

基于人工神经网络法优化河蚌多糖超高压提取工艺

Optimization on ultra high pressure extraction process of mussel polysaccharide based artificial neural network

张斌¹ 孙兰萍¹ 施颖¹ 屠康²

ZHANG Bin¹ SUN Lan-ping¹ SHI Ying¹ TU Kang²

(1. 蚌埠学院生物与食品工程系, 安徽 蚌埠 233030; 2. 南京农业大学食品科技学院, 江苏 南京 210095)

(1. Department of Biological and Food Engineering, Bengbu University, Bengbu, Anhui 233030, China;

2. College of Food Science and Technology, Nanjing Agricultural University, Nanjing, Jiangsu 210095, China)

摘要:以取珠后的蚌肉为原料,采用超高压方法提取河蚌多糖。利用响应面试验设计获取神经网络所需的训练样本,利用训练成熟的神经网络进行训练和仿真,分析因素(压力强度、料液比和保压时间)以及因素间的交互作用对河蚌多糖得率的影响,并对超高压得河蚌多糖的工艺进行优化。结果表明:人工神经网络法比响应面法的优化准确性高,预测值的可信度较强;超高压提取河蚌多糖最佳工艺条件为:压力强度 340 MPa、料液比 1:42 (g/mL)、保压时间 10 min,该条件下的多糖得率预测值为 7.18%,实测值为 7.12%,相对误差为 0.84。该工艺具有短时、高效、环保等优点,为河蚌多糖的开发利用提供技术依据。

关键词:河蚌;多糖;人工神经网络;超高压

Abstract: Based on the raw materials of mussel meat after taking out the pearl, ultra high pressure is used to extract mussel polysaccharide. The response surface experimental design was used to get the training samples for the neural network, while the sophisticated neural network was used for training and stimulating, analyzing extraction factors (pressure strength, solid-liquid ratio and pressure holding time), the interaction between the factors that affected the extraction rate of mussel polysaccharide, and optimizing the ultra high pressure extraction process of mussel polysaccharide. The results showed that artificial neural network optimization was more accurate than response surface method optimization, and the reliability of predictive value was greater. The optimum conditions for ultra high pressure extraction of mussel polysaccharide were: the pressure strength 340 MPa, the solid-liquid ratio 42:1 (mL/g), the

pressure holding time 10 min, under this condition, the predicted extraction rate of polysaccharide was 7.18%, while the measured value was 7.12%, with the relative error 0.84%. The process has the advantages of short time, high efficiency, environmental protection etc., and provides technical basis for the development and utilization of mussel polysaccharide.

Keywords: mussel; polysaccharide; artificial neural network; ultra high pressure

河蚌,属于淡水双壳类软体动物,是高品质珍珠的来源,在中国大部分地区都有分布,并有很多地区已大规模人工养殖^[1]。河蚌取珠后的蚌肉尚未被充分利用,有的甚至被直接丢弃,造成资源浪费和环境污染^[2]。研究表明^[3-4]蚌肉营养成分丰富,具有止渴,清热,解毒等功效。现代研究已证实河蚌肉中多糖含量丰富,且河蚌多糖具有很多生物学功能,如抗肿瘤^[5]、抗病毒^[6]、调节免疫^[7]、降血糖^[8]、抗氧化及抗炎^[9]等。因此从河蚌肉中提取功能性多糖逐渐成为蚌肉研究的方向之一。

超高压(ultra high pressure, UHP)提取技术是在常温或低温下将物料放入一个高压容器内,以水、油等液体为媒介施加 100~1 000 MPa 以上的压力并保持一定的时间,然后卸压取出。与传统方法相比,该技术不仅具有时间短、能耗低、效率高、无污染等优点,还能够将物料中具有小分子结构的营养成分得以较完整地保留^[10-11]。目前,超高压提取技术已经在植物精油、水产品保鲜、肉制品加工及果蔬汁贮藏等方面具有良好的提取效果^[12-15]。但 UHP 技术在河蚌多糖得方面的研究与应用至今未见报道。

人工神经网络(artificial neural network, ANN)是 20 世纪 80 年代以来人工智能领域兴起的研究热点^[16]。它从信息处理角度对人脑神经网络进行抽象,建立一种简单模型,按不同的连接方式组成不同的网络。近年来,在工艺优化的研究中,应用最为广泛的分析方法是 ANN 和响应面

基金项目:安徽省教育厅自然科学研究重点项目(编号:KJ2013A182);2016 年高校领军人才引进资助项目;2014 年蚌埠学院学术技术带头人及后备人选项目;安徽省质量工程卓越工程师培养计划项目(编号:2013zyjh040)

作者简介:张斌(1979—),男,蚌埠学院副教授,硕士。

E-mail: zhangbin207@163.com

收稿日期:2016-09-12

(response surface methodology, RSM), 二者都是利用试验数据对输入变量及输出变量之间的关系进行近似模拟^[17]。研究^[18]表明, ANN 能够克服 RSM 二次多项式的一些局限性, 较为全面地反映输出结果与工艺参数的关系。

本研究拟将超高压技术应用于河蚌肉多糖的提取, 对多糖提取过程的关键因素(压力强度、保压时间及料液比)进行模拟训练, 构建超高压提取工艺条件和多糖得率之间的神经网络预测模型, 开发一种短时、高效、环保的提取工艺, 以期为河蚌多糖的提取提供理论依据。

1 材料与方 法

1.1 材料与设备

1.1.1 材料与试剂

河蚌: 安徽省蚌埠市固镇县绿色家园家庭农场;
氯仿、正丁醇、葡萄糖、浓硫酸等均为分析纯。

1.1.2 主要仪器设备

超高压处理设备: UHPF/3L/600 MPa 型, 天津市华泰森森生物工程技术有限公司;

真空包装机: DZ-400 型, 江苏腾通包装机械有限公司;
分析天平: FA2204B 型, 上海越平科技科技有限公司;
高速粉碎机: XFB-200 型, 吉首市中诚制药机械厂;
冷冻干燥机: SJIA-5FE 型, 北京四环科学仪器厂有限公司。

1.2 试验方法

1.2.1 UHP 法得河蚌多糖 将河蚌漂洗、去壳、去腮后取新鲜肉体, 流动冲洗, 并浸泡 10~20 min; 沥水后自然晾干; 将晾干后的蚌肉用刀片分割成约 30 mm×30 mm 左右的方块形肉块, 用绞肉机绞碎后置于冷冻干燥器中干燥, 将干燥后的肉块用粉碎机粉碎, 过 200 目筛后干燥至质量恒定, 备用。称取蚌肉粉 20 g, 加一定体积的蒸馏水, 混合后装入高压聚乙烯塑料袋, 抽真空后于室温条件下置于超高压处理器中, 按设置的因素及其对应水平进行高压处理(其中压力上升的速度为 4~6 MPa/s; 完成高压处理操作后, 以 150~200 MPa/s 的速度缓慢卸压)。过滤后的滤渣在相同条件下按照以上操作再次超高压提取, 合并 2 次得液, 并在 6 000 r/min 条件下离心 10 min, 取上清液, 用无水乙醇沉淀后离心, 取沉淀物真空干燥后得河蚌粗多糖。

1.2.2 响应面试验设计 为了减少试验次数、缩短试验时间和避免盲目性, 在预试验基础上, 运用 Design Expert 8.0 软件, 采用 Box-Behnken 试验设计法确定响应面设计的每个因素的变量范围^[19]。分别选取压力强度、料液比、保压时间 3 个因素为自变量, 以多糖得率为响应值, 进行响应面设计, 以此来获取人工神经网络法所需的训练样本。试验因子编码及各自变量水平见表 1。

表 1 因素水平编码表

Table 1 Encode table of factors and levels

水平	X ₁ 压力强度/MPa	X ₂ 料液比(g/mL)	X ₃ 保压时间/min
-1	200	1:50	5
0	300	1:40	10
1	400	1:30	15

1.2.3 多糖得率的测定与计算 采用苯酚—硫酸法^[20]测定提取液中的多糖含量。按式(1)计算河蚌多糖的得率。

$$Y = \frac{m}{M} \times 100\%, \quad (1)$$

式中:

Y——多糖得率, %;

m——粗多糖质量, g;

M——原料质量, g。

1.2.4 数据样本归一化处理 将多糖得率试验数据进行归一化。归一化公式为:

$$y = \frac{2 \times (x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1, \quad (2)$$

式中:

x——归一化对象;

y——归一化结果;

x_{max}——试验数据中的最大值;

x_{min}——试验数据中的最小值。

在 MATLAB 软件中采用 mapminmax() 函数实现数据的归一化与反归一化。

1.2.5 建立神经网络模型 在响应面试验分析的基础上, 利用神经网络对超高压河蚌多糖提取工艺进行建模, 并做进一步的工艺分析和优化^[21]。为了避免过度拟合, 采用级联 BP 神经网络对超高压河蚌多糖提取工艺进行建模, 将压力强度、料液比和保压时间 3 个因素作为网络的输入, 多糖得率作为网络的输出, 隐含层选择为 8 个节点, 据此构建了一个 3-8-1 结构的级联 BP 神经网络, 结构见图 1。

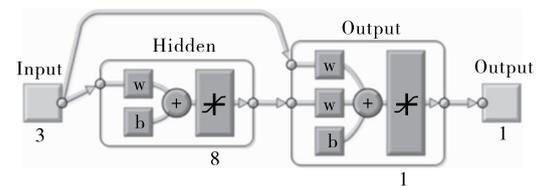


图 1 级联 BP 神经网络结构

Figure 1 Architecture of cascade BP neural network

神经网络模型建立后, 以响应面试验数据作为神经网络的训练样本进行训练与仿真, 并对训练成熟的神经网络模型进行保存, 用于提取工艺的分析与优化。

1.2.6 数据处理 利用 Design Expert 8.0 软件和 Matlab 2011a 软件进行数据处理、回归分析及神经网络的建立、训练和仿真。

2 结果与分析

2.1 响应面试验设计

根据表 1 的因素水平编码, 采用 Box-Behnken 设计来确定人工神经网络优化需要的训练数据。响应面试验结果和方差分析见表 2、3。

由表 3 可知, 回归模型 $P < 0.000 1$ 、失拟项 $P = 0.078 7 > 0.05$ 、 $R_{\text{adj}}^2 = 0.991 0$ 、 $R^2 = 0.996 1$, 说明由该回归模型得到的预测值与实测值之间具有较好的拟合度, 仅有 0.9% 的变异不能由该回归模型来解释。说明在单因素基础上确定的

表 2 响应面试验设计及结果[†]

Table 2 Experimental design and results of response surface methodology

试验编号	X ₁	X ₂	X ₃	Y 多糖得率/%
1	-1	1	0	4.69(-0.41)
2	1	-1	0	6.31(0.57)
3	-1	0	1	4.52(-0.52)
4	1	0	1	7.02(1.00)
5	0	0	0	6.68(0.79)
6	0	0	0	6.64(0.77)
7	0	-1	1	4.59(-0.47)
8	1	1	0	6.76(0.84)
9	0	0	0	6.73(0.82)
10	0	-1	-1	5.26(-0.07)
11	0	1	1	6.07(0.42)
12	0	0	0	6.72(0.82)
13	-1	0	-1	4.19(-0.72)
14	0	1	-1	5.52(0.09)
15	-1	-1	0	3.72(-1.00)
16	1	0	-1	6.48(0.67)
17	0	0	0	6.58(0.73)

† 括号内为归一化值。

表 3 回归模型方差分析[†]

Table 3 Variance analysis for the regression model

来源	平方和	自由度	均方	F 值	P 值	显著性
模型	18.09	9	2.01	197.11	< 0.000 1	***
残差	0.07	7	0.01			
失拟项	0.06	3	0.02	4.93	0.078 7	不显著
绝对误差	0.02	4	0.00			
总和	18.16	16				

† *** 表示差异极显著(P<0.001), ** 表示差异高度显著(P<0.01), * 表示差异显著(P<0.05); R_{adj}²=0.991 0, R²=0.996 1。

响应面试验设计各因素及其变量范围科学合理。

利用回归模型得到工艺的最佳条件为:压力强度 329.79 MPa、保压时间 10.14 min 和料液比 1:38.96(g/mL),在此条件下多糖得率为 7.24%。考虑到实际操作,将最佳工艺条件定为:压力强度 330 MPa、保压时间 10 min 和料液比 1:40(g/mL)。

2.2 神经网络训练与仿真

将表 2 中的 17 组归一化后的试验数据作为网络的训练样本进行训练和仿真^[22]。在级联 BP 神经网络训练的过程中会将用来训练的 17 组训练样本按照默认比例随机划分为 11 组训练样本(train set)、3 组验证样本(validation set)和 3 组预测样本(test set)。在 Matlab 软件下进行编程并实现神经网络训练过程,结果见图 2~4。

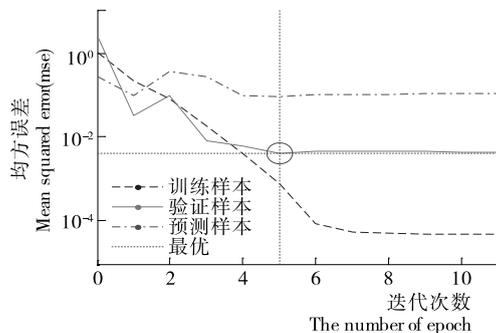


图 2 误差性能曲线图

Figure 2 Error performance

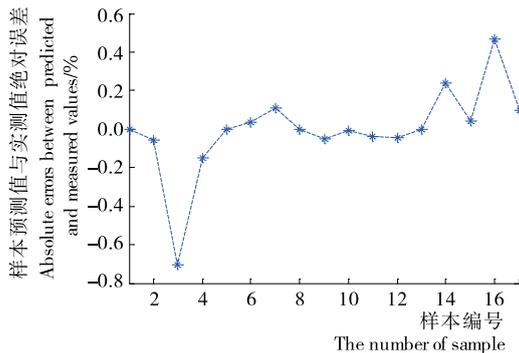


图 3 预测值与实测值误差

Figure 3 Errors between predicted and measured values

由图 2 可知,在经过 5 次迭代训练后网络的验证误差为 0.000 44(图中圆点处),之后虽然训练误差一直在减小,但是验证误差已连续 6 次迭代训练后不再减少了,再继续训练下去就会造成过度学习。因此该神经网络训练在训练了 11 次迭代后性能就已经达到了训练要求,说明该神经网络具有很好的收敛性。

由图 3 可知,在 17 组神经网络预测值与实测值的误差中,除了第 3、14 和 16 这 3 组误差值相对其它组误差数据突出外,其余 14 组数据的误差值均匀地分布在零的两侧,说明该神经网络的具有较好的预测性。

经过 17 组训练样本训练后的网络中 3 类样本数据的回归直线见图 4,3 类样本数据回归直线的相关系数分别为 0.999 51,0.979 86,0.866 04,所有 17 组训练样本回归直线的相关系数为 0.960 18,说明经过训练后的级联 BP 神经网络的预测值与实测值具有较好的相关性。

为了验证神经网络的预测性,将上述训练成熟的网络进行保存并选取 4 组新的因素水平组合作为神经网络的输入,对这 4 组新条件下的多糖得率进行神经网络的预测输出。同时在实验室中进行验证实验。得到的结果见表 4。

对实测值和预测值两组数据进行 t 检验统计分析,结果见表 5。

由表 5 可知,在 4 组不同条件下的实测值与神经网络的预测值之间的相关系数 R=0.998 9,说明实测值和预测值高度相关。P=0.510 4>0.05,说明实测值和预测值之间没有显著性差异。

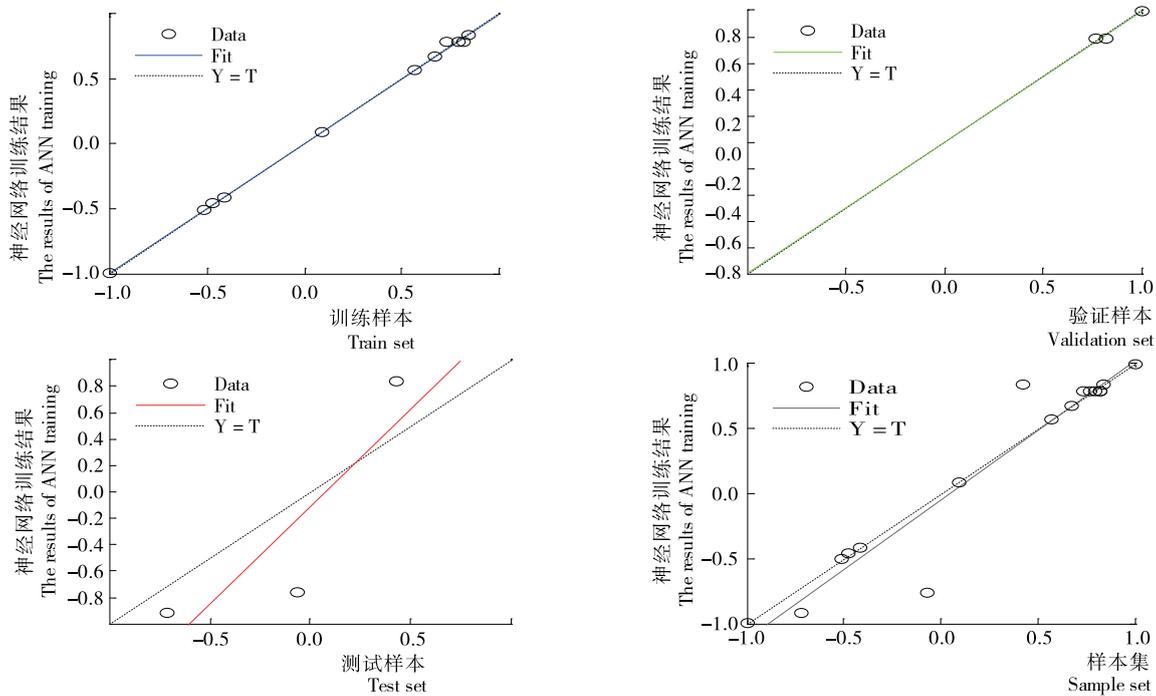


图4 回归坐标图

Figure 4 Regression coordinates

表4 预测值与实测值比较

Table 4 Comparison between predicted and measured values

试验条件[X ₁ X ₂ X ₃]	实测值	预测值	相对误差/%
[-1 0 0]	5.15	5.08	1.35
[1 1 1]	6.76	6.88	1.78
[1 -1 -1]	5.82	5.74	1.37
[-1 -1 -1]	3.58	3.47	3.07

表5 实测值和预测值 t 检验

Table 5 T test of measured and predicted values

R	t	自由度	P 值	95%置信区间	
				下限	上限
0.998 9	0.744 9	3	0.510 4	-0.130 9	0.210 9

综上所述,该神经网络模型具有较好的预测性,可将此模型应用于超高压河蚌多糖提取工艺的优化。

令 $w_1 = [-1.635\ 8\ 1.150\ 8\ 1.775\ 9; 2.270\ 7\ -0.075\ 5\ 1.396\ 4; -1.418\ 2\ -2.010\ 1\ 1.487\ 5; 0.647\ 7\ 0.748\ 9\ -2.698\ 3; 0.249\ 4\ -1.587\ 2\ -2.496\ 3; -2.176\ 2\ 1.651\ 5\ 1.121\ 2; 2.581\ 2\ 0.141\ 2\ 1.002\ 4; 2.128\ 9\ -1.641\ 4\ 2.111\ 1]$;

$w_2 = [-0.094\ 0\ 0.223\ 2\ 0.878\ 6\ -0.005\ 1\ 0.838\ 7\ -0.377\ 4\ 0.104\ 6\ 0.856\ 5]$;

$w_3 = [0.677\ 7\ 2.111\ 6\ 0.134\ 3]$;

$b_1 = [2.870\ 8\ -2.138\ 8\ 1.278\ 9\ -0.378\ 1\ 0.991\ 1\ -1.006\ 3\ -2.047\ 5\ 2.073\ 5]^T$;

$b_2 = -0.153\ 0$;

根据级联 BP 神经网络结构图得到输入和输出之间的非线性映射关系为:

$$y = \text{tansig}[w_2 \times \text{tansig}(w_1 \times x + b_1) + b_2 + w_3 \times x], \quad (3)$$

式中:

x ——网络的输入,在本例中是由压力强度、料液比和保压时间 3 个因素水平编码构成的矢量;

y ——在给定输入条件下神经网络的预测输出;

$\text{tansig}()$ ——网络的传输函数。

2.3 利用神经网络模型进行提取工艺的分析 and 优化

考虑到现实操作的要求,将各因素水平编码以 0.2 为等差在 -1 至 1 之间进行划分,这样每个因素都具有 11 个水平编码,即压力强度以 20 MPa 为等差在 200~400 MPa 范围内变化、料液比以 1:2(g/mL)为等差在 1:50~1:30(g/mL)范围内变化、保压时间以 1 min 为等差在 5~15 min 范围内变化。为了研究压力强度、料液比和保压时间 3 个因素对多糖得率的影响,先固定其中的一个因素为 0 水平,其它两个因素分别取不同的水平编码,并将 3 个因素的水平编码值作为神经网络的输入值,利用训练成熟的级联 BP 神经网络对多糖得率进行预测,从而得到两个可变因素对多糖得率的交互影响^[23-25]。利用 Matlab 软件编程实现因素之间的交互作用,并以三维曲面图和各自的投影反映结果,结果见图 5。

由图 5(a)、(b)、(d)、(f)可知,多糖得率随着压力强度的升高而增加,这是由于在较高的压力强度作用下,河蚌细胞膜被破坏,蛋白质发生变性,由于细胞内外的压力差,有效成分的传质阻力降低,有效成分充分暴露出来,有利于多糖溶出。但当压力强度增加到 340 MPa 以上时,多糖得率增加趋于平缓,保持微弱的增量直至结束。

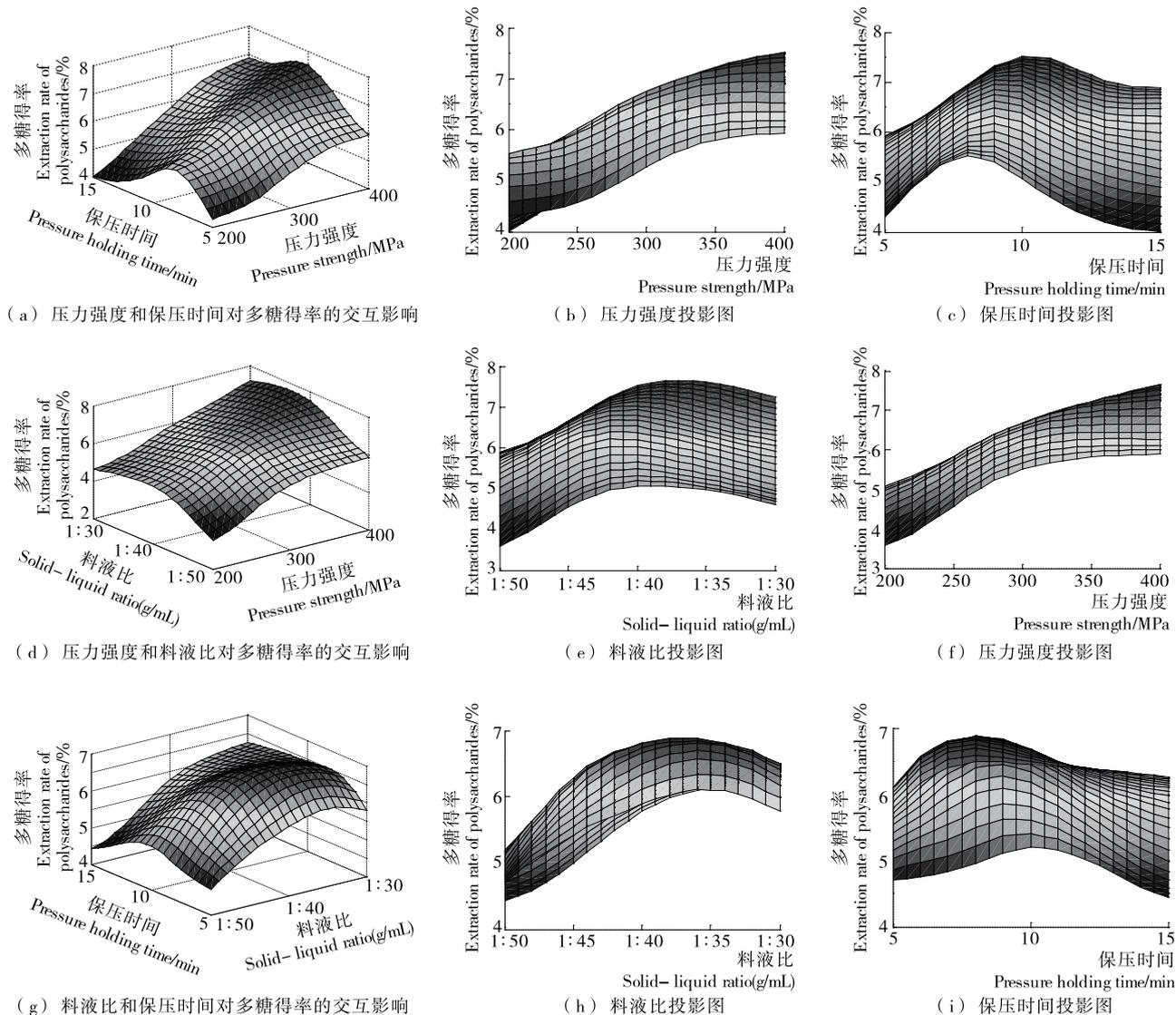


图 5 压力强度、料液比和保压时间对多糖得率的影响

Figure 5 Effects of pressure strength, solid-liquid ratio and pressure holding time on extraction rate of polysaccharides

由图 5(a)、(c)、(g)、(i)可知,在不同的压力强度和料液比的作用下,多糖得率会随着保压时间的增加而提高,在 8~11 min 时,多糖得率逐渐增加达到最大值。这主要由于较高的压力条件下保持一定的时间,能够促进溶剂快速渗入细胞内部,多糖成分快速溶解,此时段内使得多糖得率逐渐增加至最大值。随着保压时间的延长,多糖得率又出现降低的趋势。

由图 5(d)、(e)、(g)、(h)可知,随着料液比由 1:50 (g/mL)逐渐变化至 1:30 (g/mL),初始多糖得率增加较为明显,当料液比达到 1:42~1:38(g/mL)时,多糖得率达到最大值,这主要是在提取过程中,初始溶液浓度较低,细胞内外形成的浓度差能够提高传质动力,加速有效成分的快速溢出。当料液比高于 1:38(g/mL)时,溶液浓度过高使得分子运动受阻,多糖得率逐渐下降。

将压力强度、保压时间和料液比 3 个因素在编码范围内多重循环,组成一个超大矩阵并作为级联 BP 神经网络的输

入值,进行全面的仿真预测,求得最大多糖得率,优化超高压提取河蚌多糖的工艺。编程运行后得到最终优化的结果为:压力强度 340 MPa,保压时间 10 min,料液比 1:42(g/mL),此条件下的多糖得率为 7.18%。

2.4 优化结果验证与比较

为了验证级联 BP 神经网络模型对超高压河蚌多糖得率得工艺优化的有效性,在最佳工艺条件下,实验室内进行 3 次重复实验并取平均值作为最终结果^[25]。同时在响应面优化出的最佳工艺条件下也进行 3 次重复实验,结果见表 6。

由表 6 可知,在神经网络和响应面两种优化方法得到的最佳工艺条件下多糖得率的实测值分别为 7.12% 和 7.14%,响应面优化法下得到的实测值略高于神经网络优化法下的实测值。但是,神经网络优化法下的测量相对误差要明显低于响应面优化法,说明神经网络优化法相对于响应面优化法的优化准确性高,预测值的可信度较强。

表6 优化结果比较

Table 6 Comparison of optimizing results

方法	压力强度/MPa	料液比(g/mL)	保压时间/min	预测值/%	实测值/%	相对误差/%
神经网络优化	340	1:42	10	7.18	7.12	0.84
响应面优化	330	1:40	10	7.24	7.14	1.40

3 结论

在单因素试验的研究基础上,采用 Box-Behnken 试验设计来确定人工神经网络优化需要的训练数据。优化过程中采用级联 BP 神经网络,相对于传统的 BP 神经网络可以有效地避免过度训练、加快收敛速度、增加网络的泛化能力。将压力强度、料液比和保压时间作为网络的输入,多糖得率作为网络的输出,训练后的网络具有较好的收敛性和准确的预测性。利用训练成熟的神经网络对超高压提取河蚌多糖工艺进行优化,得到的结果与响应面法的优化结果相比较,人工神经网络法优化的结果准确性高,预测值的可信度较强。

参考文献

- [1] LIU Jun, WILLFORS T, XU Cao-lin, et al. Carbohydrates and dietary fibre, bioactive carbohydrates and dietary fibre [J]. *Bioactive Carbohydrates*, 2015, 5(1): 31-61.
- [2] 张缓, 姜启兴, 许艳顺, 等. 采珠后河蚌副产物的营养成分分析及评价[J]. *食品工业科技*, 2012, 33(19): 346-349.
- [3] 鲁燕骅. ICP-AES 分析河蚌肉中 14 种微量元素[J]. *光谱实验室*, 2011, 28(2): 878-884.
- [4] 王素雅, 刘长鹏, 吴珊, 等. 酶法制备河蚌功能性产品[J]. *食品科学*, 2007, 28(9): 298-302.
- [5] JI Cao-fang, JI Yuan-bin, MENG Da-yu. Sulfated modification and anti-tumor activity of laminarin[J]. *Experimental and Therapeutic Medicine*, 2013, 6(5): 1 259-1 264.
- [6] 孙冉. 河蚌多糖抗乙型肝炎病毒实验研究[J]. *实用预防医学*, 2012, 19(2): 253-258.
- [7] 范秀萍, 董晓静, 吴红棉, 等. 波纹巴非蛤多糖对高脂模型小鼠血脂的影响[J]. *现代食品科技*, 2014(1): 7-10.
- [8] 戴志远, 朱凤仙, 张燕平. 河蚌酶解降血压肽的初步分离及性质研究[J]. *中国食品学报*, 2009, 9(4): 76-81.
- [9] 邹艳君, 雷荣剑. 紫贻贝粗多糖的提取及其体外抗氧化的研究[J]. *海峡药学*, 2014(7): 41-43.
- [10] KAUR B P, KAUSHIK N, RAO P S, et al. Effect of high-pressure processing on physical, biochemical, and microbiological characteristics of black tiger shrimp (*Penaeus monodon*) [J]. *Food and Bioprocess Technology*, 2013, 6(6): 1 390-1 400.
- [11] BINDU J, GINSON J, KAMALAKANTH C, et al. Physico-chemical changes in high pressure treated Indian white prawn (*Fenneropenaeus indicus*) during chill storage [J]. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 2013(17): 37-42.
- [12] 武艳梅, 陈芹芹, 甘芝霖, 等. 超高压得富含诺卡酮柚皮精油工艺的研究[J]. *高压物理学报*, 2013(5): 785-792.
- [13] 金雅芳, 邓云. 高静压处理对鱿鱼品质及货架期稳定性变化的影响[J]. *食品与机械*, 2015, 31(3): 135-138.
- [14] 董建国, 李斌, 赵永红, 等. 转谷氨酰胺酶和超高压技术在重组肉制品中的应用[J]. *食品与机械*, 2012, 28(4): 62-64.
- [15] 尹琳琳, 杨建涛, 刘海涛, 等. 中温协同超高压处理对草莓汁贮藏品质的影响[J]. *食品与机械*, 2016, 32(7): 106-111.
- [16] 马锐. 人工神经网络原理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2010: 115.
- [17] 张良, 刘书成, 章超桦, 等. 神经网络优化牡蛎的高密度 CO₂ 杀菌工艺[J]. *农业工程学报*, 2011, 12(27): 369-373.
- [18] MACHITAN N, COJOCARU C, MEREUTA A, et al. Modeling and optimization of tartaric acid reactive extraction from aqueous solutions: A comparison between response surface methodology and artificial neural network[J]. *Separation and Purification Technology*, 2010, 75(3): 273-285.
- [19] 亓树艳, 王荔, 莫晓燕. 大枣多糖的提取工艺及抗氧化作用研究[J]. *食品与机械*, 2012, 23(1): 87-89.
- [20] 钟先锋, 黄桂东, 邓泽元, 等. 荷叶多糖得工艺的研究[J]. *食品与机械*, 2007, 23(1): 87.
- [21] GUO Wan-lin, ZHANG Yi-ben, LU Jin-han, et al. Optimization of fermentation medium for nisin production from *Lactococcus lactis* sub-sp. *lactis* using response surface methodology (RSM) combined with artificial neural network-genetic algorithm (ANN-GA) [J]. *African J. Biotech*, 2010(9): 6 264-6 272.
- [22] 王莹, 栾天奇, 朴美子. 基于神经网络和遗传算法的醋酸发酵培养基优化[J]. *中国食品学报*, 2012, 12(5): 88-94.
- [23] 白舸, 张海涛, 刘翠苹, 等. 基于遗传模拟退火算法的 WSN 广播算法研究[J]. *计算机测量与控制*, 2013, 21(11): 3 053-3 056.
- [24] 史德芳, 高虹, 程薇, 等. 神经网络在食品加工过程模拟控制中的应用[J]. *食品研究与开发*, 2009, 30(1): 176-179.
- [25] 宋丽军, 侯旭杰, 李雅雯, 等. 核桃青皮中多酚的超高压提取工艺优化[J]. *食品与机械*, 2015, 31(4): 178-182.