

丛嘉昕, 宋江峰, 李大婧, 等. 基于 RSM 和 MLP-ANN 的草莓果浆超声酶解参数优化[J]. 江苏农业学报, 2018, 34(6): 1354-1361.  
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2018.06.022

## 基于 RSM 和 MLP-ANN 的草莓果浆超声酶解参数优化

丛嘉昕<sup>1</sup>, 宋江峰<sup>2</sup>, 李大婧<sup>2</sup>, 刘春泉<sup>2</sup>, 包怡红<sup>1</sup>

(1. 东北林业大学林学院, 黑龙江 哈尔滨 150036; 2. 江苏省农业科学院农产品加工研究所, 江苏 南京 210014)

**摘要:** 为提高草莓果浆品质, 本试验研究了复合酶添加量、超声功率和酶解时间对草莓果浆可溶性固形物含量(SSC)和花色苷含量的影响, 通过中心组合试验设计, 利用响应面模型(RSM)和多层感知神经网络模型(MLP-ANN)对草莓果浆超声酶解工艺参数进行优化, 并比较2种模型的预测效果。结果表明, 复合酶添加量和酶解时间对草莓果浆 SSC 影响显著, 酶解时间和超声功率对草莓果浆花色苷含量影响显著; RSM 和 MLP-ANN 模型对草莓果浆 SSC 和花色苷含量预测的 RMSE 分别为0.269 8、0.675 8和0.038 7、0.007 7, 决定系数( $R^2$ )分别为0.937 4、0.928 2和0.984 7、0.999 4, MLP-ANN 模型的预测能力优于 RSM 模型; 采用 MLP-ANN 模型优化得到的超声酶解法制备草莓果浆的最佳工艺条件为: 复合酶添加量 0.06%, 超声功率 180 W 和超声时间 30 min, 在此条件下, 草莓果浆的 SSC 为 10.2%, 每 100 g 草莓果浆花色苷含量为 13.46 mg。与未经超声酶解的果浆相比, SSC 提高 1.12 倍, 花色苷含量提高 2.35 倍, 故超声酶解法可有效提高草莓果浆品质。

**关键词:** 草莓; 超声酶解; 响应面; 神经网络模型

**中图分类号:** TS255.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2018)06-1354-08

## Optimization of ultrasonic enzymolysis of strawberry pulp based on RSM and MLP-ANN

CONG Jia-xin<sup>1</sup>, SONG Jiang-feng<sup>2</sup>, LI Da-jing<sup>2</sup>, LIU Chun-quan<sup>2</sup>, BAO Yi-hong<sup>1</sup>

(1. College of Forestry, Northeast Forestry University, Harbin 150036, China; 2. Institute of Farm Product Processing, Jiangsu Academy of Agricultural Sciences, Nanjing 210014, China)

**Abstract:** To improve the quality of strawberry pulp, the effects of enzyme dosage, ultrasonic power and enzymolysis time on the soluble solids content (SSC) and anthocyanin content were studied. Response surface methodology (RSM) and multilayer perception neural network (MLP-ANN) models were used to optimize the enzymatic hydrolysis parameters of strawberry pulp. The optimizing effects of RSM and MLP-ANN were also compared. The results showed that the addition of complex enzyme and the time of enzymolysis had a significant effect on the SSC of strawberry pulp. The enzymolysis time and ultrasonic power had significant effects on the anthocyanin content of strawberry pulp. The RMSE values of strawberry SSC and anthocyanin content predicted by RSM and MLP-ANN models were 0.269 8, 0.675 8 and 0.038 7, 0.007 7, respectively. The determination coefficient ( $R^2$ ) was 0.937 4, 0.928 2 and 0.984 7, 0.999 4, respectively. The prediction ability of the MLP-ANN model was better than that of the RSM model. The optimum technological conditions for preparing strawberry pulp by using MLP-ANN model were as follows: the addition of complex enzyme was 0.06%, the ultrasonic power was 180 W, and the ultrasonic time was 30 minutes. Under these conditions, the SSC of strawberry pulp was 10.2%, and the anthocyanin content per

100 g of strawberry pulp was 13.46 mg. Compared with the pulp without ultrasound digestion, the SSC increased by 1.12 times and the anthocyanin content increased by 2.35 times. Therefore, the quality of strawberry pulp can be effectively improved by the ultrasonic enzymatic method.

**Key words:** strawberry; ultrasonic enzymolysis; response surface methodology; neural network model

收稿日期: 2018-04-10

基金项目: 农业部公益性行业(农业)科研专项(201503142-05)

作者简介: 丛嘉昕(1993-), 女, 黑龙江省齐齐哈尔人, 硕士研究生, 主要从事果粉加工技术研究。(Email) congjiaxin0309@163.com

通讯作者: 李大婧, (Email) lidajing@163.com

由于草莓果实含有大量果胶质、粗纤维等成分,直接打浆后的颗粒较大,出汁率较低,且过于黏稠<sup>[1]</sup>,通过酶制剂浸解和进一步液化,其出汁率和可溶性物质提取率将明显提高<sup>[2-3]</sup>。刘兴艳等<sup>[4]</sup>、余森艳等<sup>[5]</sup>和王新惠等<sup>[6]</sup>采用单一酶或复合酶系酶解草莓果浆,提高了草莓果浆的出汁率。同时,由于酶解使难消化的多糖降解,转变成可溶性膳食纤维、单糖和寡糖等,还可以提高其生物利用率,使草莓的营养成分更多地被人体吸收利用。此外,刘莹等<sup>[7]</sup>在研究复合酶制剂对混浊苹果汁品质的影响时发现,若能有效控制酶解过程,复合酶制剂可以维持果浆的混浊稳定性,且能减弱褐变,使果浆保持良好的色泽。

已有相关试验结果证实,影响超声辅助草莓果浆酶解效果的因素主要有酶添加量、超声功率、酶解时间等,数学建模是检验不同因素对超声酶解的影响并获得最佳工艺条件的有效手段,其中,响应面法(RSM)是将建模和过程优化集于一体的数学统计方法,能够模拟各种输入因素对输出响应值的影响,分析各种因素之间的相互作用并确定因素水平的最优区域,被广泛应用于活性成分提取的工艺优化<sup>[8-9]</sup>。人工神经网络模型(ANN)具有从试验数据中学习的能力,能有效地处理非线性关系以及预测建模<sup>[10]</sup>,已被应用在微波辅助提取无花果黄酮<sup>[11]</sup>、超声辅助酶提取杏鲍菇蛋白<sup>[12]</sup>、山竹粉总酚提取<sup>[13]</sup>、微波真空膨化浆果脆片<sup>[14]</sup>等工艺的优化,但未见应用于草莓果浆酶解工艺方面。因此,本研究对超声辅助酶解草莓果浆参数(复合酶添加量、超声功率和酶解时间)进行研究,通过建立 RSM 和 ANN 模型寻求较优的参数组合,以期为提高草莓果浆酶解品质提供参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 材料与试剂

凤凰草莓由江苏省农业科学院园艺所提供。主要试剂:果胶酶(60 000 U/g)、纤维素酶(40 000 U/g),食品级,由宁夏夏盛实业集团有限公司生产;浓盐酸、无水乙醇、氯化钾、无水乙酸钠,均为国产分析纯。

### 1.2 仪器与设备

JYL-C012 打浆机,由九阳股份有限公司生产;KH7200DB 超声波清洗器,由昆山禾创超声仪器有限公司生产;BS-224-S 电子天平,由赛多利斯科学仪器(北京)有限公司生产;WYA-2S 数字阿贝折光仪,由上海易测仪器设备有限公司生产;HH-6 数显恒温

水浴锅,由上海江星仪器有限公司生产;Tg16-WS 台式高速离心机,由长沙湘仪离心机仪器有限公司生产;UV-6300 紫外分光光度计,由上海美普达仪器有限公司生产;FE20 pH 计,由梅特勒-托利多仪器(上海)有限公司生产。

### 1.3 试验方法

**1.3.1 超声酶解草莓果浆** 将新鲜的草莓去蒂,用 1%食盐水冲洗后,在清水中漂洗干净,沥干水分,迅速置于-80℃的超低温冰箱冷冻后,转移至-18℃冰箱保存,待用。用时于室温下解冻,用打浆机打浆 2 min,称取草莓果浆液 20.0 g,用 1 mol/L 的盐酸溶液调节 pH 为 3.5,加入一定量果胶酶和纤维素酶(1:5,质量比)的复合酶,置于超声装置中处理一段时间后[超声温度控制在(40±3)℃],果浆加热至 65℃钝化酶活性,得到草莓果浆酶解液。

#### 1.3.2 品质指标测定方法

**1.3.2.1 可溶性固形物含量** 参照 GB 12295-1990<sup>[15]</sup>水果、蔬菜制品可溶性固形物含量的测定方法,用阿贝折光仪测量折射率,在折光仪上直接读出可溶性固形物含量(SSC)。

**1.3.2.2 花色苷含量** 采用 He 等<sup>[16]</sup>的方法,略作修改。准确称取 1.0 g 草莓酶解液,用 10 ml 80%(体积比)乙醇溶液于 36℃水浴搅拌浸提 1 h,之后于 10 000 r/min 离心 10 min,收集上清液,反复操作浸提、离心,直至离心管中沉淀褪成无色,将上清液过滤并定容至 50 ml。取 1 ml 提取液,分别用 0.025 mol/L KCl-HCl 缓冲液(pH 1.0)和 0.4 mol/L HAc-NaAc 缓冲液(pH 4.5)稀释至 10 ml,静置平衡,以蒸馏水为对照,分别在 520 nm 和 700 nm 波长处测定吸光值(OD),然后通过公式(1)和(2)计算草莓果浆中花色苷含量。

$$\text{花色苷含量} = \frac{Abs \times M_w \times DF \times 100}{\epsilon \times L \times m} \quad (1)$$

$$Abs = (OD_{520} - OD_{700})_{pH1.0} - (OD_{520} - OD_{700})_{pH4.5} \quad (2)$$

式中:Abs 为样品的光吸收值; $M_w$ 为天竺葵-3-O-葡萄糖苷的相对分子质量(433);DF 为稀释倍数; $\epsilon$ 为天竺葵-3-O-葡萄糖苷的消光系数(22 400);L 为光程长(1 cm);m 为草莓酶解液质量(g)。

**1.3.3 CCD 试验设计** 前期单因素试验结果表明复合酶添加量( $x_1$ )、超声功率( $x_2$ )和酶解时间( $x_3$ )对草莓果浆酶解效果有重要影响,因此,以  $x_1$ 、 $x_2$  和  $x_3$  为变量,可溶性固形物含量( $Y_1$ )和花色苷含量( $Y_2$ )为响

应值,根据中心组合设计(CCD)原理,进行试验研究,试验因素与编码值如表 1 所示。共设 20 个试验点,其中 14 个为析因点,1 个为中心点,中心点试验重复 6 次,以估计误差。

表 1 草莓果浆超声酶解 FCCD 因素与水平

Table 1 Factors and levels used in face-centered central composite design (FCCD) for ultrasonic enzymolysis of strawberry pulp

因素	水平		
	-1	0	+1
$x_1$ (%)	0.04	0.06	0.08
$x_2$ (W)	150	180	210
$x_3$ (min)	10	20	30

以-1,0,1 编码分别代表自变量低、中、高水平。 $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$  分别表示复合酶添加量、超声功率、酶解时间。

### 1.3.4 模型建立

1.3.4.1 RSM 模型 由最小二乘法拟合二次多项方程:

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i + \sum_{i=1}^n \beta_{ij} x_i x_j \quad (3)$$

式中, $n=3$ ,方程转化为:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{13} x_1 x_3 + \beta_{23} x_2 x_3 + \beta_{11} x_{12} + \beta_{22} x_{22} + \beta_{33} x_{32} \quad (4)$$

其中  $Y$  为预测 SSC 或花色苷含量, $\beta_0$  为常数项, $\beta_1$ 、 $\beta_2$ 、 $\beta_3$  分别为线性系数, $\beta_{12}$ 、 $\beta_{13}$ 、 $\beta_{23}$  为交互项系数, $\beta_{11}$ 、 $\beta_{22}$ 、 $\beta_{33}$  为二次项系数。

1.3.4.2 MLP-ANN 模型 利用 Neural Solutions 5.0 软件进行多层感知神经网络模型(MLP-ANN)神经网络训练,其中输入层为 3,分别是复合酶添加量、超声功率和酶解时间;对目标值 SSC 和花色苷含量分别建模,输出层均为 1,采用 Neural Expert 板块的 Prediction 功能,按照神经网络复杂程度,智能推荐确定最佳隐藏层节点数以及单元数、输入层和输出层的传递函数,确定最佳算法以使得整个网络以最少的迭代次数达到误差要求。

1.3.5 数据分析 所有试验数据为 3 次平行试验测定结果的平均值。使用 Design Expert 8.0.6 软件进行响应面模型分析。采用 Neuro Solutions 5.0 软件构建人工神经网络模型。

RSM 和 MLP-ANN 模型预测性能的评价指标为决定系数( $R^2$ )、平均相对偏差(AAD)、均方误差(MSE)及均方根误差(RMSE),其表达式分别为<sup>[17-19]</sup>:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{pred},i} - \bar{Y}_{\text{exp}})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{exp},i} - \bar{Y}_{\text{exp}})^2} \quad (5)$$

$$AAD = \frac{\sum_{i=1}^n (|Y_{\text{exp},i} - Y_{\text{pred},i}|) / Y_{\text{pred},i}}{n} \times 100\% \quad (6)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{pred},i} - Y_{\text{exp},i})^2}{n} \quad (7)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (8)$$

式中, $Y_{\text{pred},i}$  为模型预测值, $Y_{\text{exp}}$  为试验平均值, $Y_{\text{exp},i}$  为试验实测值, $n$  为试验次数(20)。

## 2 结果与分析

### 2.1 RSM 优化

2.1.1 响应面回归模型的建立与方差分析 利用 Design-Expert 8.0.6 软件对表 2 中试验结果进行多元回归拟合,表 3 为其回归模型系数和方差分析结果。由表 3 可知,模型方程  $Y_1$  和  $Y_2$  的  $F > F_{0.05}(9,5) = 4.77$ ,且  $P < 0.01$ ,说明模型方程  $Y_1$  和  $Y_2$  极显著;2 个模型方程失拟性检验的失拟项  $F < F_{0.05}(5,5) = 5.05$ ,且  $P > 0.05$ ,说明实验数据与模型不相符情况不显著,用该模型预测超声酶解草莓果浆 SSC 和花色苷含量可行;模型方程  $Y_1$  和  $Y_2$  的决定系数  $R^2$  分别为 0.937 4 和 0.928 2,说明模型  $Y_1$  和  $Y_2$  可以分别解释其响应值 93.74% 和 92.82% 的变化, $R^2$  值接近于 1,模型和实际数据拟合良好。由模型各自变量的  $P$  值可知,模型  $Y_1$  的一次项  $x_1$ 、 $x_3$  差异极显著( $P < 0.01$ ),二次项  $x_{12}$ 、 $x_{22}$  差异极显著( $P < 0.01$ ), $x_{32}$  差异显著( $0.01 < P < 0.05$ ),说明 SSC 与复合酶添加量、超声功率、酶解时间之间不仅存在线性关系,还存在二次效应关系,比较自变量  $F$  值可知,影响超声酶法制备果浆中 SSC 的最重要因素为超声时间,其次是酶添加量,超声功率对其影响最小;同理,比较模型  $Y_2$  中自变量的  $F$  值,影响果浆中花色苷含量的因素从大到小依次为:超声时间>超声功率>酶添加量。草莓果实组织细胞内容物最大限度溶出后,继续增大复合酶添加量,由于酶与底物的结合处于过饱和状态,酶的竞争性抑制作用使得酶解速度受到制约<sup>[20]</sup>;由于超声功率达到一定强度后会使得酶分子构象朝不合理方向发生变化,开始对酶解有抑制作用<sup>[21]</sup>,使得 SSC 降低,同时导致草莓果浆局部温度过高,裂解花色苷<sup>[22]</sup>,因此,应避免高功率超声处理。

表 2 草莓果浆超声酶解中心组合试验设计及结果

Table 2 Experimental design and results for ultrasonic enzymolysis of strawberry pulp

试验号	$x_1$ (%)	$x_2$ (W)	$x_3$ (min)	$Y_1$ (%)	$Y_2$ (mg)
1	0.06	180	20	9.9	12.6
2	0.04	150	30	9.4	8.7
3	0.06	210	20	9.7	10.8
4	0.08	210	10	9.5	10.0
5	0.04	210	30	9.6	10.8
6	0.04	210	10	9.2	9.2
7	0.08	150	10	9.5	9.2
8	0.06	180	20	10.0	12.5
9	0.04	150	10	9.1	6.4
10	0.08	180	20	9.7	11.1
11	0.06	150	20	9.5	9.0
12	0.06	180	20	10.0	11.6
13	0.06	180	10	9.7	11.7
14	0.06	180	20	9.9	12.8
15	0.06	180	30	10.2	13.5
16	0.04	180	20	9.4	9.9
17	0.08	210	30	9.8	13.3
18	0.06	180	20	9.9	11.4
19	0.06	180	20	9.9	10.9
20	0.08	150	30	9.6	11.0

$x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$ 分别表示复合酶添加量、超声功率、酶解时间。 $Y_1$ 和 $Y_2$ 分别表示可溶性固形物含量和100 g草莓果浆花色苷含量。

表 3 响应面模型方差分析

Table 3 Variance analysis of response surface results

方差来源	自由度	$Y_1$				$Y_2$			
		平方和	均方	F 值	P 值	平方和	均方	F 值	P 值
Model	9	1.620	0.180	16.65	<0.000 1	54.940	6.100	14.36	0.000 1
$x_1$	1	0.200	0.200	18.09	0.001 7	9.220	9.220	21.68	0.000 9
$x_2$	1	0.049	0.049	4.52	0.059 4	9.600	9.600	22.60	0.000 8
$x_3$	1	0.320	0.320	29.91	0.000 3	11.660	11.660	27.44	0.000 4
$x_1x_2$	1	0.001	0.001	0.12	0.741 1	0.400	0.400	0.95	0.352 0
$x_1x_3$	1	0.011	0.011	1.04	0.332 2	0.180	0.180	0.42	0.529 9
$x_2x_3$	1	0.011	0.011	1.04	0.332 2	0.080	0.080	0.19	0.673 6
$x_{12}$	1	0.300	0.300	27.95	0.000 4	3.900	3.900	9.18	0.012 7
$x_{22}$	1	0.220	0.220	20.16	0.001 2	8.820	8.820	20.75	0.001 0
$x_{32}$	1	0.078	0.078	7.18	0.023 1	2.270	2.270	5.35	0.043 3
失拟	5	0.080	0.016	2.82	0.139 6	1.280	0.260	0.43	0.812 5
残差	10	0.110	0.011			4.250	0.430		
纯误差	5	0.028	0.006			2.970	0.590		
总和	19	1.730				59.190			

$x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$ 分别表示复合酶添加量、超声功率、酶解时间。 $Y_1$ 和 $Y_2$ 分别表示可溶性固形物含量和100 g草莓果浆花色苷含量。

2.1.2 多重响应参数优化 通过回归拟合,试验因子对 $Y_1$ 和 $Y_2$ 2个响应值的影响可用回归方程表示:

$$Y_1 = 9.900 + 0.140x_1 + 0.070x_2 + 0.180x_3 - 0.012x_1x_2 - 0.037x_1x_3 + 0.038x_2x_3 - 0.330x_{12} - 0.280x_{22} + 0.170x_{32}$$

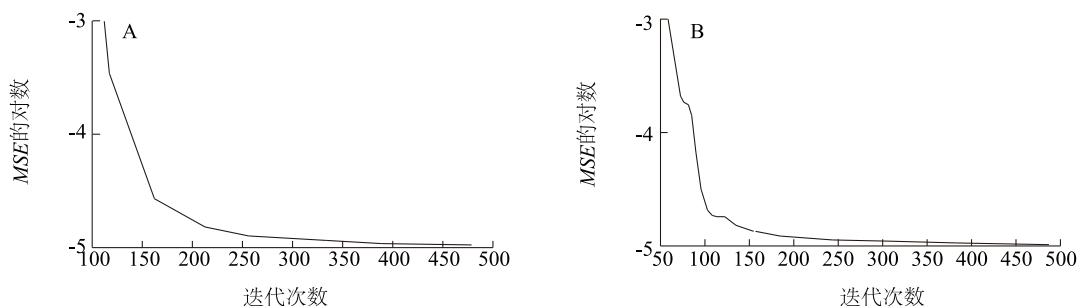
$$Y_2 = 11.86 + 0.96x_1 + 0.98x_2 + 1.08x_3 - 0.22x_1x_2 + 0.15x_1x_3 + 0.10x_2x_3 - 1.19x_{12} - 1.79x_{22} + 0.91x_{32}$$

进一步利用期望函数法<sup>[23-24]</sup>,得到优化后的超声酶解条件为:复合酶添加量0.06%、超声功率187.9 W、超声时间30 min,此时SSC和花色苷含量的预测值分别为10.4%和每100 g草莓果浆13.92 mg。为方便试验操作,将最优工艺参数调整为复合酶添加量0.06%、超声功率180 W、酶解时间30 min,在此条件下进行3次平行试验,结果表明,SSC和花色苷含量的相对误差分别为1.96%和3.42%,均小于5%,与预测值吻合。

## 2.2 MLP-ANN 神经网络模型的建立与预测

选取表2中前12组数据作为训练集,其余8组数据作为检验集。在模型建立的过程中,最大迭代次数为1 000,网络训练误差随训练次数的增加逐渐降低,SSC和花色苷神经网络训练次数分别增加到477次和487次时,训练误差达到期望误差 $10^{-5}$ (图1)。将神经网络训练得到的预测值与中心组合设计试验的实测值进行比较,结果如表4,SSC和花色苷网络模拟训练结果的最大相对误差分别为-0.500%和-0.287%,说明训练效果很好。





A:可溶性固形物含量(SSC);b:花色苷。

图1 神经网络训练过程误差曲线

Fig.1 Error curves of neural network training process

表4 MLP-ANN 神经网络模拟训练结果

Table 4 Simulation-based training results of MLP-ANN

SSC (%)				每 100 g 草莓果浆花色苷含量 (mg)			
试验号	实测值	预测值	相对误差 (%)	试验号	实测值	预测值	相对误差 (%)
1	9.9	9.920	0.202	1	12.6	12.598	-0.016
2	9.4	9.415	0.160	2	8.7	8.675	-0.287
3	9.7	9.711	0.113	3	10.8	10.780	-0.185
4	9.5	9.503	0.032	4	10.0	10.005	0.050
5	9.6	9.597	-0.031	5	10.8	10.807	0.065
6	9.2	9.205	0.054	6	9.2	9.201	0.011
7	9.5	9.459	-0.432	7	9.2	9.199	-0.011
8	10.0	9.950	-0.500	8	12.5	12.498	-0.016
9	9.1	9.105	0.055	9	6.4	6.401	0.016
10	9.7	9.714	0.144	10	11.1	11.099	-0.009
11	9.5	9.497	-0.032	11	9.0	9.002	0.022
12	10.0	9.980	-0.200	12	11.6	11.597	-0.026

为了进一步验证 MLP-ANN 神经网络模型的性能,将未参与训练的其余 8 组数据进行模拟计算,获得预测值与实测值的比较结果(表 5)。可以看出,SSC 和花色苷神经网络测试的最大相对误差分别为 0.441% 和 -0.037%。采用已建好的 MLP-ANN 对复合酶添加量、超声功率和酶解时间进行优化,得到超声辅助酶法制备草莓果浆的最佳工艺条件为复合酶添加量 0.06%,超声功率 186.8 W 和酶解时间 30 min,在此条件下草莓果浆的预测 SSC 为 10.3%,每 100 g 草莓果浆花色苷含量为 13.47 mg,结合实际操作情况将最佳工艺参数修正为复合酶添加量 0.06%,超声功率 180 W 和酶解时间 30 min,此时草莓果浆的实测 SSC 和每 100 g 草莓果浆花色苷含量分别为 10.02% 和 13.46 mg,与预测值间相对误差分别为 0.89% 和 0.07%,均小于 1.00%,说明采用

MLP-ANN 神经网络模型对超声辅助酶解草莓果浆品质的预测具有较高的可靠性。

### 2.3 2 种模型的比较

按照公式(5)~(8)计算 RSM 和 MLP-ANN 模型评价指标( $R^2$ 、AAD、MSE 和 RMSE),评价其对预测超声酶解制备草莓果浆品质的精确度,AAD、MSE 和 RMSE 越低, $R^2$  越高,则证明所建立的模型越稳健,拟合性越好;较大的 RMSE 和 AAD 的值意味着在预测中出现错误的可能性较高<sup>[25]</sup>。各指标计算结果见表 6,两模型预测值对比如图 2 所示,可以看出,本研究所建立的 RSM 模型的决定系数( $R^2$ )明显低于 MLP-ANN 模型,平均相对偏差 AAD、均方误差(MSE)及均方根误差(RMSE)也均高于 MLP-ANN 模型,说明在预测超声辅助制备草莓果浆的品质上,MLP-ANN 模型具有更优秀的预测能力。

表 5 MLP-ANN 神经网络测试结果

Table 5 Test results of MLP-ANN network

SSC (%)				每 100 g 草莓果浆花色苷含量 (mg)			
试验号	实测值	预测值	相对误差 (%)	试验号	实测值	预测值	相对误差 (%)
13	9.7	9.685	-0.155	13	11.7	11.701	0.009
14	9.9	9.895	-0.051	14	12.8	12.799	-0.008
15	10.2	10.245	0.441	15	13.5	13.495	-0.037
16	9.4	9.402	0.021	16	9.9	9.902	0.020
17	9.8	9.795	-0.051	17	13.3	13.301	0.008
18	9.9	9.903	0.030	18	11.4	11.397	-0.026
19	9.9	9.905	0.051	19	10.9	10.899	-0.009
20	9.6	9.599	-0.010	20	11.0	11.003	0.027

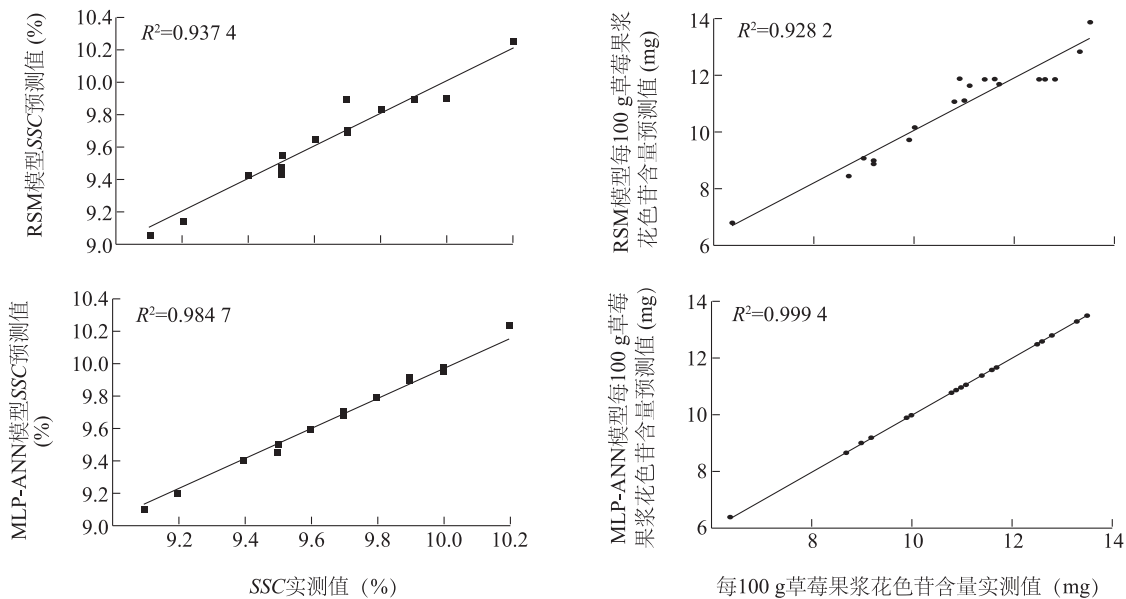


图 2 RSM 和 MLP-ANN 模型预测值对比  
Fig.2 The comparison of values predicted by RSM and MLP-ANN

表 6 RSM 与 MLP-ANN 模型评价指标比较

Table 6 Comparison for evaluation indices of RSM and MLP-ANN

参数	RSM 模型		MLP-ANN 模型	
	SSC	花色苷含量	SSC	花色苷含量
$R^2$	0.937 4	0.928 2	0.984 7	0.999 4
AAD (%)	0.506 7	3.485 0	0.190 7	0.042 9
MSE	0.072 8	0.456 7	0.001 5	0.000 1
RMSE	0.269 8	0.675 8	0.038 7	0.007 7

3 讨论

本研究通过建立 RSM 和 MLP-ANN 2 种模型,研究复合酶添加量、超声功率和酶解时间三因素对草莓果浆 SSC 和花色苷含量的影响,从而对草莓果浆超声酶解工艺进行优化,该优化是非线性拟合的过程,RSM 模型的拟合限于二次多项式方程,表现为对 SSC 和花色苷含量拟合的决定系数( $R^2$ )为 0.937 4和0.928 2,而神经网络模型是一种模拟人脑

生物处理能力的计算机技术,它可以很好地对极其复杂的和非线性的数据进行建模和仿真<sup>[26-27]</sup>,相比 RSM 模型具有更广的适用范围,精确度更高,目前已应用于葡萄<sup>[28]</sup>、猕猴桃<sup>[29]</sup>、甜菜<sup>[30]</sup>、番石榴<sup>[31]</sup>、桔子<sup>[32]</sup>等果蔬加工和活性成分提取的工艺参数优化。MLP-ANN 模型对 SSC 和花色苷含量拟合的决定系数( $R^2$ )分别达到0.984 7和0.999 4,拟合程度较 RSM 模型好,说明 MLP-ANN 模型具有更高的预测能力,这与 Ighose 等<sup>[33]</sup>、Lin 等<sup>[34]</sup>和董春旺等<sup>[35]</sup>的研究结果一致,表明 RSM 模型虽然能够较好地说明各因素对响应值的作用大小,但在数据拟合、预测和建模优化等方面不如人工神经网络模型。

本研究结果得到草莓果浆超声酶解的最佳工艺参数为复合酶添加量 0.06%,超声功率 180 W 和酶解时间 30 min,此时草莓果浆 SSC 和每 100 g 草莓果浆花色苷含量分别为 10.2%和 13.46 mg,在前期预试验中得到未经超声酶解处理的草莓果浆酶解液中 SSC 和每 100 g 草莓果浆花色苷含量分别为 9.1%和 5.73 mg,显然,超声辅助酶解处理提高了果浆中 SSC 和花色苷含量,这可能是由于适宜的超声波条件有利于疏通酶内外扩散的传质通道<sup>[36]</sup>,能够促进酶解过程;此外,果胶酶能将细胞间的果胶质分解为可溶性果胶,从而破坏草莓的胞间质,纤维素酶有效催化细胞壁初生壁和次生壁中的纤维素水解,使得细胞内的可溶性糖类等可溶物质最大限度地溶出<sup>[37]</sup>,果胶酶与纤维素酶的协同效应使得 SSC 和花色苷含量显著升高。刘璐萍等<sup>[38]</sup>研究结果表明经超声辅助酶解法处理的马齿苋籽油提取率达 86.80%,比传统索氏提取法提高了 15.43%。李超等<sup>[39]</sup>的研究结果也表明超声波协同果胶酶法可以提高草莓出汁率。本研究结果为进一步优化草莓果浆酶解参数和果浆品质预测模型的精确度提供了参考。

在前期单因素试验的基础上,采用 RSM 和 MLP-ANN 模型对超声辅助酶解草莓果浆的工艺条件进行优化,对比 2 种模型的优化结果得到:MLP-ANN 模型对 SSC 和花色苷含量拟合的 AAD 和 RMSE 值明显低于 RSM 模型, $R^2$ 高于 RSM 模型,这说明 MLP-ANN 模型的预测能力要优于 RSM 模型。最后结合实际操作情况,采用 MLP-ANN 模型优化超声酶法制备草莓果浆的最佳工艺条件为:复合酶添加量 0.06%,超声功率 180 W 和超声时间 30

min,在此条件下,草莓果浆的 SSC 为 10.2%,每 100 g 草莓果浆的花色苷含量为 13.46 mg。与未经过超声酶解的果浆相比,SSC 提高了 1.12 倍,花色苷含量提高了 2.35 倍,说明超声辅助酶解对草莓果浆品质具有促进作用,从而为在加工过程中有效提高草莓果浆品质提供参考。

#### 参考文献:

- [1] MOLLOV P, MIHALEV K, SHIKOV V, et al. Colour stability improvement of strawberry beverage by fortification with polyphenolic copigments naturally occurring in rose petals[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2007, 8(3): 318-321.
- [2] 汪志君,韩永斌,顾振新,等. 响应面法优化猕猴桃果浆酶解工艺参数研究[J]. 食品科学, 2006, 27(10): 326-330.
- [3] 徐伟,李迎楠,高雪清,等. 复合酶对红菇娘果浆酶解条件的优化[J]. 食品科学, 2013, 34(18): 114-117.
- [4] 刘兴艳,蒲彪,鞠从荣,等. 响应面法优化草莓浆酶解工艺[J]. 食品科学, 2012, 33(16): 63-67.
- [5] 余森艳,刘海松,张文硕. 复合酶法提取草莓汁的工艺优化[J]. 农产品加工(学刊), 2013(14): 43-45.
- [6] 王新惠,白婷,梁琴,等. 酶法提高草莓出汁率的研究[J]. 食品研究与开发, 2015(20): 1-4.
- [7] 刘莹,王璋,许时婴. 复合酶制剂在混浊苹果汁加工中的应用[J]. 食品与发酵工业, 2007, 33(9): 164-168.
- [8] MYLONAKI S, KIASOS E, MAKRI S D P, et al. Optimisation of the extraction of olive (*Olea europaea*) leaf phenolics using water/ethanol-based solvent systems and response surface methodology[J]. Analytical & Bioanalytical Chemistry, 2008, 392(5): 977.
- [9] SILVA E M, ROGEZ H, LARONDELLE Y. Optimization of extraction of phenolics from *Inga edulis* leaves using response surface methodology[J]. Separation & Purification Technology, 2007, 55(3): 381-387.
- [10] 薛宏坤,刘成海,刘钊,等. 响应曲面法和遗传算法-神经网络模型优化微波萃取蓝莓中花青素工艺[J/OL]. 食品科学, 2018,39(16):280-288. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2206.TS.20171030.1440.176.html>.
- [11] 刘焕燕,郑光耀,王衍彬,等. 基于 BP 神经网络的微波辅助提取无花果黄酮工艺优化[J]. 食品工业科技, 2017, 38(19): 197-202, 207.
- [12] 漆倩涯,俞建民,黄玉琴,等. 超声破碎辅助蜗牛酶提取杏鲍菇蛋白工艺优化[J]. 食品科学, 2016, 37(22): 85-91.
- [13] CHEOK C Y, CHIN N L, YUSOF Y A, et al. Optimization of total phenolic content extracted from *Garcinia mangostana* linn. hull using response surface methodology versus artificial neural network[J]. Industrial Crops & Products, 2012, 40(1): 247-253.
- [14] 刘海军,刘伟,张春芝,等. 基于 BP 神经网络的微波真空膨化梨果脆片工艺参数优化[J]. 中国食品学报, 2016, 16(3): 103-108.

- [15] 水果和蔬菜可溶性固形物含量的测定 折射仪法:NY/T 2637-2014 [S].北京:中华人民共和国农业部,2014.
- [16] HE B, ZHANG L, YUE X, et al. Optimization of ultrasound-assisted extraction of phenolic compounds and anthocyanins from blueberry (*Vaccinium ashei*) wine pomace[J]. Food Chemistry, 2016, 204(1): 70-76.
- [17] RAFIGH S M, YAZDI A V, VOSSOUGH M, et al. Optimization of culture medium and modeling of curd production from *Paenibacillus polymyxa* by RSM and ANN [J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2014, 70(8): 463-473.
- [18] AVRAMOVIC J M, VELICKOVIC A V, STAMENKOVIC O S, et al. Optimization of sunflower oil ethanolysis catalyzed by calcium oxide: RSM versus ANN-GA [J]. Energy Conversion & Management, 2015, 105: 1149-1156.
- [19] SARVE A, SONAWANE S S, VARMA M N. Ultrasound assisted biodiesel production from sesame (*Sesamum Indicum* L.) oil using barium hydroxide as a heterogeneous catalyst: Comparative assessment of prediction abilities between response surface methodology (RSM) and artificial neural network (ANN) [J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2015, 26(1): 218-228.
- [20] 苏东林,单 杨,李高阳,等. 酶法辅助提取柑桔皮总黄酮的工艺优化研究[J]. 农业工程学报, 2008, 24(4): 240-245.
- [21] 滕 超,查沛娜,范园园,等. 超声波在酶解制备技术中的应用进展[J]. 江苏农业科学, 2014, 42(6): 13-16.
- [22] 黎 英,陈雪梅,严月萍,等. 超声波辅助酶法提取红腰豆多糖工艺优化[J]. 农业工程学报, 2015, 31(15): 293-301.
- [23] 王 颖. 喷射电沉积镍磷合金电化学行为及性能研究[D]. 南京:南京农业大学, 2014.
- [24] 张黎骅,徐中明,夏 磊,等. 银杏果热风干燥工艺参数响应面法优化[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 140-145.
- [25] EBRAHIMPOUR A, RAHMAN R N Z R A, EAN CH'NG D H, et al. A modeling study by response surface methodology and an artificial neural network on culture parameters optimization for thermostable lipase production from a newly isolated thermophilic *Geobacillus* sp. strain ARM [J]. BMC Biotechnology, 2008, 8(1): 1-15.
- [26] CHEN M J, CHEN K N, LIN C W. Optimization on response surface models for the optimal manufacturing conditions of dairy tofu [J]. Journal of Food Engineering, 2005, 68(4): 471-480.
- [27] BETIKU E, ODUDE V O, ISHOLA N B, et al. Predictive capability evaluation of RSM, anfis and ANN: a case of reduction of high free fatty acid of palm kernel oil via esterification process [J]. Energy Conversion & Management, 2016, 124: 219-230.
- [28] 吴桂芳,黄凌霞,何 勇. 葡萄浆果糖度可见/近红外光谱检测的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(9): 2090-2093.
- [29] TORKASHVAND A M, AHMADI A, NIKRAVESH N L. Prediction of kiwifruit firmness using fruit mineral nutrient concentration by artificial neural network (ANN) and multiple linear regressions (MLR) [J]. Journal of Integrative Agriculture, 2017, 16(7): 1634-1644.
- [30] ASTRAY G, GULLÓN B, LABIDI J, et al. Comparison between developed models using response surface methodology (RSM) and artificial neural networks (ANNs) with the purpose to optimize oligosaccharide mixtures production from sugar beet pulp [J]. Industrial Crops and Products, 2016, 92: 290-299.
- [31] ALAMAR P D, CARAMÊS E T, POPPI R J, et al. Quality evaluation of frozen guava and yellow passion fruit pulps by nir spectroscopy and chemometrics [J]. Food Research International, 2016, 85: 209-214.
- [32] 曾祥燕,赵良忠,蒋盛岩. BP 神经网络优化桔子皮水溶性膳食纤维的提取工艺[J]. 食品工业科技, 2012, 33(15): 258-262.
- [33] IGHOSE B O, ADELEKE I A, DAMOS M, et al. Optimization of biodiesel production from *Thevetia peruviana* seed oil by adaptive neuro-fuzzy inference system coupled with genetic algorithm and response surface methodology [J]. Energy Conversion & Management, 2017, 132: 231-240.
- [34] LIN J A, KUO C H, CHEN B Y, et al. A novel enzyme-assisted ultrasonic approach for highly efficient extraction of resveratrol from *Polygonum cuspidatum* [J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2016, 32: 258.
- [35] 董春旺,赵杰文,朱宏凯,等. 基于 RSM 和 BP-AdaBoost-GA 的红茶发酵性能参数优化[J]. 农业机械学报, 2017, 48(5): 335-342.
- [36] 姚 超,于海宁,阮 晖,等. 酶解结合超声波辅助技术提取纯化菊米总黄酮[J]. 食品科学, 2010, 31(6): 48-51.
- [37] 赵 能,罗安伟,姚 婕,等. 响应面试验优化胡萝卜浆复合酶解工艺[J]. 食品科学, 2015, 36(16): 83-87.
- [38] 刘璐萍,谢翠品,岳 丽,等. 超声辅助酶解-索氏提取联用法提取马齿苋籽油及其脂肪酸组成分析[J]. 食品与发酵工业, 2014, 40(7): 218-222.
- [39] 李 超,王乃馨,陈尚龙,等. 超声波协同果胶酶提高草莓出汁率的研究[J]. 食品工业, 2016, 37(8): 45-48.

(责任编辑:陈海霞)