

文章编号 1000-5013(2000)04-394-05

木糖醇发酵液脱色的优化工艺

梅余霞 谢晓兰 万 宁 方柏山

(华侨大学化工学院, 泉州 362011)

摘要 根据木糖醇发酵脱色实验,借助均匀设计法,确定人工神经网络的隐层神经元数、学习速度和动量因子等模型参数.构建一个能用于预测、优化木糖醇发酵液脱色过程的3层数学模型(5-8-1),并通过遗传算法寻优,获得效果更好的脱色工艺.

关键词 木糖醇, 脱色, 均匀设计, 遗传算法, 人工神经网络

中图分类号 TQ 923: TP 183

文献标识码 A

发酵法生产木糖醇,已经越来越受到关注,但研究其深加工并不多见.木糖醇发酵液呈棕色,所含的色素成分复杂,对深加工不利,必须予以脱色^[1].目前国内外关于此方面的报道很少^[2~3].据此,在我们所进行的木糖醇发酵研究^[4],以及应用人工神经网络于木糖醇发酵液脱色过程研究^[5]的基础上,本文首先根据单因素法实验所得到的较优结果用人工神经网络模拟.然后,交替使用遗传算法和人工神经网络模型,进一步寻优及实验验证,以期通过较少的实验得到更好的木糖醇发酵液脱色效果.

1 材料与实验方法

1.1 材料

木糖醇发酵液(德国产的 Biostat 发酵罐发酵制得),40~50目活性炭,其他试剂按常规.

1.2 实验方法

用单因素法安排实验,采取分批方法.木糖醇浓度的分析采用 Nash 法^[6,7],色素浓度的测定采用分光光度法,以水为空白对照,于420 nm下测吸光度.

2 实验内容

2.1 活性炭用量对木糖醇发酵液脱色的影响

分别称取已处理过的活性炭(用量各异),放入100 mL发酵液中于室温(25℃)下搅拌脱色(搅拌速度为100 r·min⁻¹).脱色1 h后真空抽滤,并在6 000 r·min⁻¹的转速下离心15 min.然后,分别测色素的OD值和木糖醇的含量,计算脱色率 η_1 、木糖醇回收率 η_2 ,以及总效率

η (即前两者之积), 结果如图 1 所示. 由图可知, 在活性炭用量(M_c) 较少时, 随着活性炭用量的增加脱色效果明显增强, 当用量达到 25 g 之后, 脱色效果趋于平稳. 木糖醇回收率则随活性炭用量的增加而减少. 对于总效率而言, 活性炭用量为 10 g 时最高. 考虑到色素的残余对深加工很不利, 以脱色率为优先考虑的因素, 故选择 100 mL 发酵液与 25 g 活性炭为较佳的条件.

2.2 发酵液 pH 值对脱色的影响

分别取 100 mL 发酵液(pH 值各异), 加入 25 g 活性炭, 在室温下以 $100 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 的搅拌转速下脱色 1 h, 结果如图 2 所示. 由图可见, pH 值对脱色效果及木糖醇回收率影响均不大. 考虑到对设备的要求, 选择 pH 值为 6.0.

2.3 搅拌速度对脱色的影响

分别取 100 mL 发酵液, 调节 pH 值为 6.0, 加入 25 g 活性炭, 在室温下以不同的转速(v) 搅拌脱色 1 h, 结果如图 3 所示. 由图可知, 搅拌速度在 $150 \sim 200 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 之间时, 木糖醇回收率较高. 对于脱色率, 搅拌速度的影响较小. 考虑到能耗问题, 选择搅拌速度为 $140 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$.

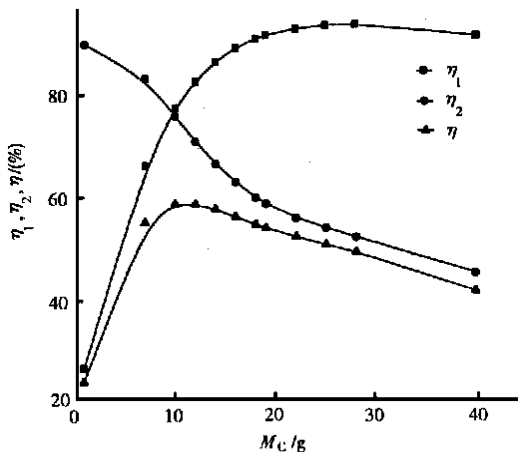


图 1 活性炭用量对脱色效果的影响

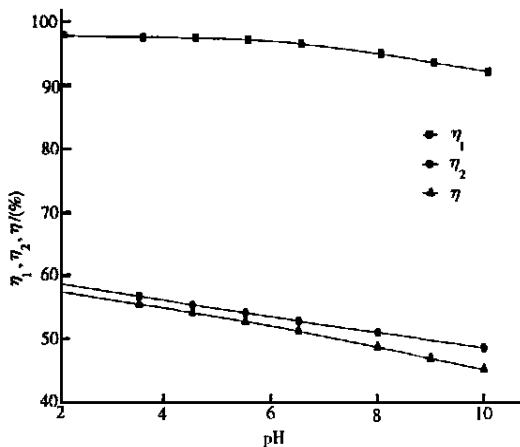


图 2 pH 对脱色效果的影响

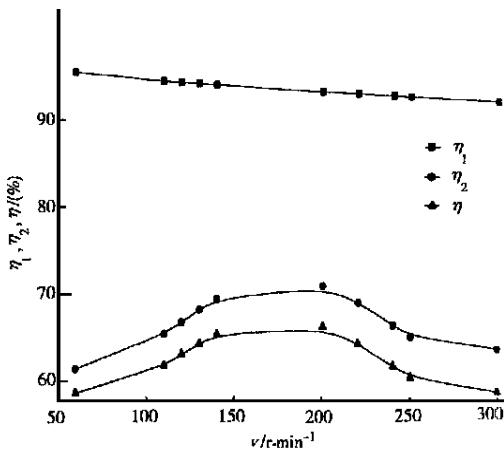


图 3 搅拌速度对脱色效果的影响

2.4 发酵液温度对脱色的影响

分别取 100 mL 发酵液, 调节 pH 值为 6.0, 在不同的温度(θ) 下以 $140 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 的转速搅拌脱色 1 h, 结果如图 4 所示. 由图中可知, 温度对脱色率的影响不是很明显. 对于木糖醇回收率而言, 温度越高值越大. 考虑到能耗, 选择脱色温度为 50 .

2.5 脱色时间对脱色效果的影响

分别取 100 mL 发酵液, 调节 pH 值为 6.0, 在 50 下以 $140 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 的转速搅拌脱色, 脱色时间(t) 各异, 结果如图 5 所示. 由图中可看出, 当 t 达到 60~80 min 时, 脱色效果较好; 而对

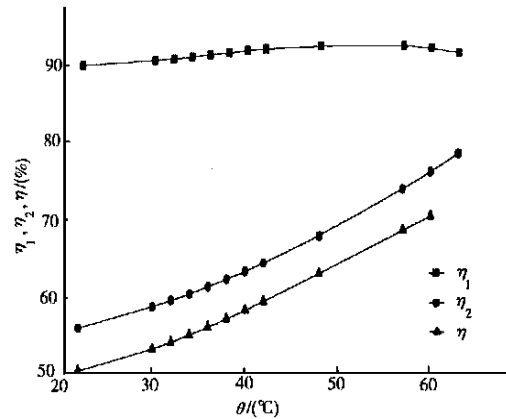


图 4 脱色温度对脱色效果的影响

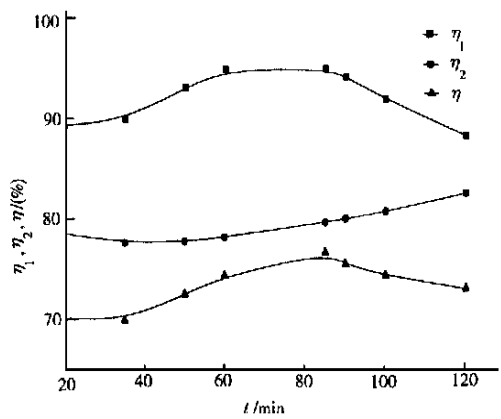


图 5 脱色时间对脱色效果的影响

于木糖醇回收率而言,在时间较短时较小.考虑总的效率,选择脱色时间为 80 min.

3 过程模拟

人工神经网络是采用物理可实现的系统,来模仿生物体实际神经网络的结构和功能的体系.它通过对简单非线性函数的复合来表达复杂的过程,不需要对模型的形式参数加以限制,能够能动地适应环境的变化,在数据中寻找相关规律.由此建立的模型具备一定的抗干扰性,广泛地应用于非线性体系的模拟与优化.

3.1 人工神经网络的构建

在前面大量实验的基础上,构建人工神经网络.输入变量为活性炭用量、发酵液 pH 值、搅拌速度、发酵液温度和脱色时间,而输出变量则为脱色率与木糖醇回收率的乘积.隐层神经元数、学习速度和动量因子,是影响模型收敛性和稳定性的重要因素.为了考察这 3 种因素的综合影响,本文采用均匀设计法^[8]安排神经网络训练方案,从 50 组实验数据中挑出 38 组进行训练,如表 1 所示.表中学习速度为 φ ,动态因子为 δ ,平均相对误差为 $\bar{\epsilon}$,相对误差变化率为 ω .由表 1 可知,模型 5-3-1 和 5-9-1 的相对误差变化率已经很小,没有继续训练的潜力.模型 5-5-1 的相对误差变化率很大,但其平均相对误差也很大.相比之下,模型 5-8-1 可望得到较好的训练结果.

表 1 不同模型神经网络的均匀设计与训练结果(均迭代 20 000 次)

参 数	5-3-1	5-4-1	5-5-1	5-6-1	5-7-1	5-8-1	5-9-1
φ	0.3	0.5	0.7	0.2	0.4	0.6	0.8
δ	0.6	0.90	0.40	0.80	0.20	0.70	0.95
$\bar{\epsilon}(\%)$	4.43	3.32	4.20	3.41	5.47	2.94	2.27
ω	4.70×10^{-4}	1.50×10^{-3}	3.71×10^{-3}	3.37×10^{-3}	1.26×10^{-3}	1.65×10^{-3}	2.38×10^{-4}

3.2 模型检测

用 5-8-1 模型对 38 组数据进行预测,结果如图 6 所示.由图可知,5-8-1 的模型模拟性能良好,38 组数据的实际值与理想值的偏差基本上都在 5% 以内.

3.3 状态预测

为了检验模型的可靠性,在确定的条件下对另外 12 组未参加训练的数据进行预测,结果如图 7 所示. 由图可知,实际值与理想值之间的相对误差都在 $\pm 5\%$ 以内,可见 5-8-1 模型还具有较好的预测性能.

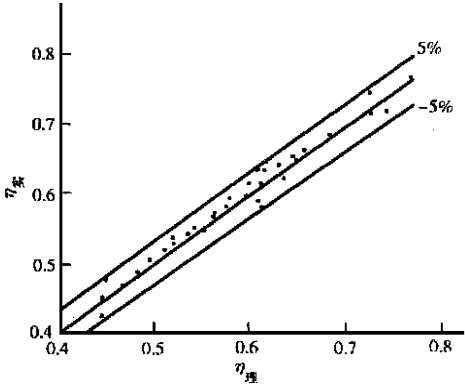


图 6 模型检验

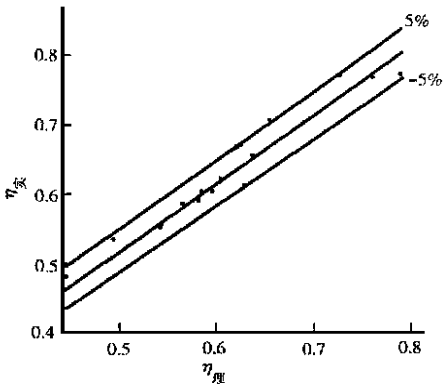


图 7 神经网络训练结果

4 工艺条件优化

4.1 优化方法——遗传算法

遗传算法(GA)是建立在达尔文进化论和孟德尔遗传理论上,模拟自然界生物进化过程的自适应寻优技术.它不易陷入局部最优,且适合于大规模并行分布处理,易于和神经网络等相结合^[9].据此,我们在人工神经网络模拟的基础上进一步利用 GA 来寻优.输入变量为 5 个,输出变量为 1 个,种群数为 10,个体编码长度为 6,分区数为 64,交叉概率为 0.75,突变概率为 0.001,最后得到每一代的平均值及最大值如图 8 所示.

表 2 GA 寻优结果验证

序号	$\eta_{理}/(\%)$		$\eta_{实}/(\%)$		$\Delta\eta/(\%)$
	次序	输出值	次序	输出值	
1	2	81.07	2	82.51	+ 1.44
2	5	69.53	6	59.64	- 9.89
3	6	66.16	4	72.66	+ 6.50
4	3	80.97	5	66.51	- 14.46
5	1	82.24	1	82.74	+ 0.50
6	4	78.16	3	74.75	- 4.01

由图 8 可见,随着遗传代数(i)的子代增多,平均值与最大值都是越来越高,至后几代几乎达到定值.例如到第 10 代时,平均适应度为 0.803 850 0,最大适应度为 0.889 120 0,相差不大.可见,第 10 代足已达到要求.每一代都有 10 组输出值,共有 100 组输出值,在其中随机挑选 6 组(其中一组为总效率最大的)进行验证,结果如表 2 所示.

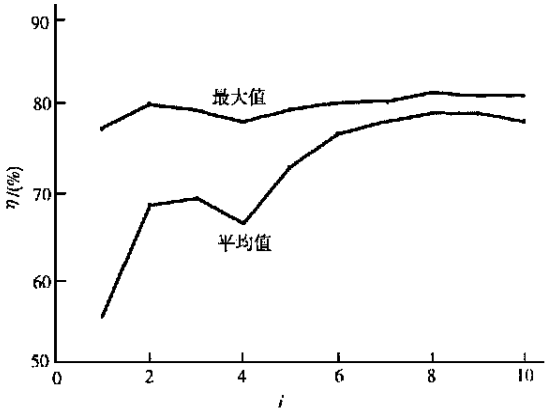


图 8 各代平均值与最大值

实验结果表明,利用遗传算法进行优化可以得到更为理想的脱色工艺条件.即每 100 mL

发酵液活性炭用量为 16.75 g、pH 值为 3.81、搅拌转速为 $166.5 \text{ r} \cdot \text{min}^{-1}$ 、脱色温度为 49、脱色时间为 111 min. 验证结果表明, 理想值与实际值基本一致, 偏差除个别外都在 $\pm 10\%$ 以内, 基本上遵循其次序排列的规律. 并且在此优化工艺下, 其总效率提高到 82.74%

5 结束语

将人工神经网络与遗传算法相结合, 首先得到比较合理的模拟模型, 继而在全局范围内寻优, 得到更佳的脱色工艺条件. 研究表明, 这种方法应用于优化木糖醇发酤液的脱色工艺是行之有效的. 进一步推广到类似的系列化工艺过程中, 有利于实现过程优化.

参 考 文 献

- 1 尤 新. 木糖醇的生产和应用[M]. 北京: 轻工业出版社出版, 1984. 79 ~ 80
- 2 Heikkila. Method for the production of xylitol. United States Patent, 5081026. 1992-01-14
- 3 Gurgel P V, Mancilha I M, Pecanha R P, et al. Xylitol recovery from fermented sugarcane technology [J]. Bioresource Technology, 1995, 52: 219 ~ 223
- 4 陈宏文, 方柏山, 胡宗定. 由莫格假丝酵母发酵法生产木糖醇的研究[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 1998, 19(4): 416 ~ 419
- 5 谢晓兰. 发酵法生产木糖醇的工艺研究[D]: [学位论文]. 泉州: 华侨大学化工学院, 1995. 29 ~ 41
- 6 Song He B, Arnold L. D. An improved colorimetric assay for polyols[J]. Analytical Biochemistry, 1997, 81: 18 ~ 20
- 7 Lise D, Fmest K C Yu. A simple pentose assay for biomass conversion studies[J]. Applied Microbiology Biotechnology, 1986, 24: 379 ~ 385
- 8 方开泰. 均匀设计及其应用[J]. 数理统计与管理, 1994, 13: 1 ~ 3
- 9 方柏山. 生物技术过程模型化与控制[M]. 广州: 暨南大学出版社出版, 1997. 356 ~ 385

Technology for Optimizing Decoloration of Xylitol Fermentation Liquor

Mei Yuxia Xie Xiaolan Wan Ning Fang Baishan

(College of Chem. Eng., Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou)

Abstract Artificial neural network and genetic algorithm are applied to the technology for optimizing decoloration of xylitol fermentation liquor. Based on experiment of xylitol fermentation and decoloration, a 5-8-1 three level mathematical model is formed for predicting and optimizing decoloration of xylitol fermentation. It is formed with the help of uniform design method by which such model parameters as number of neurons in the implicit level of artificial neural network, speed of learning, and momentum factors can be determined. The technology with better decoloration effect can be obtained by genetic algorithm which seeks optimization.

Keywords xylitol, decoloration, uniform design, genetic algorithm, artificial neural network