

DOI:10.3969/j.issn.1000-1298.2010.05.025

紫菜降压肽酶膜耦合反应制备工艺 RBF 神经网络优化^{*}刘 斌¹ 马海乐¹ 李树君^{1,2} 李 文¹ 辛君伟¹

(1. 江苏大学食品与生物工程学院, 镇江 212013; 2. 中国农业机械化科学研究院, 北京 100083)

【摘要】 以条斑紫菜为原料, 利用建立的酶膜反应器制备紫菜降压肽, 为获得最大蛋白转化率, 采用径向基人工神经网络模型(RBF-ANN)对该工艺进行优化, 并采用交互验证的方法优化并建立最优模型。通过模型的模拟及优化, 得到间歇式酶膜耦合制备紫菜降压肽的最佳工艺条件: 底物质量浓度 1.0 g/mL、加酶量 4%、反应温度 50℃、pH 值 9.0、循环泵转速 300 r/min 的条件下反应 60 min。其蛋白转化率为 55.67%, 多肽得率为 22.27%, 单位酶产肽量为 13.91, IC₅₀ 质量浓度为 0.492 mg/mL。在优化工艺条件基础上进行连续酶膜耦合研究, 结果表明: 与传统酶解反应相比, 蛋白转化率提高 21.98%, 多肽得率提高 8.79%, 单位酶肽产量比间歇反应提高 4.7 倍。

关键词: 条斑紫菜 酶膜耦合 工艺优化 降压肽 径向基函数神经网络

中图分类号: Q819; TS201.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)05-0120-06

Production of ACE Inhibitor Peptides from *Porphyra yezoensis* in Batch Membrane Reactor Based on RBF-ANN

Liu Bin¹ Ma Haile¹ Li Shujun^{1,2} Li Wen¹ Xin Junwei¹

(1. School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences, Beijing 100083, China)

Abstract

To explore an optimal preparation method of angiotensin converting enzyme (ACE) inhibitor peptides from *Porphyra yezoensis* with protease, several conditions about batch membrane reaction with raw material feeding were attempted in enzymatic membrane reactor. Radial basis function neural network (RBF-ANN) models were employed to optimize the condition. Some parameters were optimized based on cross-validation to calibrate a robust model. The optimal operating conditions for the maximum protein conversion rate obtained by the model were as followings: substrate concentration 1.0 g/mL, enzyme concentration 4%, reaction temperature 50℃, pH value 9.0, pump rotation speed 300 r/min and reaction time 60 min. Under these conditions, protein conversion rate was 55.67%, the yield of peptides was 22.27%, quantity of peptides per gram of enzyme was 13.91 and IC₅₀ was 0.492 mg/mL. Base on the optimum conditions enzyme membrane reaction with continuous feeding *Porphyra yezoensis* was also studied; compared to the traditional methods, protein conversion rate improved by 21.98%, yield of peptides increased by 8.79%, and quantity of peptides per gram of enzyme was improved by 4.7 times.

Key words *Porphyra yezoensis*, Coupling of enzymatic hydrolysis and membrane separation, Process optimization, ACE inhibitor peptides, RBF-ANN

收稿日期: 2009-11-10 修回日期: 2010-01-08

^{*} 国家“863”高技术研究发展计划资助项目(2007AA100404)、高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(200802990010)和江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(CX08B-149Z)

作者简介: 刘斌, 博士生, 主要从事农产品加工及贮藏技术研究, E-mail: lbeddie@foxmail.com

通讯作者: 马海乐, 教授, 博士生导师, 主要从事食品分离及食品生物技术研究, E-mail: mhl@ujs.edu.cn

引言

血管紧张素转化酶抑制剂 (ACEI) 是目前用于治疗高血压的重要药物。然而人工合成的 ACE 抑制剂常会伴有不同程度的副作用^[1-2], 食物蛋白源 ACEI 则因其安全性高、副作用小、易吸收, 成为活性肽研究领域的热点^[3-5]。近年来, 众多学者对紫菜的提取成分及其保健价值进行了广泛研究, 发现利用蛋白酶酶解条斑紫菜制备的多肽液具有一定的降压效果^[5]。但传统酶法制备 ACE 抑制肽存在酶利用率不高、底物过度降解以及操作不具备连续性等问题, 而采用酶膜反应器制备则可以改善以上问题^[3,6]。

酶膜耦合反应是集酶促水解、催化剂循环利用、产物在线分离纯化等多步工序于一体, 实现连续操作的有效模式^[6], 且酶膜耦合反应可以通过产物的分离不断打破反应平衡, 使反应尽可能向产物方向进行, 因而得到比传统制取工艺更高的转化率。

近年来, 人工神经网络已逐渐用于食品工业过程的仿真与建模^[7-11]。在这些应用中, 常用误差反向传播 (BP) 网络来实现, 但 BP 网络存在训练速度慢、效率低及局部最小解等问题, 而径向基函数 (RBF) 神经网络在一定程度上克服了这些问题, 并且 RBF 神经网络比 BP 神经网络更适合解决函数逼近的问题^[12]。基于以上原因, 本文选择 RBF 网络建立间歇式酶膜耦合制备紫菜 ACE 抑制肽模型并对其反应进行工艺优化, 并在优化的基础上进行连续酶膜耦合制备紫菜 ACE 抑制肽研究。

1 试验材料与方法

1.1 原料与试剂

脱脂条斑紫菜细粉, 实验室自制; 碱性蛋白酶 Alcalase 2.4L, 诺维信 (中国) 生物技术有限公司, 酶活 109.52 万 U/mL; 血管紧张素转换酶, 猪肺提取, 酶活 4.2 U/mL; 马尿酸组氨酰亮氨酸, Fluka 公司; 乙腈, 色谱纯; 其他试剂均为国产分析纯。

1.2 试验方法

1.2.1 抑制率测定

ACE 抑制肽活性的测定使用高效液相色谱法^[13]。

1.2.2 多肽液浓度测定

多肽液浓度测定采用福林酚法^[14]。

1.2.3 蛋白转化率计算方法

蛋白转化率为透过液中多肽质量占反应液中蛋白质质量的百分比, 即

$$X_0 = \frac{C_1 V_1}{C_0 V_0} \times 100\%$$

式中 X_0 ——蛋白转化率, %
 C_0 ——原料液蛋白质量浓度, mg/mL
 V_0 ——原料液总体积, mL
 C_1 ——透过液蛋白质量浓度, mg/mL
 V_1 ——透过液总体积, mL

- #### 1.2.4 多肽得率计算方法
- 多肽得率 $Y(\%)$ 为最终得到的目标粗肽制品质量与投入的脱脂原料紫菜粉质量的百分比。
- #### 1.2.5 单位酶产肽量计算方法
- 单位酶产肽量 Q 定义为单位质量酶产生目标粗肽制品的质量, 即粗肽制品与蛋白酶的质量之比。单位酶产肽量是在考虑酶用量因素下表征产物生成量的一个指标, 单位酶产肽量越大, 单位质量酶产生目标粗肽制品的质量越多。
- #### 1.2.6 酶膜耦合试验

试验参数见表 1。首先配制 400 mL 一定浓度蛋白液加入酶膜反应器内 (图 1), 按参数设计调节 pH 值和温度, 启动超滤循环装置使超滤装置和管道均充满料液, 再将反应器内补充料液至 400 mL, 在酶膜反应器中加入蛋白酶 Alcalase 进行反应 (加酶量见表 1), 在间接酶膜反应中按渗出量不断补充水, 在连续酶膜反应中按渗出量补充相同浓度的料液, 保持一定的水解温度、pH 值及循环泵转速, 水解至设定时间, 测定底物蛋白转化率。

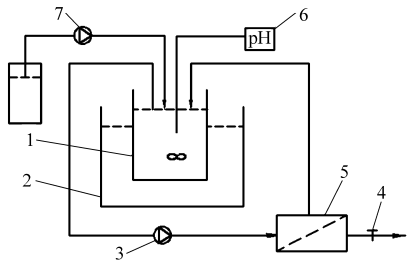


图 1 连续式膜反应器装置示意图

Fig. 1 Demonstration of the continuous membrane reactor
1. 反应器 2. 磁力搅拌水浴锅 3. 循环泵 4. 出肽阀门 5. 超滤膜器 6. 精密 pH 计 7. 给水泵

1.3 RBF 神经网络模型的建立

1.3.1 试验样本选择及处理

试验得到的样本量较少, 每个样本都具有高度的对称性和代表性, 当训练样本包含接近于优化区的样本数据时, 预测结果较好^[7]。经过综合考虑, 选择 15 个学习样本数, 见表 1。测试样本数为 3 个, 见表 2。输入参数为 6 个 (加酶量、温度、pH 值、时间、循环泵转速和底物质量浓度), 输出值为蛋白转化率。同时, 由于输入参数的物理意义各不相同, 变化范围差异较大, 对样本集数据进行归一化处理, 即

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

式中 X' ——归一化后的值
 X ——实际值
 $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$ ——归一化前样本集中每个参数的
最大值、最小值

1.3.2 网络结构设计

在试验中,6 个工艺参数对应一个蛋白转化率,因此输入神经元为 6,输出神经元数为 1。利用 Matlab 神经网络工具箱中的 newrbe(P,T,SPREAD) 函数建立一个准确的径向基网络(其中 P 为输入向量, T 为目标向量,SPREAD 为径向基函数扩展速度)。newrbe(P,T,SPREAD) 函数在构建神经网络

时,会自动选择隐含层神经元的数目,只要隐单元足够多,可以逼近任意 M 元连续函数,使得训练样本的误差为零。在训练之前,选择多个径向基函数的扩展速度 SPREAD。

1.3.3 RBF 神经网络训练与测试

不同的 SPREAD 值构建不同的神经网络模型。将随机选取的 15 个学习样本(表 1)归一化后输入神经网络模型中训练,利用训练好的 RBF 神经网络对 3 个测试样本(表 2)进行预测,与实际结果进行比较以检测 RBF 神经网络预测模型的准确性和稳定性。

表 1 人工神经网络的学习样本
Tab.1 Learning samples of ANN

序号	输入参数						蛋白转化率/%
	加酶量 $A/\%$	温度 $B/^{\circ}\text{C}$	pH 值 C	时间 D/min	转速 $E/\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$	质量浓度 $F/\text{g}\cdot\text{mL}^{-1}$	
1	3	50	8.5	70	250	1.0	30.15
2	3	40	9.5	60	200	2.0	16.25
3	2	50	8.5	60	200	1.5	17.80
4	2	40	9.5	80	300	1.0	37.83
5	2	45	9.0	70	250	2.0	13.69
6	4	50	9.5	70	300	2.0	34.78
7	4	40	9.0	60	250	1.5	20.86
8	3	50	9.0	80	200	2.0	29.36
9	3	40	8.5	70	300	1.5	17.03
10	3	45	9.5	60	250	1.0	30.31
11	2	50	9.5	80	250	1.5	17.76
12	2	40	9.0	70	200	1.0	35.95
13	2	45	8.5	60	300	2.0	18.82
14	4	50	9.0	60	300	1.0	55.67
15	4	45	9.0	70	200	1.5	21.55

表 2 人工神经网络的预测值与试验结果的比较
Tab.2 Prediction of ANN compared with the experimental result

序号	工艺参数						实际转化率/%	预测转化率/%	相对误差/%
	$A/\%$	$B/^{\circ}\text{C}$	C	D/min	$E/\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$	$F/\text{g}\cdot\text{mL}^{-1}$			
1	3	45	9.0	80	300	1.5	19.32	20.16	4.3
2	4	45	8.5	80	200	1.0	40.92	41.47	1.3
3	4	50	9.0	60	300	1.0	23.57	22.89	2.9

2 结果与讨论

2.1 RBF 神经网络的建立

随机选取 15 个训练样本,剩余 3 个为测试样本。选择多个 SPREAD 值,观察它们对网络预测性能的影响,从而确定 SPREAD 的最佳值。当 SPREAD 为 2.4 时,学习样本误差为零,说明建立的 RBF-ANN 网络能够很好地逼近训练集样本变化规律。测试样本的预测误差见表 2,预测相对误差控

制在 5% 以内,说明 RBF 神经网络模型具有较好的预测性,可以用于间歇式酶膜耦合制备紫菜 ACE 抑制肽的仿真。

2.2 网络的仿真与优化

利用训练好的神经网络对酶解过程进行模拟,预备试验表明酶解过程中底物质量浓度、加酶量、反应温度、pH 值、循环泵的转速对转化率有较大影响,而反应达到 60 min 后蛋白转化率增幅较小,所以设定反应时间为 60 min。分别改变上述 5 个参数值,

以最大转化率为目标对酶解过程进行预测并考察各个参数对转化率的影响。考虑到人工神经网络模型的泛化性能,对因素的水平进行适当的拓宽。各因素的仿真结果如图 2~6 所示。

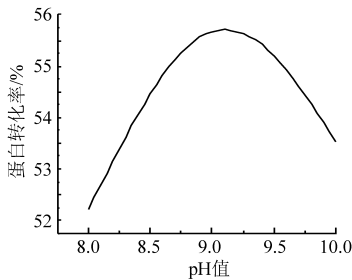


图 2 蛋白质转化率随反应 pH 值变化的模拟曲线

Fig. 2 Simulation curve of variation of protein conversion rate with the reaction pH value

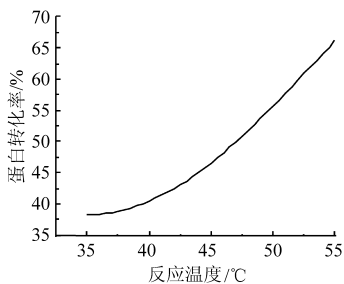


图 3 蛋白质转化率随反应温度变化的模拟曲线

Fig. 3 Simulation curve of variation of protein conversion rate with the reaction temperature

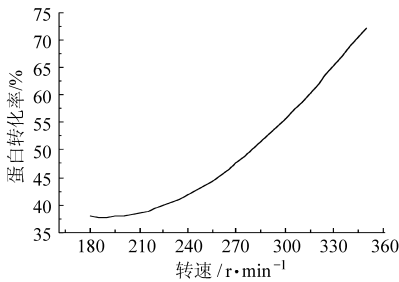


图 4 蛋白质转化率随循环泵转速变化的模拟曲线

Fig. 4 Simulation curve of variation of protein conversion rate with the pump rotation speed

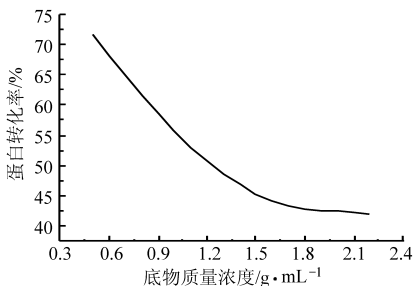


图 5 蛋白质转化率随底物质量浓度变化的模拟曲线

Fig. 5 Simulation curve of variation of protein conversion rate with the substrate concentration

由图 2~5 可知,通过对各因素的水平进行拓宽,反应最适 pH 值为 9.0,底物质量浓度为 1.0~

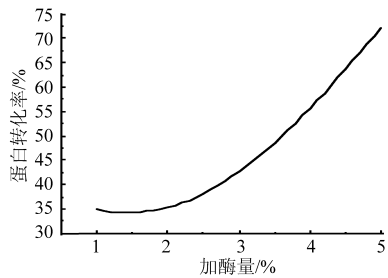


图 6 蛋白质转化率随加酶量变化的模拟曲线

Fig. 6 Simulation curve of variation of protein conversion rate with the enzyme concentration

2.0 g/mL 时,转化率随着质量浓度的增大而减小,但考虑到当底物质量浓度处于较低水平时,虽然底物蛋白的转化率相对高一些,但单位时间对应的产物浓度低、含量少,反应到达后期时,底物对酶的保护作用比较弱,酶活性会降低较多,影响料液的酶解效率,所以确定 1.0 g/mL 作为神经网络仿真模型底物质量浓度下限;当温度在 35~55℃ 时,蛋白转化率随温度的升高而升高,但由于所采用的膜的推荐安全使用温度上限为 50℃,确定 50℃ 作为神经网络仿真模型温度上限;当转速在 150~320 r/min,蛋白转化率随转速的增加而增加,但由于所采用的循环泵的最大转速为 300 r/min,确定 300 r/min 作为仿真模型循环泵转速上限;由图 6 可知,当加酶量在 1%~5% 范围内时,蛋白转化率随加酶量的增加而增加,但增加到一定程度后,底物与酶的结合趋于饱和,蛋白转化率的增长趋于平缓,继续增加酶浓度对反应速度已无显著影响^[15],因而选取外延加酶量为 5%、6% 和 7%,但通过对试验范围内加酶量为 3% 和 4% 的情况进行验证比较,结果表明在加酶量为 5% 和 6% 时的转化率与 4% 时候变化不明显,说明在加酶量为 4% 时,底物与酶的结合达到完全饱和。分析认为造成外延加酶量模型拓展偏差的原因在于,此学习样本没有覆盖在另一变化趋势中,同时过多加入蛋白酶会导致成本增加,且系统中未及时分离出的活性肽还可能与蛋白酶结合,造成活性肽过度降解,使活性肽数量减少、蛋白转化率下降。因此,确定 4% 作为神经网络仿真模型加酶量上限。

在 Matlab 环境下,选取底物质量浓度 1:0.2:5、温度 35:1:50、转速 180:7.5:300、加酶量 1:0.15:4、pH 值 8:0.5:10、反应时间 60:5:80(中间数字为设定步长),将这些参数归一化后进行排列组合,得到 3 704 400 个参数组合,将这些组合输入到神经网络中,然后搜索神经网络仿真模型中蛋白转化率的最优值,搜索到的结果是 55.67%,对应的工艺条件是:底物质量浓度 1.0 g/mL、加酶量 4%、循环泵转速 300 r/min、反应温度 50℃、反应液 pH 值 9.0、反

应时间 60 min,该工艺条件存在于学习样本中。在此条件下,测得多肽得率为 22.27%,单位酶产肽量为 13.91, IC_{50} 质量浓度为 0.492 mg/mL。说明此 RBF 神经网络具有较好的预测性,可作为模拟活性肽制备过程工艺优化的方便工具。

2.3 连续酶膜耦合反应

在优化得到的条件下,以初始反应体积 400 mL、耦合反应时间 60 min 进行补料连续酶膜耦合反应制备 ACE 抑制肽的研究,结果表明:蛋白转化率为 38.30%,多肽得率 15.32%,单位酶产肽量 40.94, IC_{50} 质量浓度 0.487 mg/mL,共消耗反应液 1 709 mL。在上述补料连续酶膜耦合反应结束后,进行后续补水连续酶膜耦合反应,当多肽液浓度低于补水反应最大浓度一半时停止反应,收集肽液并测定补料补水连续酶膜耦合反应的酶解参数值。后续的补水连续酶膜耦合反应共消耗 1 547 mL 水,补水时间 300 min。最终蛋白转化率为 60.76%,多肽得率 24.30%,单位酶产肽量 64.90。可以看出,与传统酶解反应制备 ACE 抑制肽(蛋白转化率 38.78%、多肽得率 15.51%、单位酶产肽量 12.92)相比^[16],蛋白转化率提高了 21.98%,多肽得率提高了 8.79%,单位酶肽产量比间歇反应提高了 4.7 倍,可见基于 RBF 神经网络优化得到的参数具有良好的实际应用效果。

3 结论

(1)利用 RBF 神经网络建立了间歇式酶膜耦合制备紫菜 ACE 抑制肽的模型,实现了对酶膜耦合制备 ACE 抑制肽的预测和模拟,对试验结果进行预测并得到最佳的工艺条件为:底物浓度 1.0 g/mL、加酶量 4%、循环泵转速 300 r/min、反应温度 50℃、pH 值 9.0、反应时间 60 min。在此条件下,蛋白转化率为 55.67%,多肽得率为 22.27%,单位酶产肽量为 13.91, IC_{50} 质量浓度为 0.492 mg/mL。

(2)优化得到的条件可为后续连续酶膜耦合反应制备 ACE 抑制肽试验提供参考依据,同时也证明利用 RBF 人工神经网络建立的模型对制备活性肽过程的模拟、优化与预测是行之有效的。在间歇式酶膜耦合最佳工艺基础上进行连续补料后,补入适量水延长系统运行时间,使得蛋白转化率提高 21.98%、多肽得率提高 8.79% 和单位酶产肽量提高 4.7 倍。

(3)基于 RBF 神经网络对酶膜耦合过程的模拟及应用证明酶膜耦合反应可通过消除产物抑制效应,强化反应过程,提高蛋白转化效率;通过产物在线分离,避免了多肽的过度降解,有助于产物活性的提高;通过酶的循环利用,显著提高单位酶的产肽量。

参 考 文 献

- 1 Ondetti M A, Rubin B, Cushman D W. Design of specific inhibitors of angiotensin-converting enzyme: new class of orally active antihypertensive agents [J]. Science, 1977, 196(4288): 441 ~ 444.
- 2 Antonios T F, Mac Gregor G A. Angiotensin converting enzyme inhibitors in hypertension: potential problems [J]. Journal of Hypertension, 1995, 13(Supp. 3): S11 ~ S16.
- 3 Wen-Dee Chiang, May-June Tsou, Zong-Yao Tsai, et al. Angiotensin I-converting enzyme inhibitor derived from soy protein hydrolysate and produced by using membrane reactor [J]. Food Chemistry, 2006, 98(4): 725 ~ 732.
- 4 Qlan Zhong-Ji, Je Jae-Young, Kim Se-Kwon. Antihypertensive effect of angiotensin I converting enzyme inhibitory peptide from hydrolysates of bigeye tuna dark muscle, *Thunnus obesus* [J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2007, 55(21): 8 398 ~ 8 403.
- 5 何荣海,马海乐,周存山,等.超声波在酶法生产紫菜降血压肽过程中的应用[J].江苏大学学报:自然科学版,2007, 28(1): 4 ~ 7.
He Ronghai, Ma Haile, Zhou Cunshan, et al. Application of ultrasound technology to enzyme hydrolysis process in producing antihypertensive peptides from *Porphyra yezoensis* [J]. Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition, 2007, 28(1): 4 ~ 7. (in Chinese)
- 6 Rios G M, Belleville M P, Paolucci D, et al. Progress in enzymatic membrane reactors—a review [J]. Journal of Membrane Science, 2004, 242(1): 189 ~ 196.
- 7 陈允平,王旭蕊,韩宝亮.人工神经网络原理及其应用[M].北京:中国电力出版社,2002:1 ~ 3.
- 8 殷勇,邱明,刘云宏,等.基于遗传神经网络的酒类鉴别技术[J].农业机械学报,2003,34(6): 104 ~ 106.
Yin Yong, Qiu Ming, Liu Yunhong, et al. Identification of alcohol quality via neural network based on genetic algorithms [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2003, 34(6): 104 ~ 106. (in Chinese)
- 9 Sablani S S, Ramaswamy H S, Prasher S O. A neural network approach for thermal processing applications [J]. Journal of Food Processing and Preservation, 1995, 19(4): 283 ~ 301.

- 10 李冰,郭祀远,李琳,等. 人工神经网络在食品工业中的应用[J]. 食品科学,2003,24(6):161~164.
Li Bing, Guo Siyuan, Li Lin, et al. Application of artificial neural networks in food industry [J]. Food Science, 2003, 24(6):161~164. (in Chinese)
 - 11 Razavi M A, Mortazavi A, Mahmoud Mousavi. Dynamic modeling of milk by artificial neural network [J]. Journal of Membrane Science,2003,220(1~2):47~58
 - 12 陆冬娜,杨马英. 基于 RBF 神经网络的非线性模型预测控制[J]. 浙江工业大学学报,2007,35(2):123~126.
Lu Dongna, Yang Maying. Nonlinear model predictive control based on RBF networks [J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2007, 35(2):123~126. (in Chinese)
 - 13 吴琼英,马海乐,骆琳,等. 高效液相色谱法测定血管紧张素转化酶抑制剂的活性[J]. 色谱,2005,23(1):79~81.
Wu Qiongying, Ma Haile, Luo Lin, et al. Determination of angiotensin converting enzyme inhibitor activity by high performance liquid chromatography [J]. Chinese Journal of Chromatography, 2005, 23(1):79~81. (in Chinese)
 - 14 王福荣. 生物工程分析与检验[M]. 北京:中国轻工业出版社,2005:204~207.
 - 15 Antonio Bódalo, José L Gómez, Elisa Gómez, et al. Study of L-aminoacylase deactivation in an ultrafiltration membrane reactor [J]. Enzyme and Microbial Technology, 2004, 35(2):261~266.
 - 16 李文,马海乐,王金斌. 酶解反应与膜分离耦合连续制备紫菜降压肽[J]. 食品科技,2008(10):71~75.
Li Wen, Ma Haile, Wang Jinbin. Continuous preparation of antihypertensive peptides from *Porphyra yezoensis* by coupling enzymatic hydrolysis with membrane separation [J]. Food Science and Technology, 2008(10):71~75. (in Chinese)
- ~~~~~

(上接第 109 页)

- 7 Mongpraneet S, Abe T, Tsurusaki T. Accelerated drying of welsh onion by far infrared radiation under vacuum conditions[J]. Journal of Food Engineering, 2002, 55(2):147~156.
- 8 Swasdisevi T, Devahastin S, Sa-adchom P. Mathematical modeling of combined far-infrared and vacuum drying banana slice [J]. Journal of Food Engineering, 2009, 92(1): 100~106.
- 9 徐凤英,李长友,陈震. 荔枝在不同红外辐射源下真空干燥优化试验[J]. 农业机械学报, 2009, 40(4): 147~150, 106.
Xu Fengying, Li Changyou, Chen Zhen. Optimization test of Litchi vacuum drying under different infrared radiation sources [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(4): 147~150,106. (in Chinese)
- 10 刘云宏,朱文学,马海乐. 地黄真空红外辐射干燥模型[J]. 农业机械学报, 2010, 41(1):122~126.
Liu Yunhong, Zhu Wenxue, Ma Haile. Modeling of vacuum infrared radiation drying on *Rehmanniae*[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(1):122~126. (in Chinese)
- 11 Midilli A. Determination of pistachio drying behavior and conditions in a solar drying system [J]. International Journal Energy Research, 2001, 25(8):715~725.
- 12 Hasan Togrul. Suitable drying model for infrared drying of carrot[J]. Journal of Food Engineering, 2006, 77(3):610~619.
- 13 Liu Q, Bakker-Arkema F W. Stochastic modeling of grain drying. Part 2: model development[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 1997, 66(4):275~280.
- 14 Page G E. Factors influencing the maximum rates of air drying shelled corn in thin layers[D]. West Lafayette: Purdue University, 1949.
- 15 White G M. Fully exposed drying of popcorn[J]. Transactions of the ASAE, 1981, 24(3):466~468.
- 16 Hasan Togrul. Simple modeling of infrared drying of fresh apple slices[J]. Journal of Food Engineering, 2005,71(3): 311~323.