.960
5	2	1	2	3	4	1.910
6	2	2	1	4	3	2.094
7	2	3	4	1	2	2.130
8	2	4	3	2	1	2.232
9	3	1	3	4	2	1.920
10	3	2	4	3	1	1.848
11	3	3	1	2	4	2.042
12	3	4	2	1	3	1.932
13	4	1	4	2	3	1.688
14	4	2	3	1	4	1.432
15	4	3	2	4	1	1.816
16	4	4	1	3	2	2.298
均值 1	2.157	1.907	2.136	1.901	2.002	
均值 2	2.091	2.106	1.968	2.045	2.141	
均值 3	1.935	2.082	1.981	2.099	2.014	
均值 4	1.809	1.897	1.906	1.949	1.836	
极差	0.348	0.209	0.230	0.198	0.205	

根据表 2 所列出的均值和极差, 得到针对絮凝率的最佳发酵参数条件为 $A_1B_2C_4D_1E_3$, 即最佳参数组合为: 温度 33 ℃, 摇床转数 140 r/min, pH 8.2, 种子液量 5 mL, 发酵时间 21 h. 各参数对絮凝率的影响程度, 通过分析极值得出 $R_A > R_D > R_B > R_C > R_E$. 即影响度从高到低排列为温度、种子液量、摇床转数、pH 和发酵时间.

对表 3 列出的产率正交实验直观分析得出, 发酵参数的最佳组合为 $A_1B_2C_1D_3E_2$, 即对于产率, 正交实验确定的最佳参数为: 温度 33 ℃, 摇床转数 140 r/min, pH 7.5, 种子液量 8 mL, 发酵时间 18 h. 而极值排序为 $R_A > R_C > R_B > R_E > R_D$, 即对于絮凝剂的产率, 温度是其最大的影响因素, 种子液投加量为影响度最低的因素.

综合絮凝率和絮凝剂产率的分析, 对于絮凝率和产率, 温度和 pH 均为影响度高的因素. 种子液量对絮凝率影响程度较大, 但对于絮凝剂产率的影响却较低. 综合各参数对絮凝率和产率的影响度分析, 将温度、摇床转数、pH 3 个因素确定为 BP 神经网络的输入. 根据正交实验结果, 初步得

到的最佳发酵条件为温度 33 ℃, 摇床转数 140 r/min, pH 8, 种子液投加量 7 mL, 发酵时间 21 h. 在此发酵条件下, 验证得到的发酵液絮凝率为 89.04%, 产率为 1.907 g/L, 该条件不适合高产量的生物絮凝剂生成, 需要进一步优化参数, 以达到同步优化絮凝率和产率的目的.

2.2 BP 神经网络对发酵参数的优化

2.2.1 BP 神经网络结构与样本设计

在正交实验中, 将温度、摇床转数、pH 确定为 BP 神经网络的 3 个输入. 同时, 以絮凝率和絮凝剂的产率为双输出.

在设计样本时, 用正交实验的结果作为基础设计变量, 采用 CCD (central composite design) 实验设计方法, 其因素水平设计如表 4 所示, 得到 3 因素 5 水平共 20 组实验, 而种子液投加量取 7 mL, 发酵时间为 21 h, 在此条件下进行发酵实验, 测定发酵液的絮凝率和生物絮凝剂产率, 其结果如表 5 所示. 同时, 将 CCD 实验设计的样本与正交设计样本共同作为网络训练的样本, 在其中取 90% 作为训练样本, 余下的为测试样本^[9].

表 4 CCD 设计水平

水平	A 温度/℃	B 转数/(r · min ⁻¹)	C pH
-1.68	33.0	135	7.80
-1	33.8	137	7.88
0	35.0	140	8.00
1	36.2	143	8.12
1.68	37.0	145	8.20

表 5 CCD 设计的样本输入及结果

实验号	A	B	C	Y1 絮凝率/%	Y2 产率/(g · L ⁻¹)
1	0	0	0	89.03	1.794
2	0	0	0	88.90	1.866
3	1	1	1	78.22	1.888
4	1	-1	-1	77.99	1.808
5	1	1	-1	73.97	1.942
6	-1	-1	1	81.55	1.860
7	0	0	0	89.55	1.888
8	-1	1	1	86.91	2.144
9	0	0	-1.68	77.57	1.926
10	0	-1.68	0	81.48	1.744
11	0	-1.68	0	76.36	1.706
12	0	0	0	91.05	1.860
13	-1	1	-1	83.26	2.168
14	1.68	0	0	85.24	1.592
15	0	0	1.68	74.81	1.742
16	0	0	0	89.87	1.768
17	-1	-1	-1	92.51	1.792
18	0	0	0	88.56	1.798
19	-1.68	0	0	85.23	2.022
20	1	-1	1	88.23	2.028

用 Matlab 软件完成产絮菌发酵参数的训练及仿真. 首先, 利用 mapminmax 函数完成对网络训练的样本初始化, 再用函数 trainlm 训练网络. 其中设置的最大训练次数为 1 000, 网络学习速率为 $0.1^{[10]}$. 在训练过程中, 根据“试错法”确定隐层节点数为 6, 最终形成了结构为 3 输入 2 输出 6 个隐层节点的 3 层 BP 神经网络结构.

2.2.2 模型的建立与参数的优化

在 BP 网络反复训练过程中, 误差下降稳定, 最终达到最小值 0.009 5, 真实值与仿真值间的仿真误差较小. 训练样本实验结果及仿真如表 6 所示. 可以看出, 真实值与仿真值间的仿真误差较小, 训练的模型准确率高.

表 6 训练样本实验结果及其仿真值

编号	影响因素			实验值		仿真值		仿真误差
	A 温度/ ℃	B 转数/ ($r \cdot \min^{-1}$)	C pH	絮凝率/ %	产率/ ($g \cdot L^{-1}$)	絮凝率/ %	产率 /($g \cdot L^{-1}$)	
1	33.0	135	7.50	81.41	2.112	80.70	2.105 2	0.003 2
2	33.0	140	7.70	82.40	2.216	84.12	2.270 4	0.024 6
3	33.0	145	7.80	78.35	2.340	74.35	2.279 8	0.025 7
4	33.0	150	8.20	85.80	1.900	85.08	1.960 0	$1.437e-10$
5	35.0	135	7.70	67.47	1.910	73.41	1.833 6	0.040 0
6	35.0	140	7.50	85.12	2.094	81.32	2.054 2	0.019 0
7	35.0	145	8.20	87.02	2.130	82.31	2.106 5	0.011 0
8	35.0	150	8.00	68.94	2.232	73.04	2.248 6	0.007 4
9	37.0	135	8.00	58.25	1.920	73.52	1.834 4	0.044 6
10	37.0	140	8.20	64.45	1.848	69.22	1.852 6	0.002 5
11	37.0	145	7.50	63.12	2.042	66.10	2.121 2	0.038 8
12	37.0	150	7.70	69.32	1.932	73.79	2.038 7	0.055 2
13	40.0	135	8.20	87.02	1.688	86.36	1.524 1	0.097 1
14	40.0	140	8.00	86.09	1.432	86.01	1.525 7	0.065 4
15	40.0	145	7.70	70.49	1.816	72.83	1.819 8	0.002 1
16	40.0	150	7.50	50.42	2.298	46.12	2.214 3	0.036 4
17	35.0	140	8.00	89.03	1.794	87.66	1.839 9	0.025 6
18	35.0	140	8.00	88.90	1.866	87.66	1.839 9	0.014 0
19	36.2	143	8.12	78.22	1.888	78.26	1.861 9	0.013 8
20	36.2	137	7.88	77.99	1.808	73.97	1.811 4	0.001 9
21	36.2	143	7.88	73.97	1.942	75.75	1.962 2	0.010 4
22	33.8	137	8.12	81.55	1.860	81.64	1.806 7	0.028 7
23	35.0	140	8.00	80.55	1.888	87.66	1.839 9	0.025 5
24	33.8	143	8.12	86.91	2.144	86.26	2.141 7	0.001 1
25	35.0	140	7.80	77.57	1.926	82.46	1.949 8	0.012 4
26	35.0	135	8.00	81.48	1.744	73.18	1.836 1	0.052 8
27	35.0	135	8.00	76.36	1.706	73.18	1.836 1	0.076 3
28	35.0	140	8.00	91.05	1.860	87.66	1.839 9	0.010 8
29	33.8	143	7.88	83.26	2.328	82.56	2.253 9	0.031 8
30	37.0	140	8.00	85.24	1.592	81.71	1.571 1	0.013 1
31	35.0	140	8.20	74.81	1.742	76.19	1.806 2	0.036 9
32	35.0	140	8.00	89.87	1.768	87.66	1.839 9	0.040 7

利用所建立的模型, 在一定范围内全局搜寻满足高絮凝率和高产率的最优解, 得到所对应的输入值^[11]. 多次优化筛选后得到最优发酵参数为温度 33.028 5 ℃、摇床转数 140.599 1 r/min、pH 为 7.902 7. 同时, 网络预测出该参数条件下的絮凝率为 93.18%, 絮凝剂的产率为 2.203 1 g/L. 从实际出发, 确定最佳发酵组合为温度 33 ℃、摇床转数 141 r/min、pH 为 7.90. 在此条件下进行发酵验证实验, 测定絮凝率和产率分别为 92.67% 和 2.180 9 g/L. 与正交实验优化的结果相比, 絮

凝率提高了 4.08%, 产率提高了 14.36%. 在絮凝率有所提高的基础上使产率得到较大提高, 达到同时提高絮凝率和产率的目的. 该方法打破原来絮凝率效果好而产率较低无法投入生产的格局, 为日后投入生产奠定了基础.

2.3 模型预测工业发酵过程能力的验证

在预测模型建立的基础上, 研究了实验室的产絮菌 F+ 在发酵罐中的发酵过程. 利用建立的模型预测不同发酵参数培养下发酵液的絮凝率和产率, 预测结果和真实值的对比如表 7 所示. 可

以看出, 实验值与模型预测的仿真值较接近, 其误差值比较低, 最大误差小于 0.1。证明了该模型能较好地预测同是细菌的 F+, 同时, 应用建立的模

型可以对不同发酵条件下的絮凝率和产率进行预测, 能较准确地预测出该菌在发酵罐中的发酵过程。

表 7 F+ 发酵实验值与其模型仿真值

编号	影响因素			实验值		仿真值		仿真误差
	A 温度/ ℃	B 转数/ ($r \cdot \min^{-1}$)	C pH	絮凝率/ %	产率/ ($g \cdot L^{-1}$)	絮凝率/ %	产率 /($g \cdot L^{-1}$)	
1	33.0	140	7.2	89.94	2.162	83.77	2.165 7	0.068 6
2	33.0	145	7.2	92.18	1.972	85.59	1.979 4	0.071 5
3	33.0	150	7.2	94.52	2.018	96.35	2.030 7	0.019 8
4	34.5	140	7.2	80.57	1.316	88.56	1.325 2	0.099 2
5	34.5	145	7.2	84.59	1.790	83.50	1.771 3	0.012 9
6	34.5	150	7.2	89.03	1.946	83.06	1.934 5	0.067 1
7	36.0	140	7.2	77.60	1.040	81.13	1.033 8	0.045 4
8	36.0	145	7.2	84.81	1.342	90.28	1.362 0	0.064 5
9	36.0	150	7.2	86.36	1.848	80.91	1.883 4	0.063 1

3 结 论

1) 定量分析了发酵参数对絮凝率和产率的影响度, 培养温度、絮凝环境 pH、摇床转数为影响度较高的因素, 确定为神经网络的 3 个输入神经元。

2) 反复训练网络得到了预测模型, 发酵参数的最优解为温度 33 ℃、摇床转数 141 r/min、pH 为 7.90, 此条件下实际絮凝率和产率分别为 92.67% 和 2.180 9 g/L; 与正交实验优化的结果相比, 絮凝率提高了 4.08%, 产率提高了 14.36%, 达到了絮凝率和产量同步提高的目的。

3) 该模型能很好地预测 F+ 在发酵罐中的发酵过程。仿真值与实验值接近, 误差较小, 最大误差小于 0.1。

参考文献

- [1] SALEHIZADEH H, SHOJAOSADATI S A. Extracellular biopolymeric flocculants recent trends and biotechnological importance[J]. *Biotechnology Advances*, 2001, 19(5): 371–385.
- [2] SALEHIZADEH H. Some investigation on bioflocculant producing bacteria [J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2000, 5(1): 39–44.
- [3] SHENG Y L, ZHANG Q, SHENG Y R. Screening and flocculating properties of bioflocculant-producing microorganisms [J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing, Mineral, Metallurgy,*

Material, 2006, 13(4): 289–292.

- [4] 王雪. 生物絮凝剂混菌发酵条件优化及动力学分析 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
- [5] SHA W, EDWARDS K L. The use of artificial neural networks in materials science based research [J]. *Materials and Design*, 2007, 28: 1747–1752.
- [6] MJALLI F S, AL-ASHEH S, ALFADALA H E. Use of artificial neural network black-box modeling for the prediction of wastewater treatment plants performance [J]. *Journal of Environmental Management*, 2007, 83: 329–338.
- [7] JANG J H, IKE M, KIM S M. Production of a novel bioflocculant by fed–batch culture of *Citrobacter* sp. [J]. *Biotechnology Letters*, 2001, 23: 593–597.
- [8] 杨艳子. 基于 BP 神经网络和稳健性分析的机械扩径工艺参数优化 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2010.
- [9] 李海亮, 王莹, 张洁, 等. 基于人工神经网络和遗传算法的黑木耳糙米醋发酵条件优化 [J]. *中国酿造*, 2011(7): 141–143.
- [10] GUOLIN J, WENTING D, YINGYING G. Studies on prediction of separation percent in electro dialysis process via BP neural networks and improved BP algorithms [J]. *Desalination*, 2012, 291: 78–93.
- [11] SADEGHI B H M. A BP-neural network predictor model for plastic injection molding process [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2000, 103: 411–416.

(编辑 刘 彤)