

基于RSM和BP-AdaBoost-GA的红茶发酵性能参数优化

董春旺^{1,2} 赵杰文¹ 朱宏凯³ 袁海波² 叶阳² 陈全胜¹

(1. 江苏大学食品与生物工程学院, 镇江 212013;

2. 中国农业科学院茶叶研究所, 杭州 310008; 3. 哥本哈根大学食品科学系, 菲特烈堡 999017)

摘要: 为明确自行设计的滚筒式红茶发酵机性能参数,以无量纲化的综合评分为发酵品质评价指标,采用响应面法和基于改进型神经网络的遗传算法(BP-AdaBoost-GA)对影响发酵品质的3个因素(发酵温度、发酵时间、翻拌间隔)进行优化,并对2种方法的优化效果进行比较。结果表明,各因素对发酵品质的影响重要性顺序为:发酵温度、翻拌间隔、发酵时间;采用响应面法优化,当发酵温度、发酵时间、翻拌间隔分别为25℃、150 min、20 min时,综合评分预测值和实际值分别为0.863和0.856,相对误差为0.8%;而采用BP-AdaBoost-GA优化,当发酵温度、发酵时间、翻拌间隔分别为27℃、170 min、25 min时,预测值和实际值分别为0.871和0.868,相对误差为0.3%;BP-AdaBoost预测模型的决定系数和相对分析误差分别为0.994和18.456,高于响应面法的0.988和9.577,且预测均方根误差较低,为0.017。在红茶发酵工艺的参数优化中,采用BP-AdaBoost-GA方法能比响应面法更好地拟合模型,以及在全局变量范围内推导最优发酵条件。

关键词: 红茶发酵; 参数优化; AdaBoost算法; 遗传算法

中图分类号: TS272.4; TP183 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2017)05-0335-08

Parameter Optimization of Black Tea Fermentation Machine Based on RSM and BP-AdaBoost-GA

DONG Chunwang^{1,2} ZHAO Jiewen¹ ZHU Hongkai³ YUAN Haibo² YE Yang² CHEN Quansheng¹

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

2. Tea Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Hangzhou 310008, China

3. Department of Food Science, University of Copenhagen, Frederiksberg 999017, Denmark)

Abstract: Fermentation is the key procedure in processing of congou black tea, which directly decides the quality and flavor of tea products. Fermentation experiments were conducted on a novel drum-type fermentation machine as the platform, the performance parameters of fermentation machine were clarified. Methodologically, with dimensionless comprehensive scores as a measure of fermentation quality, response surface methodology (RSM) and back-propagation adaptive boosting based genetic algorithm (BP-AdaBoost-GA) were used separately to optimize three parameters (fermentation temperature x_1 , fermentation time x_2 , rotational interval x_3) that affect fermentation quality. Also the optimizing effects of RSM and BP-AdaBoost-GA were compared. Results showed that the importance degrees of the three parameters ranked as $x_1 > x_3 > x_2$. With RSM at $x_1 = 25^\circ\text{C}$, $x_2 = 150$ min and $x_3 = 20$ min, the predicted and actual values of comprehensive scores were 0.863 and 0.856, respectively, showing relative error of 0.8%. With BP-AdaBoost-GA at $x_1 = 27^\circ\text{C}$, $x_2 = 170$ min and $x_3 = 25$ min, the predicted and actual values of comprehensive scores were 0.871 and 0.868, respectively, showing relative error of 0.3%. When the BP-AdaBoost had seven nodes in the hidden layer and a prediction error threshold of 0.25, its determination coefficient was greater than that of RSM (0.994 vs 0.988), and it had lower root mean square error of prediction (RMSEP) of 0.017 and residual predictive deviation (RPD) equaled to 18.456. Both RSM and BP-AdaBoost-GA were feasible for optimization of fermentation parameters. However, the fitting ability of RSM was limited because it was based on quadratic polynomial regression,

收稿日期: 2016-11-02 修回日期: 2016-12-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(31271875)、浙江省自然科学基金项目(Y16C160009)和浙江省重点研发计划项目(2015C02001)

作者简介: 董春旺(1980—),男,博士生,中国农业科学院助理研究员,主要从事茶叶加工装备研究,E-mail: dongchunwang@tricaas.com

通信作者: 陈全胜(1973—),男,教授,博士生导师,主要从事现代食品无损检测技术研究,E-mail: qschen@ujs.edu.cn

while the fitting ability over experimental data was limited. The algorithm combining improved neural network and GA had higher global extremum prediction ability and higher accuracy. Thus, it can be concluded that even though RSM was the most widely used method for fermentation parameter optimization, BP-AdaBoost-GA methodology may present a better alternative. In the meantime, the rotation function had both advantages and disadvantages on the fermentation quality of black tea, moderate rotation and mixing material can enhance the quality of black tea and shorten the fermentation time.

Key words: black tea fermentation; parameter optimization; AdaBoost algorithm; genetic algorithm

引言

发酵是工夫红茶加工的关键工序,直接决定成品茶的品质和风味特征^[1-2]。目前,世界范围内红茶发酵方式主要分为传统发酵和设备发酵(单机或连续式生产线)^[3]。传统发酵是将揉捻叶置于发酵筐中,使其处于自然环境完成。设备发酵采用可控制温湿度环境的多层摊放结构,上下层间温湿度有一定差异,且摊叶的厚度不均,不具备翻拌匀叶的功能,致使发酵叶酶促氧化程度不统一,难以满足高品质工夫红茶的工艺技术要求^[4-5]。

响应面(Response surface methodology, RSM)和基于人工神经网络(Artificial neural network, ANN)的遗传算法(Genetic algorithm, GA)是2种在发酵实验非线性优化中被运用的方法^[6-7]。尤其是基于人工神经网络的遗传算法(ANN-GA),由于能够把发酵过程的动态行为在一个非线性模型中描述,可以有效克服RSM的缺点,具有更高的拟合度与精准的预测值^[7-11],但其在红茶的发酵参数优化应用中仍是空白。

基于发酵原理和工艺技术理论,课题组设计出具有翻拌功能的滚筒式红茶发酵机,但其配套的工艺参数及对品质的影响关系尚需明确^[3]。本文以

所设计的发酵机为试验平台,以成品红茶的感官品质、理化品质为主控目标,对影响发酵品质的设备运行参数(发酵温度、发酵时间、翻拌间隔)进行试验研究,采用RSM和BP-AdaBoost-GA等方法寻求较优的参数组合,以期为进一步提高工夫红茶品质提供理论依据和参考。

1 材料与方法

1.1 材料与设备

1.1.1 发酵机结构与工作原理

滚筒式发酵机的总体结构如图1所示。该机器主要由发酵筒、翻拌装置、隧道加热系统、控制系统、进出料系统和支架等组成。具有定时翻拌、自动控制温湿度、自动进出料、发酵状态监控等功能。

工作原理:翻拌装置的柔性刮板旋转带动物料均匀翻拌,使制品的酶促氧化反应更加均匀。隧道加热系统连接发酵筒内环境和外部自然环境,新鲜空气携雾化蒸汽流经隧道进行适度加热,经气路输送至发酵筒内,同时将筒内发酵废气和多余热量排出。发酵环境的监控则由控制系统通过PLC控制空气加热器和超声波雾化单元的通断实现。进出料系统可使机身整体倾斜实现快速出料。

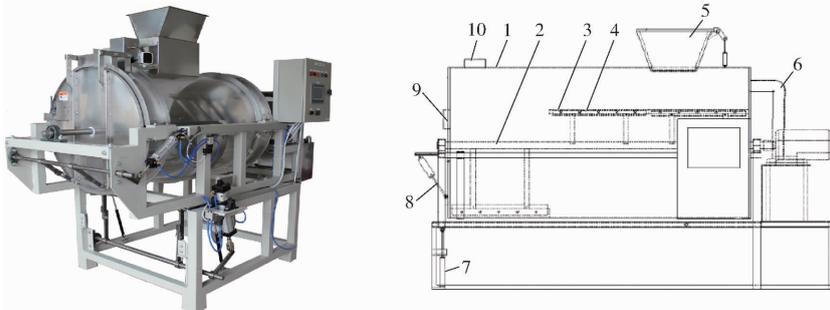


图1 滚筒式富氧发酵机结构

Fig. 1 Structural diagram of fermentation machine

1. 筒体 2. 转轴 3. 柔性刮片 4. 刮板 5. 进料口 6. 隧道加热系统 7. 倾斜气缸 8. 出料门 9. 取料口 10. 排气口

1.1.2 样品收集与仪器

试验原料采用小叶鸠坑品种,形状特征以一芽一叶为主,除发酵外,萎凋、揉捻、干燥等工序条件均一致。试验于2016年4月份(春茶季节)在浙江省

更香有机茶有限公司进行,验证试验在2016年5月份(春茶后期)进行。试验使用的主要仪器设备有滚筒式红茶发酵机(自制)、6CR-40型揉捻机(浙江绿峰机械有限公司)、6CH-3型干燥机(浙江高

山茶机厂)和 RHXL3SD 型温湿度记录仪(日本 OMRON 公司)。

按照 GB/T 30483—2013《茶叶中茶黄素的测定—高效液相色谱法》测定茶黄素、茶红素含量。对样品进行冻干和磨粉预处理,利用 PDGU-20A3 型高效液相色谱仪(日本岛津公司)完成测定。依据 GB/T 23776—2009《茶叶感官审评方法》并采用密码审评形式评定各茶样的感官品质。

1.2 试验设计与方法

1.2.1 响应面设计

在单因素试验基础上,并依据中心组理论(CCD)^[3],以感官评分和理化品质的茶黄素(TFs)和茶红素(TRs)含量等作为响应值,对发酵温度、发酵时间、翻拌间隔等因素进行响应面试验研究。利用三因素二次回归试验设计方案,对影响发酵品质的3个主要参数组合完成优化。试验因素及编码见表1。

表1 试验因素与编码
Tab.1 Test factors and levels

编码	因素		
	发酵温度 $x_1/^\circ\text{C}$	发酵时间 x_2/min	翻拌间隔 x_3/min
-1	25	150	0
0	30	195	30
1	35	240	60

1.2.2 发酵品质的无量纲化

发酵品质的评价分为感官品质和理化品质,感官品质即经干燥后制成的成品茶由感官审评专家按色、香、味、形进行评分而得,具有一定的主观性;理化品质主要指发酵中形成的茶色素(TFs、TRs)含量,虽然具有客观性,但不能全面地反映出香气、外形等其他品质。因此对感官评分、TFs、TRs等3个变量通过极差归一化法进行无量纲化处理^[12](每列中最大值得分为1,最小值得分为0),按照重要性赋予权重系数形成综合评分将更好地表征发酵的综合品质。无量纲值转换公式为

$$Y_i = (X_i - X_{i \min}) / (X_{i \max} - X_{i \min}) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

式中 X_i ——试验值

Y_i ——无量纲值

$X_{i \min}$ ——最小试验值

$X_{i \max}$ ——最大试验值

n ——试验数

本试验中,专家感官评分指标权重为0.5,而TFs、TRs等指标,仅以排队评分权重各为0.25,故其评分公式为

$$Y = 0.5Y_1 + 0.25Y_2 + 0.25Y_3 \quad (2)$$

式中 Y ——综合评分

Y_1, Y_2, Y_3 ——感官评分、茶黄素质量分数、茶红素质量分数,无量纲

1.2.3 BP-AdaBoost 算法

BP-ANN 是一种经典人工神经网络算法^[13],其在各个领域都有着广泛的应用,但存在收敛速度缓慢,易陷入局部最小等缺点。神经网络预测精度的好坏与优化结果有着密切关系,而通过粒子群算法、蚁群算法和 AdaBoost 等智能算法可以提高神经网络模型的预测精度和泛化能力,更能满足具有非线性、时变性和不确定性的模型预测需要^[13-14]。

AdaBoost 算法作为一种集成算法,通过将多个 BP 神经网络作为弱分类器构建成强学习器,并进行集成学习,称之为 BP-AdaBoost 方法,该算法可以在一定程度上克服 BP-ANN 局部极小和过拟合的缺陷,从而提高整个模型的预测精度和泛化能力。建立 BP-AdaBoost 模型的步骤如下^[15]:

(1)初始化。从样本空间选择 m 组训练数据,初始化测试数据的分布权值 $D_t(i) = 1/m$,确定预测误差阈值 Φ ,弱预测器个数 T ,初始化 BP 神经网络的权值和阈值。

(2)训练弱预测器。训练第 t 个弱预测器时,先用训练集训练 BP 神经网络(即弱预测器),然后用刚训练的弱预测器预测该训练数据的输出值 $h_t(x)$,并计算该弱预测器预测误差的绝对值,公式为

$$e(i) = |h_t(x_i) - y_i| \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (3)$$

式中 x_i ——弱预测器的输入变量

y_i ——综合评分的实际值

(3)计算误差和 ε_t ,其计算公式为

$$\varepsilon_t = \sum D_t(i) \quad (e(i) > \Phi) \quad (4)$$

(4)计算弱预测器权重系数。根据 ε_t ,计算权重系数 w_t ,其计算公式为

$$w_t = 0.5 \ln \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \quad (5)$$

(5)调整测试数据权重。根据权重系数 w_t 调整下一轮训练样本的权重,调整公式为

$$D_{t+1}(i) = \begin{cases} \frac{D_t(i)}{B_t} \exp w_t & (e(i) > \Phi) \\ \frac{D_t(i)}{B_t} & (\text{其他}) \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (6)$$

式中, B_t 是归一化因子,能使样本的分布权值和为1,并且保持各成分的权重比不变。

(6)强预测器输出。经过 T 次训练,得到 T 组弱预测函数 $f(h_t(x), w_t)$,并由其加权组合得到最

终的强预测器输出 $F(x)$, 其计算公式为

$$F(x) = \sum_{i=1}^T w_i f(h_i(x), w_i) \quad (7)$$

1.2.4 BP-AdaBoost-GA 预测模型建立及优化

对于未知的非线性函数, 仅通过函数输入输出数据难以精确寻找函数极值, 而遗传算法通过模拟自然界遗传机制和生物进化论能够进行并行随机搜索最优化, 所以将神经网络的非线性拟合能力和遗传算法的非线性寻优能力相结合, 进而寻找函数的极值^[16-17]。

BP-AdaBoost-GA 模型的建立包括 3 个步骤: BP-AdaBoost 神经网络的建立、定义目标函数以及遗传算法寻优求解。首先, 基于 51 组 RSM 试验处理, 通过 BP-AdaBoost 神经网络方法建立输入变量与输出变量的非线性关系。然后定义遗传算法的适应度函数, 并在发酵工艺的约束条件下, 利用遗传算法的全局搜索能力找到适应度函数(综合评分)的最优解。根据上述步骤, BP-AdaBoost-GA 建模流程如图 2 所示。

1.2.5 数据分析与处理

采用 Design-Expert Version 9(美国 Stat-Ease 公司)进行试验设计、数据处理与统计分析, 算法运行平台为 Matlab 2014b(美国 MathWorks 公司)。

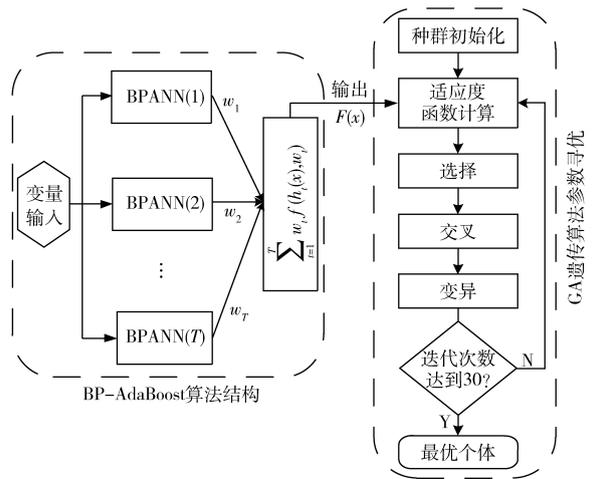


图 2 BP-AdaBoost-GA 算法流程图
Fig. 2 Modeling flow chart of BP-AdaBoost-GA

2 结果与分析

2.1 响应面试验方案设计

根据 CCD 试验方案进行三因素三水平响应面分析试验, 共 17 个试验点, 其中包括 14 个分析因子, 3 个零点估计误差。每组试验进行 3 次重复, 共 51 组发酵试验。每次试验结束, 取样 30 g 冻干磨粉后进行茶色素分析, 同步取样 100 g 干燥固样后用于感官评分。取 3 次重复试验结果的平均值作为目标值, 表 2 为响应面试验设计与试验结果。

表 2 试验设计方案及响应值结果
Tab. 2 Design scheme and response values

试验序号	X_1	X_2	X_3	响应值				RSM 预测值	BP-AdaBoost 预测值
				Y_1	Y_2	Y_3	Y		
1	-1	-1	-1	0.84	1.00	0.40	0.769	0.783	0.772
2	1	-1	-1	0.23	0	0	0.114	0.118	0.115
3	-1	1	-1	0.32	0.79	0.48	0.476	0.497	0.505
4	1	1	-1	0	0.10	0.21	0.077	0.089	0.079
5	-1	-1	1	0.55	0.93	0.74	0.694	0.692	0.690
6	1	-1	1	0.42	0.55	0.42	0.452	0.440	0.459
7	-1	1	1	0.59	0.28	1.00	0.614	0.619	0.620
8	1	1	1	0.35	0.03	0.60	0.337	0.332	0.341
9	-1	0	0	1.00	0.69	0.53	0.805	0.769	0.795
10	1	0	0	0.46	0.17	0.37	0.367	0.367	0.358
11	0	-1	0	0.58	0.41	0.47	0.511	0.516	0.504
12	0	1	0	0.54	0.21	0.38	0.416	0.391	0.411
13	0	0	-1	0.16	0.48	0.43	0.309	0.258	0.332
14	0	0	1	0.28	0.41	0.59	0.392	0.406	0.388
15	0	0	0	0.52	0.21	0.50	0.437	0.454	0.439
16	0	0	0	0.50	0.17	0.52	0.423	0.454	0.445
17	0	0	0	0.51	0.21	0.55	0.445	0.454	0.441
预测均方根误差								0.020	0.017
R^2								0.988	0.994
相对分析误差								9.577	18.456

2.2 响应面模型及显著性检验

针对表2中的样本数据,运用Design-Expert数据分析软件进行多元回归拟合分析,建立综合评分Y对3个自变量(x_1 、 x_2 、 x_3)的二次多项式回归模型为

$$Y = 8.76797 - 0.40520x_1 - 0.015464x_2 + 0.049882x_3 + 4.27881 \times 10^4 x_1 x_2 + 1.90364 \times 10^3 x_1 x_3 + 4.57615 \times 10^3 x_1^2 - 1.35163 \times 10^4 x_3^2 - 8.10415 \times 10^6 x_1 x_2 x_3 \quad (3)$$

回归方程中各变量对指标影响的显著性由F检验判定,概率P越小则相应变量的显著性越高。由表3分析可知,表中各项的F检验均很显著,说明试验响应值的变化非常复杂,各个试验因素对响应值的影响不是简单的线性关系,而是二次关系,且3个因素间存在明显的交互作用。

表3 响应面方差分析结果

Tab.3 Variance analysis result of response surface model

方差来源	偏差平方和	自由度	F	P
模型	0.61	9	67.20	<0.0001
x_1	0.41	1	402.15	<0.0001
x_2	0.038	1	38.16	0.0005
x_3	0.055	1	54.82	0.0001
$x_1 x_2$	6.14×10^{-3}	1	6.10	0.0429
$x_1 x_3$	0.036	1	35.35	0.0006
x_1^2	0.04	1	39.32	0.0004
x_3^2	0.045	1	44.46	0.0003
$x_1 x_2 x_3$	0.011	1	10.56	0.0141
失拟项	6.81×10^{-3}	5	9.92	0.0860
总离差	0.62	16		

由于响应面的回归模型F检验很显著($P = 0.0001 < 0.05$),失拟项不显著($P > 0.05$),表明在试验范围内,回归模型与实际情况拟合度较好; R^2 值为0.9885,调整后的 R^2 值为0.9738,变异系数

为7.06%,表明模型可以解释97%以上响应值变化,仅有总变异的2.62%不能用此模型来解释;预测值与实际值之间具有高度相关性,试验误差较小。

2.3 因素影响效应分析

回归方程各项方差分析表明,由表3中各因素F值分析可知,发酵温度(x_1)、发酵时间(x_2)、翻拌间隔(x_3)对综合评分(Y)的影响重要性顺序为: x_1 、 x_3 、 x_2 。为了更直观地分析3个因素对发酵综合品质的影响关系,基于式(3)和Matlab图形设计技术,绘制四维切片图来直观描述因素对指标的影响效应。建立 x_1 为28、32℃, x_2 为170、210 min, x_3 为25、45 min等6个坐标点对应的切片图(图3a),以及Y的等值曲线网格(图3b),切面和网格的颜色用于描述综合评分值(图3a)。

由表2和图3可知,在设定参数范围内的总体影响趋势为:发酵温度越高、发酵时间越短、翻拌间隔适度时,发酵品质的综合评分越高。发酵温度越低,TFs和TRs含量越高,说明低温利于茶色素的形成与保留,并随发酵时间呈逐渐衰减趋势。适度的翻拌利于品质的提升,但翻拌频次过高或过低又会降低品质。

双因素交互效应分析:任意固定某个因素在0水平,研究其余2个因素间的交互效应,作出响应曲面图(图4)。由图4a可以看出,综合评分随着发酵温度的增加而逐渐降低,曲面陡峭;当发酵温度不变时,随着发酵时间的延长,综合评分逐渐降低,但趋势不明显,而发酵温度对综合评分的影响更为显著。由图4b可以看出,综合评分随着发酵中翻拌间隔时间的增加,呈先增后降的趋势,当翻拌间隔约为30 min时综合评分达到最大值;当翻拌间隔时间一定时,随着发酵温度的增加,综合评分逐渐降低,达到30℃后趋势减缓。

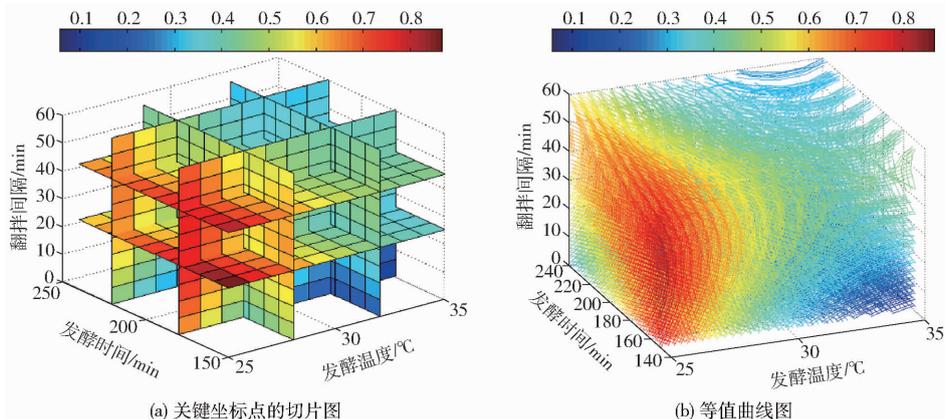


图3 综合评分与发酵温度、发酵时间、翻拌间隔的4D切片图

Fig.3 4D slices of comprehensive scores with fermentation temperature, fermentation time and rotational interval

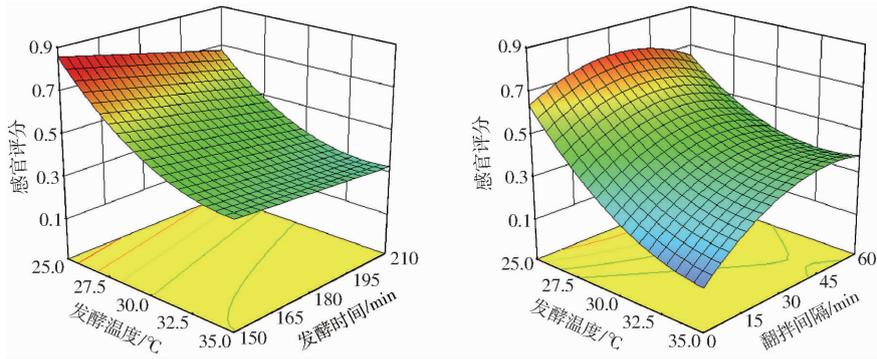


图4 各因素对综合评分的响应曲面

Fig. 4 Response surfaces of three factors to comprehensive score

2.4 各因素的最优参数组合

理想的参数优化结果是在约束条件范围内尽可能提高综合评分的数值,因此将综合评分作为评价指标,通过优化对建立的全因子二次回归模型进行优化求解,优化约束条件为:目标函数 $\max Y(x_1, x_2, x_3)$; 变量区间 $25 \leq x_1 \leq 35, 150 \leq x_2 \leq 240, 0 \leq x_3 \leq 60$ 。

优化得到的最佳参数组合为:发酵温度 25°C , 发酵时间 150 min , 翻拌间隔为 20 min , 优化后的综合评分理论值为 0.863 , 高于表 2 中 9 号试验的 0.805 。

2.5 BP-AdaBoost-GA 模型优化结果

本研究采用的 BP-ANN 模型以 x_1, x_2, x_3 为输入值,以 Y 为输出值。将 51 组试验结果作为训练集,用于神经网络模型的建立,将表 2 中的 17 个试验均值结果作为预测集,用于考核所建立模型的预测性能。隐含层和输出层的传递函数分别为 tansig 函数和 Purelin 函数,以预测均方根误差、 R^2 和相对分析误差等指标评价模型的预测能力,通常预测均方根误差越小, R^2 和相对分析误差越大,模型的预测精度和泛化性越好。隐含层节点数计算公式^[18]为

$$N = \sqrt{L_{in} + L_{out} + a} \quad (a = 1, 2, \dots, 10) \quad (4)$$

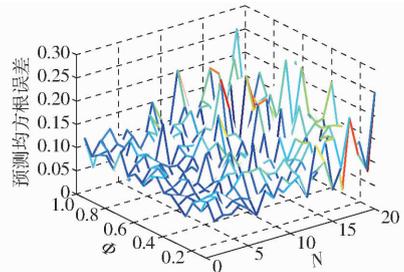
式中 N ——隐含层节点数

L_{in} ——输入层节点数

L_{out} ——输出层节点数

按式(4)得到隐含层节点数为 3~12, BP-AdaBoost 模型中弱分类器数 T 设为 10。隐含层节点数 N 、预测误差阈值 Φ 对 BP-AdaBoost 模型的预测精度影响较大,故在选取的范围内将参数 Φ 和主成分因子数一起进行进一步寻优处理。分别选取 20 个 Φ 值(0.1~1, 步长为 0.05)和 20 个 N 值(1~20, 步长为 1),以模型的预测均方根误差来优选参数,优化结果如图 5 所示。从图 5 中可知,当 N 为 7, $\Phi = 0.25$ 时,模型的预测均方根误差最小(0.017),模型效果最好。

在所建的 BP-AdaBoost 网络基础上,以综合评

图5 不同 N 和 Φ 的 BP-AdaBoost 模型对应预测均方根误差Fig. 5 RMSEP of BP-AdaBoost model with different N and Φ

分作为遗传算法的适应度函数,设定进化迭代数(maxgen)为 30,种群规模为 30;交叉概率为 0.4;变异系数为 0.3;群体的适应度函数经过 30 次的迭代后,遗传算法得到的最高个体适应度(综合评分的最大值)为 0.871 ,此时对应的适应度函数值(26.8°C , 172.1 min , 24.8 min),即圆整后最佳发酵工艺参数组合为:发酵温度 27°C , 发酵时间 170 min , 翻拌间隔为 25 min 。

2.6 RSM 和 BP-AdaBoost-GA 优化方法的比较

由图 6 和表 3 结果可见,通过 BP-AdaBoost 神经网络所预测的数据与最佳模拟曲线基本重合,其模型评价指标(预测均方根误差为 0.017 、 R^2 为 0.994 、相对分析误差为 18.456)均优于 RSM 模型,这表明 BP-AdaBoost 模型的预测能力优于响应面法。

从表 4 的结果可知,在 BP-AdaBoost 神经网络的基础上,通过 GA 估计的综合评分达到 0.871 ,试验值为 0.868 ,相对误差为 0.3% ;而响应面法经过二次多项式拟合后的最优值为 0.863 ,试验值为 0.856 ,相对误差为 0.8% 。可见响应面预测的极值并非真实的最大综合评分,表明响应面法预测存在一定误差,而遗传算法的优化值更贴近极值,这与其他研究者在其他工艺优化中的结果一致^[16-17,19]。

2.7 翻拌对发酵品质的影响

为进一步明确翻拌对红茶品质的影响规律,以

BP-AdaBoost-GA 优化的工艺参数为基准进行试验。在发酵温度(27℃)、发酵时间(170 min)不变的情况下,翻拌间隔分别设定为 0 min(持续翻拌)、25 min 和 170 min(不翻拌)。每间隔 30 min 取样,检测 TFs、TRs 和感官评分,结果如图 7 所示。

由图 7 知,在发酵初始阶段,翻拌越频繁越能加快 TFs、TRs 的形成和累积,且在含量上高于不翻拌发酵,但当 TFs、TRs 含量达到最大值后,也会加快含量的衰减。从感官评分来看,翻拌发酵样品的评分整体高于不翻拌的发酵样品,翻拌间隔为 25 min

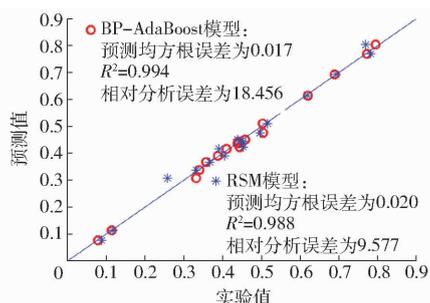


图 6 RSM 和 BP-AdaBoost-GA 模型预测值散点图
Fig.6 Actual and predicted plot of comprehensive score by RSM and BP-AdaBoost-GA model in model constructing set

表 4 RSM 和 BP-AdaBoost-GA 方法的发酵条件优化比较

Tab.4 Comparison of optimized fermentation conditions between RSM and BP-AdaBoost-GA

方法	$x_1/^\circ\text{C}$	x_2/min	x_3/min	感官评分	TFs 质量 分数/%	TRs 质量 分数/%	Y	RSM 预测值	BP-AdaBoost-GA 预测值
CCD	30	180	30	86.8	0.33	3.66	0.435		
RSM	25	150	24	89.8	0.51	3.67	0.856	0.863	
BP-AdaBoost-GA	27	170	25	90.2	0.49	3.63	0.868		0.871
相对误差/%								0.8	0.3

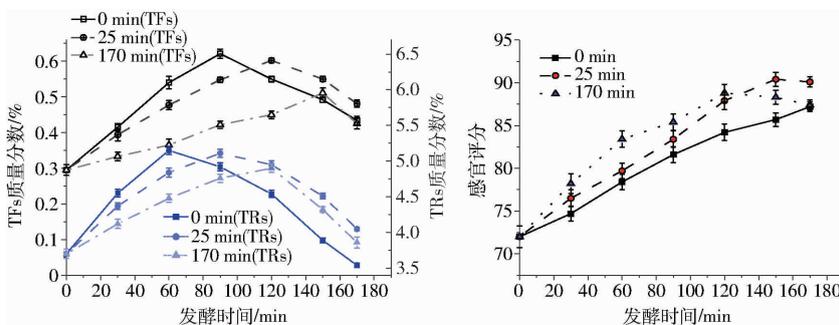


图 7 发酵中理化品质和感官评分的变化趋势

Fig.7 Changing trend of physical and chemical qualities and sensory scores during fermentation

的样品感官评分最高。

红茶发酵过程是个复杂的反应体系^[20],其主体反应是以多酚类为主的酶促氧化反应,形成 TFs、TRs 等物质,同时伴随水解、异构、合成和降解等其他反应,形成红茶的特有品质和风味。相对于传统发酵,翻拌能使发酵废气及时排出,发酵叶将获得更多的触氧机会,加速了酶促氧化反应进程和缩短了发酵时间。但过度的翻拌致使供氧过量,导致前期形成的 TFs、TRs 继续剧烈氧化衰减,降低了茶汤汤色、叶底和滋味等品质。综合分析,翻拌功能对红茶发酵品质的影响具有两面性,控制翻拌的时机对红茶品质的形成至关重要。

3 结论

(1)提出了一种红茶发酵感官品质和理化品质相融合的无量纲化综合品质评价方法,并针对新型

滚筒式红茶发酵机,通过 CCD 中心试验明确了各因素对综合品质的影响重要性顺序为:发酵温度、翻拌间隔、发酵时间。

(2)通过响应面法(RSM)、基于 AdaBoost 改进的 BP 神经网络和遗传算法相结合的 BP-AdaBoost-GA 方法的对比和验证试验,表明本研究机型的最佳性能参数为:发酵温度 27℃、发酵时间 170 min 和翻拌间隔 25 min,发酵品质的最高综合评分为 0.871,翻拌功能对红茶发酵品质的影响具有利弊两面性。

(3)本试验中,RSM 和 BP-AdaBoost-GA 方法对发酵参数的优化都是可行的,但响应面法的拟合被限制在二次多项式的基础上,其对试验数据的拟合能力有限;而基于改进的神经网络和遗传算法相结合的方式,具有更好的全局极值预测能力和准确性。因此,在工夫红茶发酵工艺优化中,BP-AdaBoost-GA 方法较广泛使用的 RSM 更具优势。

参 考 文 献

- 1 OWUOR P O, OBANDA M, NYIRENDA H E, et al. Influence of region of production on clonal black tea chemical characteristics [J]. *Food Chemistry*, 2008, 108(1): 263–271.
- 2 ROBERTS E. The chemistry of tea manufacture[J]. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 1958,9(7): 381–390.
- 3 董春旺, 叶阳, 江用文, 等. 工夫红茶可视化富氧发酵机设计及试验研究[J]. *茶叶科学*, 2015(4): 370–376.
DONG Chunwang, YE Yang, JIANG Yongwen, et al. Design and experimental investigation of congou black tea visual aerobic fermentation machine[J]. *Journal of Tea Science*, 2015(4): 370–376. (in Chinese)
- 4 MUTHUMANI T, KUMAR R S. Influence of fermentation time on the development of compounds responsible for quality in black tea[J]. *Food Chemistry*, 2007, 101(1): 98–102.
- 5 OBANDA M, OWUOR P O, MANG'OKA R. Changes in the chemical and sensory quality parameters of black tea due to variations of fermentation time and temperature[J]. *Food Chemistry*, 2001, 75(4): 395–404.
- 6 CHEN W C, KURNIAWAN D. Process parameters optimization for multiple quality characteristics in plastic injection molding using Taguchi method, BPNN, GA, and hybrid PSO-GA[J]. *International Journal of Precision Engineering & Manufacturing*, 2014, 15(8): 1583–1593.
- 7 PILKINGTON J L, PRESTON C, GOMES R L. Comparison of response surface methodology (RSM) and artificial neural networks (ANN) towards efficient extraction of artemisinin from *Artemisia annua*[J]. *Industrial Crops and Products*, 2014, 58: 15–24.
- 8 SINHA K, CHOWDHURY S, SAHA P D, et al. Modeling of microwave-assisted extraction of natural dye from seeds of *Bixa orellana* (Annatto) using response surface methodology (RSM) and artificial neural network (ANN)[J]. *Industrial Crops and Products*, 2013, 41: 165–171.
- 9 康建明, 陈学庚, 温浩军, 等. 基于响应面法的梳齿式采棉机采收台优化设计[J/OL]. *农业机械学报*, 2013, 44(增刊2): 57–61. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2013s212&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2013.S2.012.
KANG Jianming, CHEN Xuegeng, WEN Haojun, et al. Optimization of comb-type cotton picker device based on response surface methodology[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(Supp. 2): 57–61. (in Chinese)
- 10 庞昌乐, 柏林杰, 刘良. 连续闭式循环氨脱除工艺响应面法优化[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(2): 289–293. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170238&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.02.038
PANG Changle, BAI Linjie, LIU Liang. Optimization of continuous air-recirculation process for ammonia removal by response surface methodology[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(2): 289–293. (in Chinese)
- 11 文鹏程, 王军, 任发政, 等. 牧区奶干渣组合式发酵剂响应面法优化[J/OL]. *农业机械学报*, 2014, 45(8): 241–247. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20140839&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.08.039
WEN Pengcheng, WANG Jun, REN Fazheng, et al. Optimization of combined fermentation starter of milk dried residue in pastoral areas by response surface methodology[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(8): 241–247. (in Chinese)
- 12 何昌德, 董春旺, 吴锋. 基于虚拟正交试验的汽车转向盘骨架优化设计的研究[J]. *汽车工程*, 2013, 35(4): 326–330.
HE Changde, DONG Chunwang, WU Feng. A study on the optimization design of vehicle steering wheel frame base on virtual orthogonal experiment[J]. *Automotive Engineering*, 2013, 35(4): 326–330. (in Chinese)
- 13 PAN W, ZHAO J, CHEN Q, et al. Simultaneous and rapid measurement of main compositions in black tea infusion using a developed spectroscopy system combined with multivariate calibration[J]. *Food Analytical Methods*, 2014, 8(3): 749–757.
- 14 SINHA K, SAHA P D, DATTA S. Response surface optimization and artificial neural network modeling of microwave assisted natural dye extraction from pomegranate rind[J]. *Industrial Crops and Products*, 2012, 37(1): 408–414.
- 15 刘国海, 肖夏宏, 江辉, 等. 基于BP-AdaBoost的近红外光谱检测固态发酵过程pH值[J]. *江苏大学学报*, 2013, 34(5): 574–578.
LIU Guohai, XIAO Xiahong, JIANG Hui, et al. Detection of pH variable in solid-state fermentation process by FT-NIR spectroscopy and BP-AdaBoost[J]. *Journal of Jiangsu University*, 2013, 34(5): 574–578. (in Chinese)
- 16 DESAI K M, SURVASE S A, SAUDAGAR P S, et al. Comparison of artificial neural network (ANN) and response surface methodology (RSM) in fermentation media optimization; case study of fermentative production of scleroglucan[J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2008, 41(3): 266–273.
- 17 GUO W, ZHANG Y, LU J, et al. Optimization of fermentation medium for nisin production from *Lactococcus lactis* subsp. *lactis* using response surface methodology (RSM) combined with artificial neural network-genetic algorithm (ANN-GA)[J]. *African Journal of Biotechnology*, 2013, 9(38): 6264–6272.
- 18 KARSOLIYA S. Approximating number of hidden layer neurons in multiple hidden layer BPNN architecture[J]. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 2012, 3(6): 713–717.
- 19 ADEYEMO J, ENITIAN A. Optimization of fermentation processes using evolutionary algorithms—a review[J]. *Scientific Research and Essays*, 2011, 6(7): 1464–1472.
- 20 桂安辉, 朱宏凯, 何华锋, 等. 基于动态聚类分析的工夫红茶发酵过程品质成分变化与发酵适度判别的研究[J]. *中国农学通报*, 2016, 32(7): 196–204.
GUI Anhui, ZHU Hongkai, HE Huafeng, et al. Quality components variation and fermenting degree discrimination during fermentation process of congou black tea based on dynamic cluster analysis[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2016, 32(7): 196–204. (in Chinese)