

DOI: 10.16210/j.cnki.1007-7561.2022.03.006

张一鸣, 和法涛, 葛邦国, 等. 基于神经网络算法的龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸富集工艺优化[J]. 粮油食品科技, 2022, 30(3): 59-66.ZHANG Y M, HE F T, GE B G, et al. Optimization technology of longshan millet  $\gamma$ -amino butyric acid enrichment process by neural network algorithm[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2022, 30(3): 59-66.

# 基于神经网络算法的龙山小米 $\gamma$ -氨基丁酸富集工艺优化

张一鸣, 和法涛, 葛邦国, 高玲✉

(中华全国供销合作总社 济南果品研究院, 山东 济南 250014)

**摘要:** 为推动龙山小米产业提质增效, 以龙山小米为主要原料, 考察浸泡时间、发芽温度、发芽时间对龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响, 在单因素实验基础上, 进行响应面优化实验, 通过反向传播 (Back propagation, BP) 神经网络和遗传算法 (Genetic algorithm, GA), 对优化实验结果进行模拟分析并寻优, 结果表明: 龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸富集最优工艺为浸泡时间 11.5 h, 发芽温度 38.5 °C, 发芽时间 49.5 h。在此工艺下龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸含量为 444.03 mg/kg, 相比未处理样品含量提高 5.68 倍。

**关键词:** 龙山小米;  $\gamma$ -氨基丁酸; 神经网络; 遗传算法; 工艺优化

中图分类号: TS210.1 文献标识码: A 文章编号: 1007-7561(2022)03-0059-08

## Optimization Technology of Longshan Millet $\gamma$ -amino Butyric Acid Enrichment Process by Neural Network Algorithm

ZHANG Yi-ming, HE Fa-tao, GE Bang-guo, GAO Ling✉

(Jinan Fruit Research Institute All China Federation of Supply and  
Marketing Co-operatives, Jinan, Shandong 250014, China)

**Abstract:** In order to promote the quality and efficiency improvement of Longshan millet industry and enhance the added value of products, this study took Longshan millet as the main raw material to learn the effects of soaking time, germination temperature and germination time on Longshan millet  $\gamma$ -aminobutyric acid content. Based on the single factor test, the response surface optimization test was carried out. Through back propagation (BP) neural network and genetic algorithm (GA), the optimization test results are simulated, analyzed and optimized. The results showed: The optimal process for  $\gamma$ -aminobutyric acid enrichment of Longshan millet was soaking time of 11.5 h, germination temperature of 38.5 °C, and germination time of 49.5 h. Through this process, the content of Longshan millet  $\gamma$ -aminobutyric acid was 444.03 mg/kg, 5.68 times higher than that of

收稿日期: 2021-11-18

基金项目: 高端外国专家引进计划 (GL20200124001); 济南市泉城产业领军人才支持计划 (2018012)

Supported by: The Introduction Plan of High-end Foreign Experts (NO. GL20200124001); Jinan Quancheng Industry Leading Talent Support Plan (NO. 2018012)

作者简介: 张一鸣, 男, 1993 年出生, 硕士, 实习研究员, 研究方向为果蔬干燥及成分评价研究。E-mail: 805091282@qq.com.

通讯作者: 高玲, 女, 1981 年出生, 硕士, 正高级工程师, 研究方向为农产品精深加工及强化传热传质。E-mail: 15066150659@126.com.

untreated samples.

**Key words:** Longshan millet;  $\gamma$ -aminobutyric acid; neural network; genetic algorithm technology; process optimization

龙山小米特产于山东省济南市章丘区,是全国农产品地理标志,也是历史上全国四大贡米之一。龙山小米香味浓郁且营养丰富,富含多种微量元素和生物活性成分<sup>[1-4]</sup>。目前龙山小米主要以鲜销为主,通过精深加工制备的高附加值产品较少,产业产值较低,亟需转型升级。 $\gamma$ -氨基丁酸广泛存在于谷物作物中,具有降血压、改善脑机能、防止动脉硬化等功能,植物性来源的 $\gamma$ -氨基丁酸产品因其安全性、天然性的特点备受研究者关注<sup>[5-7]</sup>。已有研究表明,通过谷物发芽的方式,可有效提高谷物中 $\gamma$ -氨基丁酸含量,并进行高附加值产品开发<sup>[8-10]</sup>。

神经网络(Artificial neural networks, ANN)是一种数据分析方法,通过模仿大脑的神经网络行为特点对数据进行处理,具有极强的非线性映射能力,广泛应用于生物、农业、机械等领域的模型建立<sup>[11-12]</sup>。遗传算法(Genetic algorithm, GA)是一种基于人工智能的随机非线性优化方式,可实现随机、自适应、并行性全局搜索寻优<sup>[11-12]</sup>。通过遗传算法结合神经网络进行工艺优化,可有效避免传统优化方法易产生局部最优解的情况,更适合进行全局最优组合设计<sup>[11-15]</sup>。将神经网络算法应用于龙山小米 $\gamma$ -氨基丁酸富集工艺的研究尚未见报道。

本研究将神经网络应用于龙山小米 $\gamma$ -氨基丁酸富集工艺优化,以期对龙山小米产品开发提供新思路,延伸龙山小米加工产业链,推动地方特色农产品经济发展,促进我国新旧动能转换。

## 1 材料与方 法

### 1.1 材料与试剂

小米,章丘龙山小米(糙米):购于山东省济南市章丘区;

$\gamma$ -氨基丁酸标准品,色谱纯级:美国Sigma公司;乙腈,色谱纯级:美国TEDIA公司;磷酸,分析纯级:北京化工厂;硼酸、邻苯二甲醛、巯基乙醇、氢氧化钠、醋酸、三乙胺、四氢呋喃、

2-辛醇、甲醇,分析纯级:国药集团化学试剂有限公司;三水乙酸钠,分析纯级:源叶生物有限公司。

### 1.2 仪器与设备

XS 365M 电子天平:瑞士普里赛斯仪器有限公司;DS-56III 双螺杆挤压膨化机:济南赛信机械有限公司;500Y 型高速多功能粉碎机:浙江锐腾食品机器有限公司;UV1000 分光光度计:上海天美科学仪器有限公司。

MA160-1CN 型水分分析测定仪:赛多利斯科学仪器(北京)有限公司;SPX-150B-Z 型生化培养箱:上海博远实业有限公司;KQ-600E 超声波振荡器:昆山舒美有限公司;2695 型液相色谱仪:沃特世科技(上海)有限公司;500Y 型紫外检测器:Empower 工作站。

### 1.3 实验方法

#### 1.3.1 工艺流程

龙山小米→清洗→浸泡→发芽(富集 $\gamma$ -氨基丁酸)→干燥

#### 1.3.2 单因素实验

取一定量龙山小米不发芽作为空白组,另取一定量龙山小米作为实验组置于烧杯中,室温浸泡一段时间后,置于培养箱中一定温度下发芽。以 $\gamma$ -氨基丁酸含量为指标,单因素实验条件分别为浸泡时间4、8、12、16、20 h;发芽温度25、30、35、40、45 °C;发芽时间12、24、36、48、60 h。考察单因素实验条件时,设置固定条件为浸泡时间12 h;发芽温度40 °C;发芽时间48 h。分别测定空白组和实验组 $\gamma$ -氨基丁酸含量。

#### 1.3.3 响应面优化实验

以浸泡时间( $X_1$ )、发芽温度( $X_2$ )和发芽时间( $X_3$ )作为自变量,样品 $\gamma$ -氨基丁酸含量作为因变量( $y$ ),进行 $N=17$ 的响应面(Box-Behnken)优化实验,结合单因素实验最优结果,在满足最优工艺范围的情况下,设置因素水平编码表见表1。

表 1 因素水平编码表  
 Table 1 Factor level coding table

水平	浸泡时间/h	发芽温度/℃	发芽时间/h
1	16	40	54
0	12	35	48
-1	8	30	44

### 1.3.4 BP 神经网络

设置该神经网络模型拓扑结构为 3-10-1, 其中神经网络设置输入层为 3 个神经元, 即浸泡时间 ( $X_1$ )、发芽温度 ( $X_2$ ) 和发芽时间 ( $X_3$ ); 设置 1 个隐含层, 包含 10 个神经元, 以满足输入层数据计算; 将  $\gamma$ -氨基丁酸含量 ( $Y$ ) 设为输出层; 通过模拟龙山小米发芽过程中的  $\gamma$ -氨基丁酸含量变化, 确定相关因素对龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响。拓扑结构图见图 1。

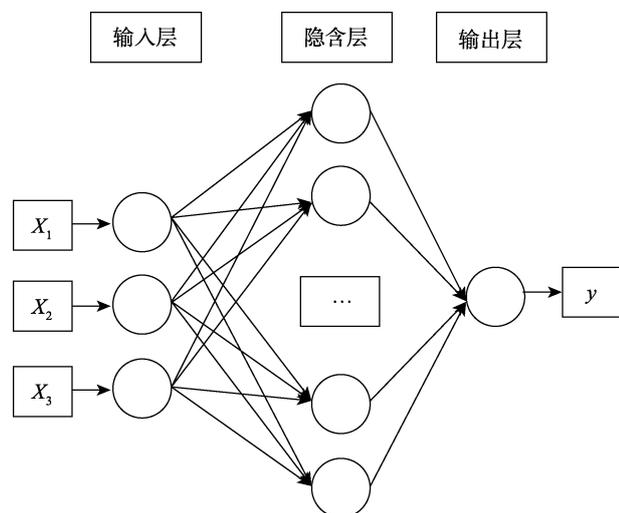


图 1 神经网络拓扑结构

Fig.1 The architecture of artificial neural network

本次优化以建立的神经网络模型为遗传算法的适应度函数, 利用适应度函数对个体进行选择, 进而对龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸富集工艺进行寻优。

### 1.3.5 $\gamma$ -氨基丁酸测定

采用高效液相色谱法测定  $\gamma$ -氨基丁酸的含量, 测定方法结合 NY/T 2890—2016《稻米中  $\gamma$ -氨基丁酸的测定 高效液相色谱法》和 QB/T 4587—2013《 $\gamma$ -氨基丁酸》。

称取一定量样品, 研磨后过 60 目筛, 加入一定量乙醇水溶液, 超声提取后静置离心, 取上清液, 样品残渣进行 2 次提取, 合并上清液。加入一定量邻苯二甲醛-乙腈衍生剂, 反应后进样。

色谱分析条件: 流动相分为 A 相和 B 相。A

相: 称一定量的结晶乙酸钠, 定容至 1 000 mL, 加一定量三乙胺, 调整 pH 至 7.20 后加四氢呋喃, 混合过滤备用。B 相: 按 A 相的方法配置, 调好 pH 后按照体积比为甲醇: 乙酸钠: 乙腈=2: 1: 2 混合过滤备用。柱温 40 ℃、流速 1.0 mL/min、检测波长: 338 nm。

## 1.4 数据分析

数据差异显著性通过软件 SPSS 22.0 进行分析, 响应面优化实验通过软件 Design Expert 8.0 进行分析, 神经网络建模和遗传网络寻优通过软件 Matlab 2018b 进行。

## 2 结果与分析

### 2.1 工艺优化结果

#### 2.1.1 单因素实验

浸泡时间对样品  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响见图 2。

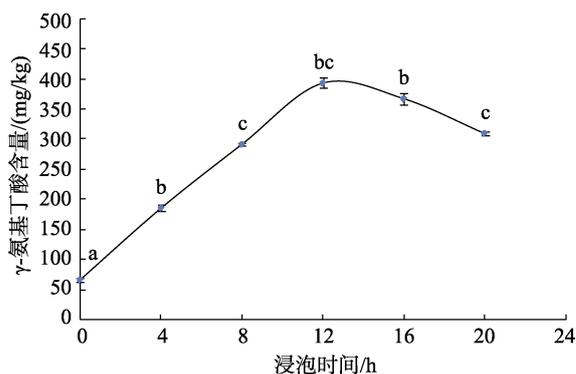


图 2 浸泡时间对  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响

Fig.2 Effect of soaking time on  $\gamma$ -aminobutyric acid content

注: 不同字母表示差异显著 ( $P < 0.05$ )。

Note: different letters indicate significant difference ( $P < 0.05$ ).

由图 2 可知, 随着浸泡时间的上升,  $\gamma$ -氨基丁酸含量先显著上升, 当达到 12 h 后呈下降趋势。分析原因为在小米浸泡过程中, 小米吸水提高自身生物酶活性, 促进胚乳中的干物质转化为供给胚乳、发芽所需的营养成分, 有利于  $\gamma$ -氨基丁酸生成, 故浸泡时间小于 12 h 时  $\gamma$ -氨基丁酸含量显著上升。当浸泡时间过长时, 细胞结构损伤导致水溶性物质溶出,  $\gamma$ -氨基丁酸含量降低。故选择 12 h 为单因素最适浸泡时间。

发芽温度对样品  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响见图 3。随着发芽温度的上升,  $\gamma$ -氨基丁酸含量呈现先显著上升, 当达到 35 ℃ 后呈下降趋势。分析原因为发芽温度过高或者过低, 都将抑制小米中谷氨

酸脱羧酶的活力, 进而抑制  $\gamma$ -氨基丁酸的生成<sup>[6]</sup>。故选择 35 °C 为单因素最适发芽温度。

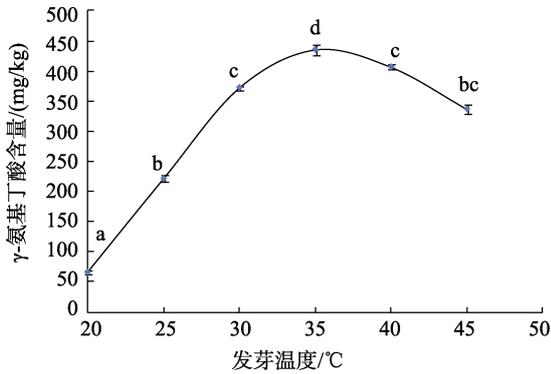


图 3 发芽温度对  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响

Fig.3 Effect of germination temperature on  $\gamma$ -amino butyric acid content

注: 不同字母表示差异显著 ( $P < 0.05$ )。

Note: different letters indicate significant difference ( $P < 0.05$ ).

发芽时间对  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响见图 4。

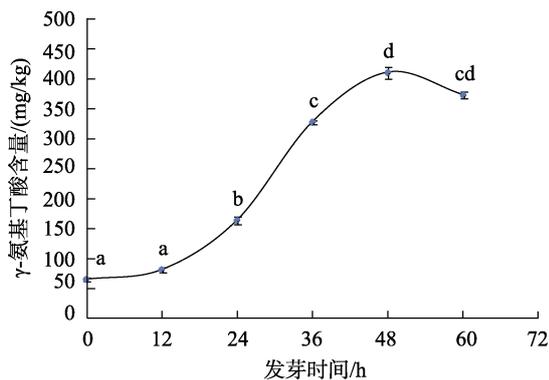


图 4 发芽时间对  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响

Fig.4 Effect of germination time on  $\gamma$ -amino butyric acid content

注: 不同字母表示差异显著 ( $P < 0.05$ )。

Note: different letters indicate significant difference ( $P < 0.05$ ).

由图 4 可知, 随着发芽时间的上升,  $\gamma$ -氨基丁酸含量呈先显著上升, 当 48 h 后下降的趋势。分析原因为, 小米蛋白在蛋白酶作用下生成谷氨酸, 谷氨酸脱羧酶将谷氨酸转化为  $\gamma$ -氨基丁酸, 但较高的  $\gamma$ -氨基丁酸生成量, 将激发  $\gamma$ -氨基丁酸转氨酶的活性, 使  $\gamma$ -氨基丁酸转化为琥珀酸半醛, 故过长的发芽时间,  $\gamma$ -氨基丁酸含量下降<sup>[8]</sup>。选择 48 h 为单因素最适发芽时间。

### 2.1.2 响应面实验优化

响应面优化实验结果见表 2。

表 2 响应面优化实验结果

Table 2 Test results of response surface optimization

序号	$X_1$ 浸泡时间	$X_2$ 发芽温度	$X_3$ 发芽时间	$Y_1$ -氨基丁酸含量
1	0	-1	-1	337.92
2	1	1	0	372.24
3	0	0	0	438.87
4	-1	0	1	343.65
5	1	0	1	367.42
6	-1	0	-1	316.72
7	1	0	-1	349.87
8	0	0	0	439.99
9	0	1	-1	367.31
10	1	-1	0	362.11
11	-1	1	0	364.43
12	0	0	0	442.54
13	0	0	0	441.90
14	0	0	0	438.25
15	0	1	1	385.45
16	0	-1	1	369.62
17	-1	-1	0	323.59

使用 Design Expert 8.0.6 中的 Box-Behnken 模块进行响应面优化, 得到  $Y$  二次多项方程

$$Y = 440.31 + 12.906 25X_1 + 12.023 75X_2 + 11.79X_3 - 7.677 5X_1X_2 - 2.345X_1X_3 - 3.39X_2X_3 - 52.688 8X_1^2 - 32.028 8X_2^2 - 43.206 3X_3^2;$$

该二次项模型  $R^2 = 0.98$ , 说明该模型仅有 2% 的总量变异不能由模型因素解释, 同时模型信噪比 = 71.01 > 4, 说明该模型拟合程度较好, 优化结果较为可信。模型方差分析结果如表 3 所示。

由表 3 可知, 该预测模型项  $P < 0.000 1$ , 呈极显著水平, 模型失拟项  $P = 0.245 2$ , 呈不显著水平, 同时模型  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$ 、 $X_1X_2$ 、 $X_1^2$ 、 $X_2^2$ 、 $X_3^2$  项呈极显著水平, 模型  $X_2X_3$  项呈显著水平, 说明该预测模型拟合程度良好。

各因素对响应值的影响见图 5。由图 5 结合表 3 可知, 浸泡时间和发芽温度交互作用对  $\gamma$ -氨基丁酸含量影响极显著 ( $P < 0.01$ ), 发芽时间和发芽温度交互作用对  $\gamma$ -氨基丁酸含量影响显著 ( $P < 0.05$ ), 浸泡时间和发芽时间交互作用对  $\gamma$ -氨基丁酸含量影响不显著 ( $P > 0.05$ )。

### 2.1.3 BP 神经网络的建立与训练

神经网络误差下降曲线图如图 6 所示。随着训练次数的增加, 模型的均方误差逐渐逼近最优误差值。当神经网络训练迭代到 157 次时, 训练

误差达到最优值 0.000 2, 表明该神经网络模型可信性较高。

BP 神经网络模型训练的相关系数见图 7。当训练误差为 0.000 2 时, BP 神经网络模型训练的

表 3 方差分析  
Table 3 Analysis of variance

方差来源	平方和	自由度	均方差	F 值	P 值	显著性
模型	30 430.28	9	3 381.142	663.654 5	<0.000 1	极显著
$X_1$	1 332.57	1	1 332.57	261.558 5	<0.000 1	极显著
$X_2$	1 156.565	1	1 156.565	227.011 8	<0.000 1	极显著
$X_3$	1 112.033	1	1 112.033	218.271 1	<0.000 1	极显著
$X_1X_2$	235.776	1	235.776	46.278 39	0.000 3	极显著
$X_1X_3$	21.996 1	1	21.996 1	4.317 42	0.076 3	
$X_2X_3$	45.968 4	1	45.968 4	9.022 731	0.019 8	显著
$X_1^2$	11 688.86	1	11 688.86	2 294.303	<0.000 1	极显著
$X_2^2$	4 319.33	1	4 319.33	847.803 1	<0.000 1	极显著
$X_3^2$	7 860.126	1	7 860.126	1 542.795	<0.000 1	极显著
残差	35.663 13	7	5.094 732			
失拟	21.742 53	3	7.247 508	2.082 528	0.245 2	不显著
纯误差	13.920 6	4	3.480 15			
总和	30 465.94	16				

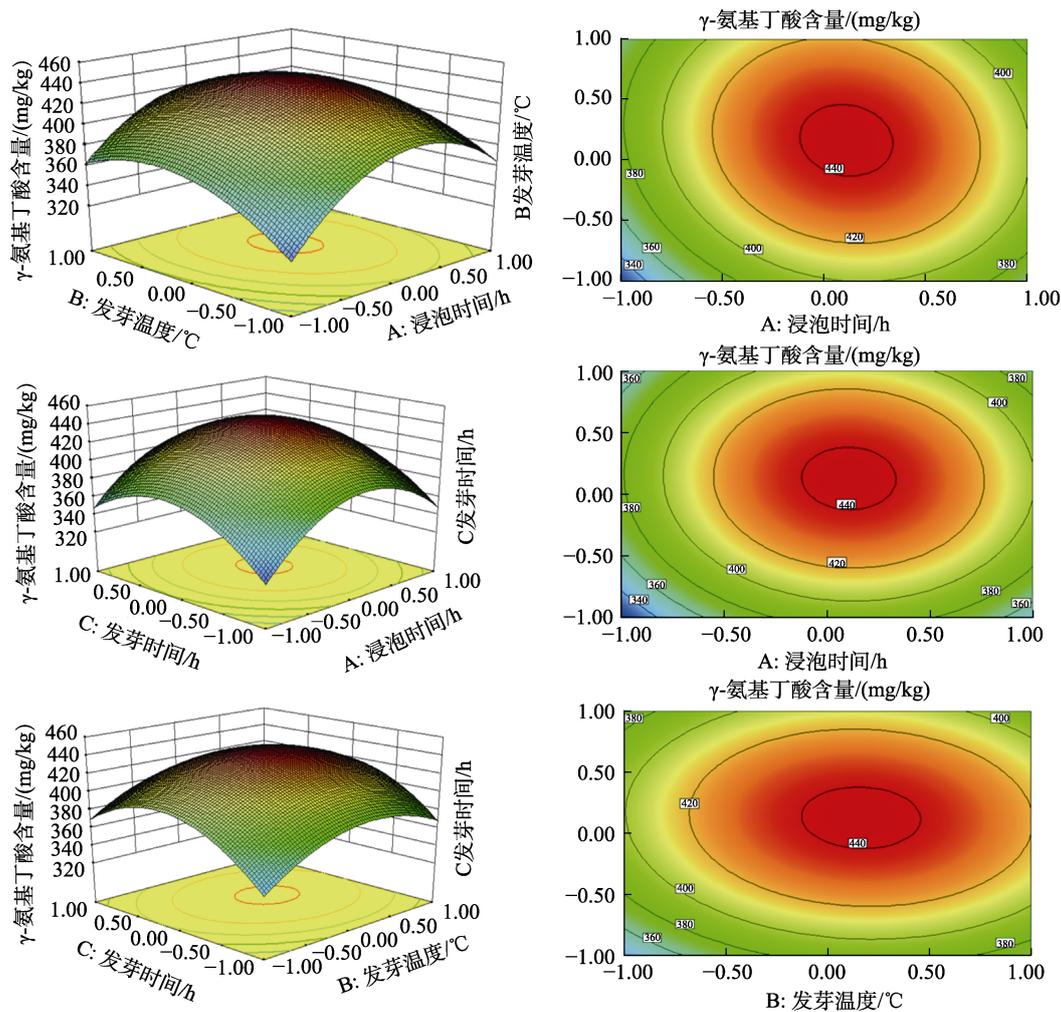


图 5 各因素交互作用对  $\gamma$ -氨基丁酸含量影响的响应面和等高线图

Fig.5 Contours and response surface diagrams of the effects of various factors on the  $\gamma$ -amino butyric acid content

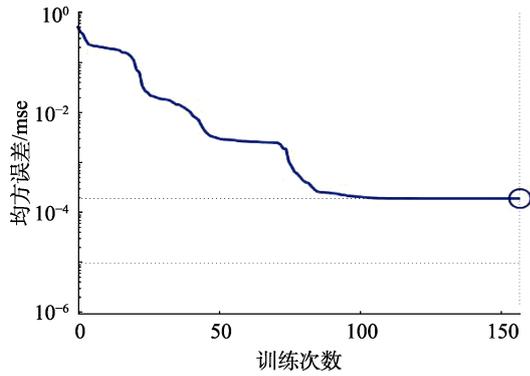


图 6 BP 神经网络均方误差图  
Fig.6 MSE curve of BP neural network

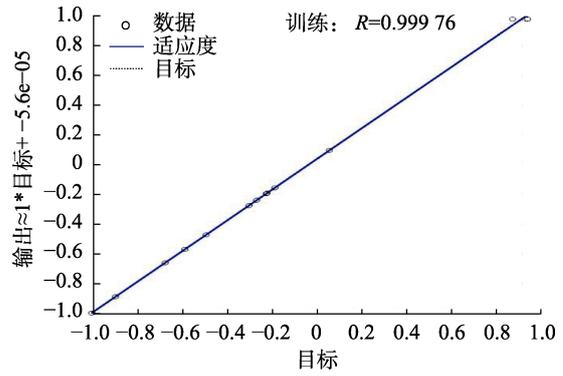


图 7 BP 神经网络训练相关系数图  
Fig.7 Correlation coefficient diagram of BP neural network training

相关系数为 0.999 ( $R > 0.95$ ), 结果表明本次训练的 BP 网络模型对于训练样本逼近能力较高, 能较好的描述浸泡时间、发芽温度、发芽时间和样品  $\gamma$ -氨基丁酸含量间的关系, 可以用于本工艺优化。

模型随机验证结果见图 8。在 17 组实验数据

中随机选择 3 组数据, 对 BP 神经网络模型进行验证, 结果表面 3 组数据实际值与模型预测值误差分别为 4.75%、0.25%、0.5%, 误差均小于 10%, 说明该模型预测性较好。

利用人工神经网络 (ANN) 预测各因素对  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响见图 9。

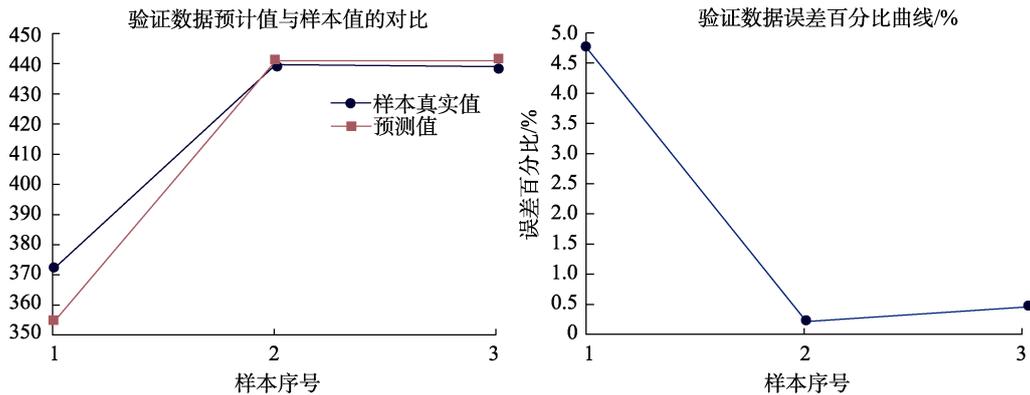


图 8 模型随机验证结果  
Fig.8 Model random verification results

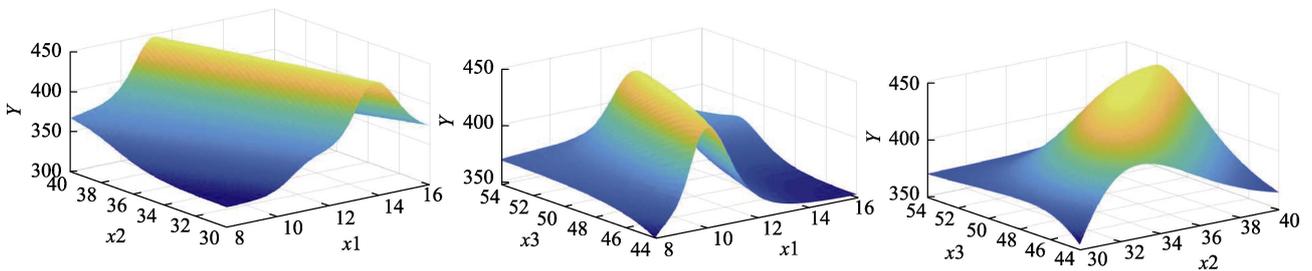


图 9 利用 ANN 预测各因素交互作用对  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响  
Fig.9 Using ANN to predict the impact of various factors on  $\gamma$ -amino butyric acid

由图 9 可知, 浸泡时间、发芽温度和发芽时间对  $\gamma$ -氨基丁酸含量都有较大影响且相互间存在交互作用,  $\gamma$ -氨基丁酸在该模型中存在全局最优。说明本次建立的 BP 神经网络具有较好的预测性,

可以明确输入数据和输出数据之间的关系, 作为模拟小米发芽富集  $\gamma$ -氨基丁酸过程的预测工具。

#### 2.1.4 遗传算法寻优

图 10 为遗传算法寻优的适应度曲线。

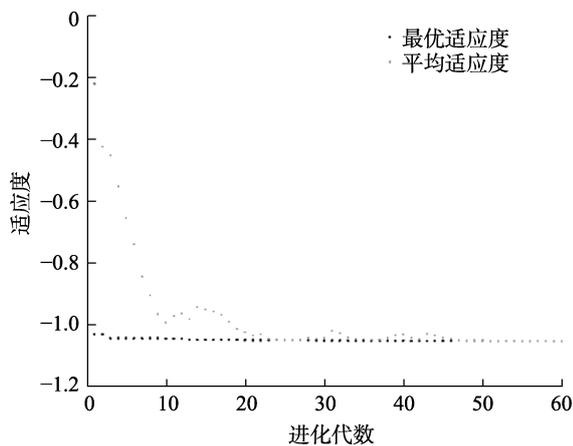


图 10 适应度曲线  
 Fig.10 The fitness curve

由图 10 可知, 遗传算法 (GA) 能够进一步完善实验的优化工艺并在模型中寻找最优值。随着遗传进化迭代次数的增加, 适应度值首先呈断崖式下降, 随后又进行了 3 次选择处理, 被选择个体的适应度值产生小范围的变化, 并逐步向最优适应度值逼近, 适应度曲线在进行 51 次迭代时收敛于最优适应度。通过循环迭代处理, 当进化代数增大至 60 代时, GA 停止选择并得出适应度值最高的个体。运行出的优化结果: 最优工艺参数为浸泡时间 11.7 h, 发芽温度 38.5 °C, 发芽时间 49.4 h, 最优  $\gamma$ -氨基丁酸含量为 445.75 mg/kg。根据模型优化方案结合实验设备可设置参数实际情况进行验证实验, 相关结果如表 4 所示。

表 4 模型优化结果及验证比较

Table 4 The optimization results and comparative validation

制备工艺	浸泡 时间/h	发芽 温度/°C	发芽 时间/h	$\gamma$ -氨基丁酸 含量/(mg/kg)	
				实验值	模型优化值
验证实验	11.5	38.5	49.5	444.03	445.75

由表 4 可知, 验证实验的  $\gamma$ -氨基丁酸含量为 444.03 mg/kg, 比模型优化值 445.75 mg/kg 低 0.39%, 实验相对误差维持在  $\pm 5\%$  的范围内, 达到了该模型对实验精确度的要求。GA-BP 神经网络优化的最佳条件为: 浸泡时间 11.5 h, 发芽温度 38.5 °C, 发芽时间 49.5 h。未处理的龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸含量为 66.46 mg/kg, 通过最优富集工艺处理后的龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸含量提高 5.68 倍。

### 3 结论

通过对龙山小米进行发芽富集  $\gamma$ -氨基丁酸,

研究浸泡时间、发芽温度和发芽时间对龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸含量的影响。在单因素实验的基础上, 运用 Design Expert 8.0 中 Box-Behnken 模块进行 3 因素 3 水平的响应面实验设计, 通过 matlab2018b 建立 BP 神经网络模型, 结合遗传算法最终确定最优工艺参数。龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸富集最优工艺为: 浸泡时间 11.5 h, 发芽温度 38.5 °C, 发芽时间 49.5 h。在此工艺下龙山小米  $\gamma$ -氨基丁酸含量为 444.03 mg/kg, 相比未处理样品含量提高 5.68 倍。通过 BP 神经网络的模型优化, 对龙山小米富集  $\gamma$ -氨基丁酸的工艺提供数据参考, 可推动龙山小米产业提质增效, 带动地方特色农产品经济发展。但本研究的  $\gamma$ -氨基丁酸富集工艺为传统发芽法, 尚需结合生物酶法、改性等技术手段进行深入研究, 进一步提高  $\gamma$ -氨基丁酸富集效果。

### 参考文献:

- [1] 周文超, 李强双, 曹龙奎. 我国不同地区特色品种小米淀粉性质[J]. 食品科学, 2014, 35(5): 59-63.  
 ZHOU W C, LI Q S, CAO L K. Characteristics of millet starch from different regions of China[J]. Food science, 2014, 35(5): 59-63.
- [2] 李暮男, 兰凤英. 小米的营养成分及保健功能研究进展[J]. 河北北方学院学报(自然科学版), 2017, 33(7): 56-60.  
 LI M N, LAN F Y. Research progress on nutritional components and health care function of millet[J]. Journal of Hebei North University (NATURAL SCIENCE EDITION), 2017, 33(7): 56-60.
- [3] SHEN R, YANG S, ZHAO G, et al. Identification of carotenoids in foxtail millet (*setaria italica*) and the effects of cooking methods on carotenoid content[J]. Journal of Cereal Science, 2015, 61(1): 86-93.
- [4] 刘宇杰, 陈银焕, 杨修仕, 等. 小米营养及功能成分研究进展[J]. 粮食与油脂, 2020, 33(5): 1-3.  
 LIU Y J, CHEN Y H, YANG X S, et al. Research progress on nutrition and functional components of millet[J]. Grain and Grease, 2020, 33(5): 1-3.
- [5] 孟春玲, 孟庆虹, 张守文. 发芽糙米的营养功能和进一步开发应用[J]. 中国食品添加剂, 2014(5): 156-160.  
 MENG C L, MENG Q H, ZHANG S W. Nutritional function of germinated brown rice and its further development and Application[J]. Chinese food additives, 2014 (5): 156-160.
- [6] 曹晶晶, 顾丰颖, 罗其琪, 等. 发芽糙米  $\gamma$ -氨基丁酸形成的谷氨酸脱羧酶活性与底物变化的相关性分析[J]. 食品科学, 2018, 39(16): 47-52.  
 CAO J J, GU F Y, LUO Q Q, et al. Germinated brown rice  $\gamma$ -Correlation analysis between glutamic acid decarboxylase

- activity formed by aminobutyric acid and substrate changes[J]. Food science, 2018, 39 (16): 47-52.
- [7] NIKMARAM N, DAR B, ROOHINEJAD S, et al. Recent advances in  $\gamma$ -amino butyric acid (gaba) properties in pulses: an overview[J]. Journal of the Science of Food and Agriculture, 2017, 97(9): 2681-2689.
- [8] 徐丽. 富含  $\gamma$ -氨基丁酸的小米发芽条件优化及特性分析[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2019.  
XU L. High content  $\gamma$ -Optimization of millet germination conditions and characteristic analysis of aminobutyric acid[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2019.
- [9] 孙玉侠. 发芽糙米及其加工工艺的研究进展[J]. 粮食与饲料工业, 2016(9): 1-5.  
SUN Y X. Research progress on germinated brown rice and its processing technology[J]. Grain and feed industry, 2016 (9): 1-5.
- [10] SHARMA S, SAXENA D, RIAR C. Analysing the effect of germination on phenolics, dietary fibres, minerals and  $\gamma$ -amino butyric acid contents of barnyard millet (*Echinochloa frumentacea*)[J]. Food Bioscience, 2016, 13: 60-68.
- [11] 李凯旋, 詹萍, 田洪磊, 等. 基于 GA-BP 神经网络的蒜香调味粉制备工艺优化[J]. 中国食品学报, 2020, 20(10): 150-159.  
LI K X, ZHAN P, TIAN H L, et al. Optimization of preparation process of garlic flavoring powder based on GA-BP neural network[J]. Chinese Journal of food, 2020, 20(10): 150-159.
- [12] 肖连冬, 许彬, 臧晋, 等. 基于 BP 神经网络和遗传算法研究啤酒糟不溶性膳食纤维的酶法脱脂工艺[J]. 食品科学, 2010, 31(14): 18-21.  
XIAO L D, XU B, ZANG J, et al. Study on enzymatic degreasing process of insoluble dietary fiber from brewer's grains based on BP neural network and genetic algorithm[J]. Food science, 2010, 31 (14): 18-21.
- [13] 张芳, 未志胜, 王鹏, 等. 基于 BP 神经网络和遗传算法的库尔勒香梨挥发性物质萃取条件的优化[J]. 中国农业科学, 2018, 51(23): 4535-4547.  
ZHANG F, WEI Z S, WANG P, et al. Optimization of volatile matter extraction conditions of Korla Fragrant Pear Based on BP neural network and genetic algorithm[J]. China Agricultural Science, 2018, 51(23): 4535-4547.
- [14] ADAM B, MAGDALENA K, RYSZARD A, et al. Modeling the tryptic hydrolysis of pea proteins using an artificial neural network[J]. LWT-Food Science and Technology, 2008, 41(5): 942-945.
- [15] 张润泽. 基于神经网络的遗传算法研究与分析[J]. 网络安全技术与应用, 2021, (6): 26-27.  
ZHANG R Z. Research and analysis of genetic algorithm based on neural network [J]. Network security technology and application, 2021, (6): 26-27. ㉞
- 备注: 本文的彩色图表可从本刊官网 (<http://lyspkj.ijournal.cn>)、中国知网、万方、维普、超星等数据库下载获取。