

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.90072

# 基于 LSTM 和 IGA-BP 的酒精度预测模型

## Research on alcohol prediction model based on LSTM and IGA-BP

张建华 商建伟 王 唱

ZHANG Jian-hua SHANG Jian-wei WANG Chang

赵 岩 李克祥 李祥利

ZHAO Yan LI Ke-xiang LI Xiang-li

(河北工业大学机械工程学院, 天津 300401)

(School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

**摘要:**目的:解决目前分段摘酒过程依赖人工“看花摘酒”,酒精度检测不准确的问题。方法:设计搭建基于酒精度建模的分段摘酒系统,研究采集音叉在不同模式不同浓度酒精溶液内的音叉频率值、音叉内置温度值,酒精溶液温度值和动态条件下泵转速值,基于最小均方算法(LMS)和长短期记忆网络(LSTM)实现音叉频率自适应滤波和动态补偿,基于改进遗传算法优化 BP 神经网络(IGA-BP)建立酒精度预测模型。结果:模型在迭代次数和预测精度上优于传统遗传算法优化 BP 神经网络和 BP 神经网络建立的酒精度预测模型,酒精度平均预测误差为 0.381。结论:基于改进遗传算法优化 BP 神经网络(IGA-BP)建立酒精度预测模型具有合理性。

**关键词:**摘酒;酒精度;长短期记忆网络;遗传算法;BP 神经网络

**Abstract:** Objective: In order to solve the problem of inaccurate detection of alcohol accuracy due to manual "flower picking" in the segmented liquor picking process. Methods: Designed and built a segmented liquor taking system based on alcohol accuracy modeling. The research collected tuning fork frequency values, tuning fork built-in temperature values, alcohol solution temperature values and pump speed values under dynamic conditions in different modes of alcohol solutions with different concentrations, implemented adaptive tuning fork frequency filtering and dynamic

compensation based on least mean square algorithm (LMS) and long short-term memory network (LSTM), and built a liquor accuracy prediction model based on improved genetic algorithm optimized BP neural network (IGA-BP). Results: The model outperformed the traditional genetic algorithm optimized BP neural network and BP neural network in terms of the number of iterations and prediction accuracy, and the average prediction error of the alcoholic beverages was 0.381. Conclusion: which verifies the reasonableness of the model. In order to solve the limitations of the current manual "flower picking", a method is proposed to improve the accuracy of alcohol detection in the segmented liquor taking process.

**Keywords:** liquor taking; alcohol content; long short-term memory network; genetic algorithm; BP neural network

白酒是中国特有的传统酒种之一,仍保留着传统手工酿造工艺,摘酒是蒸馏过程中一道极为重要的工序<sup>[1-2]</sup>。分段摘酒是按照不同的酒精度区间将流酒过程中原酒划分为不同的阶段,进行分段存储。酿酒行业常用的摘酒方式为看花摘酒,摘酒工人通过流酒过程酒花的变化判断当前酒精度值,进行分段摘酒,完全依赖摘酒工的个人经验。

目前常用的酒精度检测方法有密度计法<sup>[3-4]</sup>、分析仪器法<sup>[5-8]</sup>和传感器法<sup>[9]</sup>等。Lachenmeier 等<sup>[3]</sup>利用振荡式密度计法实现白酒酒精度检测,对低浓度酒检测精度较高。酒精度分析仪器包括近红外光谱仪<sup>[5]</sup>、气相色谱仪<sup>[6]</sup>、核磁共振氢谱仪<sup>[7]</sup>、拉曼光谱仪<sup>[8]</sup>等。Santos 等<sup>[9]</sup>还设计了基于电磁传输线作为在线检测酒精含量的传感器,通过测量传输线内传播的 TEM 模式的电磁衰减来检测溶液中的酒精含量。此外,还有基于图像处理算法<sup>[10]</sup>实现自动摘酒的方法。上述研究工作对于酒精度的检测具有灵敏度高,结果准确等优点,但存在检测时间较

**基金项目:**国家重点研发计划项目(编号:2018YFB1306500);河北省重点研发计划项目(编号:21311801D);天津市智能制造重大专项(编号:19ZXZNGX00100);河北省高层次人才资助项目—博士后科研项目择优资助(编号:B2020003020)

**作者简介:**张建华,男,河北工业大学教授,博士生导师,博士。

**通信作者:**王唱(1988—),男,河北工业大学讲师,博士。

E-mail: wangchang@hebut.edu.cn

**收稿日期:**2021-11-12

长和受环境影响等问题,不适用于酒厂实际流酒过程检测。

研究拟通过检测音叉在不同模态不同浓度酒精溶液下的频率值,判断溶液酒精度值。采用 LMS 滤波算法和 LSTM 神经网络提高音叉检测频率稳定性和实现音叉频率动态补偿,基于改进遗传算法优化 BP 神经网络建立酒精度预测模型,以期分段摘酒过程酒精度检测提供一种快速精准检测方法。

## 1 基于酒精度建模的分段摘酒系统

分段摘酒是通过采集流酒过程音叉频率值、音叉内置温度值和流酒温度值,通过 PLC 相关组件和酒精度计算模型实现酒精度在线计算,将酒精度数与控制系统预设酒精度数进行对比判断,控制各阶段电磁阀动作,使原酒流向不同的储存桶,分段摘酒系统流程示意图如图 1 所示。

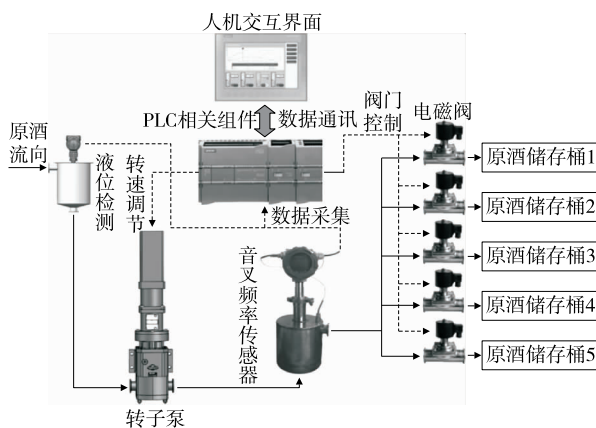


图 1 分段摘酒系统流程示意图

Figure 1 Process diagram of segmented wine picking system

## 2 多模态数据采集与自适应滤波

### 2.1 材料与仪器

#### 2.1.1 材料与试剂

乙醇:分析纯,江苏强盛功能化学股份有限公司;

蒸馏水:江苏沐阳科泓商贸有限公司。

#### 2.1.2 仪器设备

音叉频率传感器:GJM-801 型,西安市高精密仪器厂;

恒温水浴槽:YTSC-15A 型,上海叶拓仪器仪表有限公司;

温度传感器:PT100 型,北京赛亿凌科技有限公司;

电子天平:AUY120 型,岛津企业管理(中国)有限公司;

转子泵:PSA2 型,北京帕普生泵业有限公司。

### 2.2 音叉频率传感器改进

音叉频率传感器内置温度传感器安装在机械支体内,存在对液体温度响应不及时问题,为解决此问题,添加额外的液体温度传感器,用于测量溶液温度。将音叉频率传感器与液体温度传感器进行集成,通过 RS485 进行数据输出。为缓解音叉传感器存在的边界效应问题<sup>[11]</sup>,提高检测精度,音叉频率传感器安装管径设计为 DN160。

### 2.3 静态试验数据采集

利用岛津电子天平、恒温水浴槽、无水乙醇和蒸馏水配置 20℃ 下不同浓度的酒精溶液。通过岛津电子天平测量溶液密度,利用 PT100 温度传感器检测溶液温度,查询《新编酒精密度浓度和温度常用数据表》<sup>[12]</sup>,根据所测密度和温度得到所配溶液标准酒精度值,并进行标记。按照实际流酒过程酒精度分布区间,配置 40%~80% vol 的 30 个不同酒精度的酒精溶液样本,其中 40%~60% vol,每个溶液样本递增 2% vol,60%~80% vol,每个溶液样本递增 1% vol。

将 30 个酒精溶液样本分别放入音叉频率传感器检测容器,在水浴槽进行不同温度区间恒温加热,记录每个酒精溶液样本在室温至 40℃ 不同温度区间下的音叉频率值、音叉内置温度值和溶液温度值,每个温度区间递增 1.5℃。待附加液体温度传感器数值稳定时,利用 Matlab 记录此试验条件下的数据,部分数据记录见表 1。

### 2.4 动态试验数据采集

流酒过程不同时刻流酒速度和酒精度不同,对音叉频率值产生影响,导致音叉在不同模态下的相同浓度酒精溶液会有不同的振动频率。利用分段摘酒设备和酒精溶液样本采集动态试验条件下音叉在不同泵转速不同浓度酒精溶液下的频率值,音叉频率方差如图 2 所示,当泵转速较高时,音叉频率方差较大,音叉频率不稳定,泵转速较低时,音叉频率方差较小,音叉频率较稳定。

### 2.5 数据处理流程

静态试验条件下不存在泵转速对音叉检测频率的影

表 1 部分数据记录表

Table 1 Partial data record sheet

标准酒精度/%vol	音叉频率/Hz	音叉内置温度/℃	溶液温度/℃
46	1 748.73	36.1	37.5
52	1 751.14	36.1	37.5
60	1 755.13	36.2	37.5
64	1 759.62	36.1	37.5
68	1 765.03	36.5	38.0
72	1 767.49	36.6	38.0
76	1 773.92	36.5	38.0
79	1 774.76	36.6	39.0

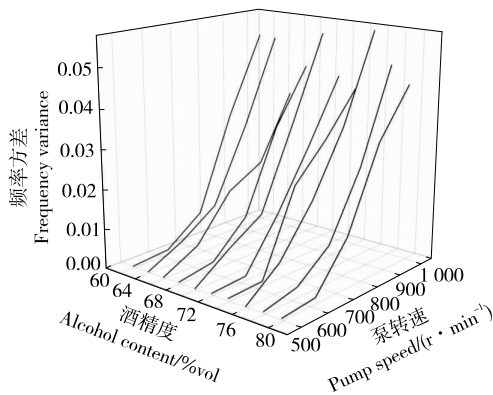


图2 泵转速—音叉频率方差图

Figure 2 Variogram of pump speed-tuning fork frequency

响,音叉检测频率稳定,且利用恒温水浴槽更容易测得恒温下音叉在不同浓度酒精溶液下的振动频率。因此将静态试验条件下数据作为酒精度标定数据,把静态试验条件下音叉在不同温度和浓度酒精溶液下的音叉频率值作为音叉在动态试验条件下的音叉频率补偿值。将动态试验条件音叉在不同浓度酒精溶液不同泵转速下的音叉频率平均值作为 LMS 自适应滤波音叉期望频率值。

研究采集不同模态、不同浓度酒精溶液下音叉动态频率值  $f_d$ 、音叉内置温度  $t_1$ 、溶液温度  $t_2$  和动态试验条件下泵转速  $n$ 。将音叉动态频率  $f_d$  作为 LMS 自适应滤波的输入,输出为滤波后频率  $f_1$ 。将音叉动态频率  $f_d$ 、泵

转速  $n$ 、音叉内置温度  $t_1$  和溶液温度  $t_2$  作为 LMS 期望信号调整模型输入,输出为音叉在不同浓度不同转速下的音叉期望频率  $f_q$ 。将滤波后音叉频率  $f_1$ 、音叉内置温度  $t_1$ 、溶液温度  $t_2$  和泵转速  $n$  作为 LSTM 音叉频率动态补偿模型的输入,输出为音叉频率补偿值  $f_b$ 。将音叉频率补偿值  $f_b$ 、音叉内置温度  $t_1$  和溶液温度  $t_2$  作为 IGA-BP 酒精度拟合模型的输入,输出为酒精度  $q$ ,实现动态流酒过程酒精度在线计算,数据处理流程如图 3 所示。

### 2.6 音叉动态频率自适应滤波

为提高动态流酒过程音叉频率稳定性,基于最小均方(Least Mean Square, LMS)算法实现音叉动态频率自适应滤波。LMS 滤波算法基于维纳滤波算法,采用随机梯度下降的方法实现代价函数最小化,具有计算复杂度低、无需统计数据的先验知识和均值无偏地收敛到维纳解等优点,在信号滤波方面得到广泛应用。LMS 自适应滤波器的结构如图 4 所示,包括横向滤波器和 LMS 算法两部分。

横向滤波器本质是 FIR 结构的维纳滤波器,LMS 算法根据期望信号  $f_q(n)$  与输出信号  $f_1(n)$  的误差  $e(n)$  调整横向滤波器的权系数向量,适应随机信号的时变统计特性<sup>[13]</sup>。基于 BP 神经网络建立 LMS 自适应滤波期望信号调整模型,设定神经网络隐含层神经元个数为 6 个,设定最大训练次数为 1 000,学习速率为 0.1,目标误差精度为 0.001。滤波结果如图 5 所示,音叉检测频率方差由 0.022 54 降为 0.002 17。

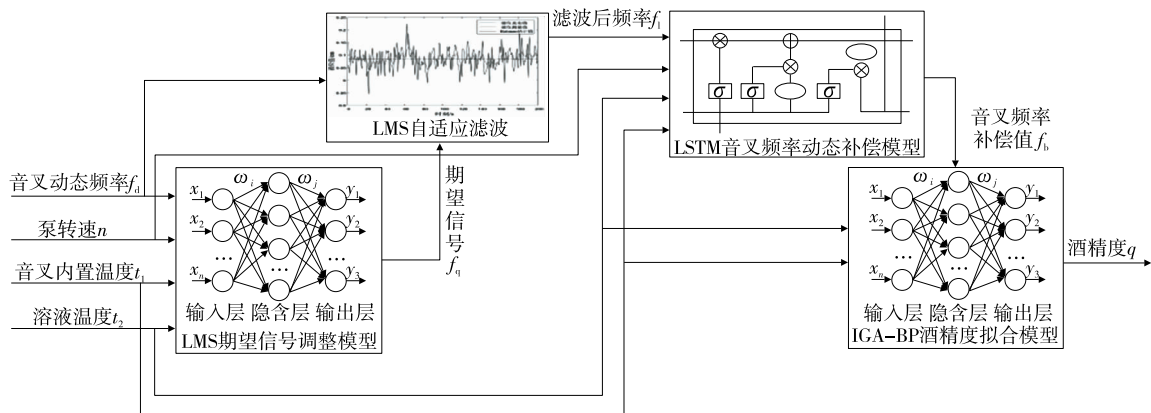


图3 数据处理流程图

Figure 3 Data processing flow chart

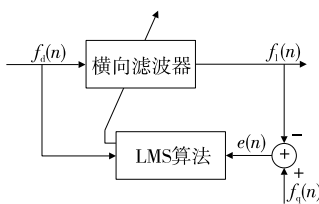


图4 LMS 自适应滤波器框图

Figure 4 Block diagram of LMS adaptive filter

## 3 酒精度预测模型及结果分析

### 3.1 基于 LSTM 的音叉频率动态补偿模型

流酒过程音叉频率补偿值受历史时刻工况的影响,对于音叉频率补偿值预测问题,传统神经网络的输出是由当前时刻的输入决定,而忽视了历史时刻的影响。循环神经网络(recurrent neural network, RNN)是在隐藏层神经元上添加指向自己的反馈回路,使得上一时刻隐藏

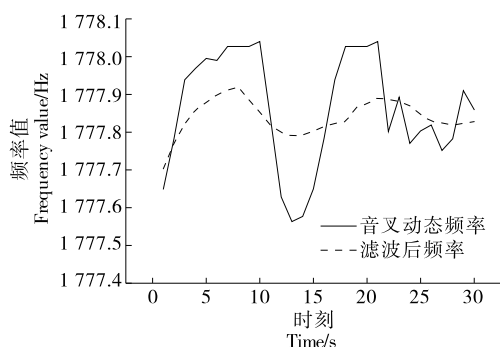
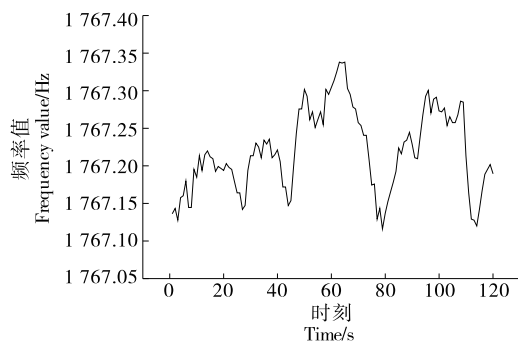


图 5 音叉频率自适应滤波结果

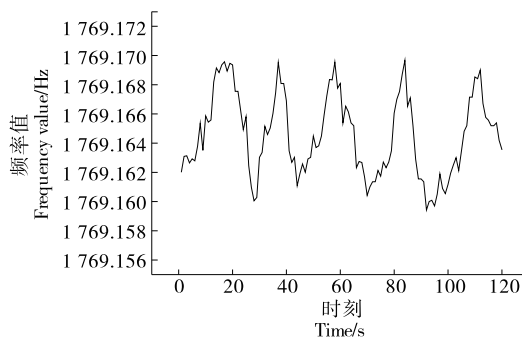
Figure 5 Tuning fork frequency adaptive filtering results

层状态也作为下一时刻的输入,从而将历史信息考虑在内,达到短期记忆的目的<sup>[14]</sup>。LSTM 网络是一种特殊的 RNN,它包含一个或多个记忆单元 (cell) 以及遗忘门 (forget gate)、输入门 (input gate) 和输出门 (output gate) 3 个控制门, LSTM 神经元使其能够存储并传递长期记忆和短期记忆,克服了传统 RNN 的长期依赖问题。

LSTM 神经网络由时序数据输入层、隐含层和输出层组成,常用的序列预测法主要有单步法和多步法<sup>[15]</sup>。单步法是以固定时间步的历史数据预测下一时刻的值,每次预测网络的输入均为已知实际观测值,预测精度高,利于观测短期内性能的波动。多步法是指以固定时间步



(a) 滤波后音叉频率



(b) 音叉频率补偿值

图 6 样本数据时序图

Figure 6 Sample data timing diagram

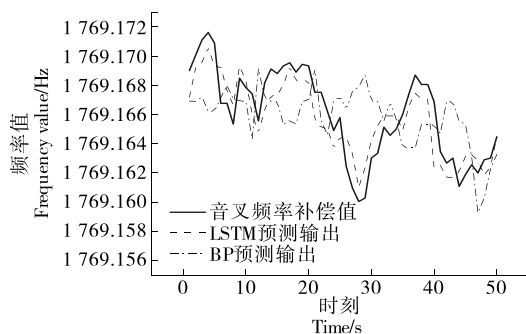


图 7 音叉频率补偿值预测结果

Figure 7 Tuning fork frequency compensation value prediction results

的历史序列预测未来多个时间步的序列值。实际流酒过程中,音叉频率补偿值受历史网络补偿值的影响,为提高预测精度,采用单步预测法。单步预测以不同浓度酒精溶液在动态试验条件下固定 10 个时间步的泵转速、滤波后音叉动态频率、音叉内置温度、溶液温度作为 LSTM 网络单步预测的输入,将试验酒度在此温度下的静态试验音叉频率值作为 LSTM 网络下一时刻的预测输出。设置 LSTM 网络隐含单元数目为 200,训练次数为 2 000 次。滤波后音叉频率和音叉频率补偿值时序数据图如图 6 所示。

### 3.2 音叉频率补偿结果及对比分析

LSTM 神经网络音叉频率动态补偿模型和 BP 神经网络音叉频率动态补偿模型预测输出如图 7 所示。由图 7 可以得出, LSTM 神经网络预测值与期望值的最大误差为 0.004 5,最小误差为 0,平均预测误差为 0.001 3; BP 神经网络预测值与期望值最大误差为 0.008 4,最小误差为 0.000 4,平均预测误差为 0.002 8。对比发现 LSTM 网络对音叉频率补偿值预测精度较高且更符合实际频率变化规律。

### 3.3 基于 IGA-BP 神经网络的酒精度预测模型

经 LMS 自适应滤波和 LSTM 神经网络音叉频率动态补偿模型解决了因泵运动导致的音叉频率检测不稳定

及频率补偿问题。实际流酒过程音叉频率、音叉内置温度、溶液温度和标准酒精度之间的计算是一种非线性、时变性多因素复杂系统的数据预测问题,神经网络在数据预测领域得到广泛应用。

BP 神经网络具有良好的非线性数据预测能力,但存在收敛速度慢、易陷入局部最优等缺陷,无法得到全局最优解。引入具有良好全局搜索能力的遗传算法 (Genetic Algorithms, GA),并对传统遗传算法中交叉和变异概率进行改进,得到改进遗传算法 (Improved Genetic Algorithms, IGA),寻优得到 BP 神经网络的最佳权值和阈值,提高 BP 神经网络的收敛速度,减少 BP 神经网络陷入局

部最优的可能。

在传统的遗传算法中,交叉概率和变异概率为常数,但在实际遗传算法的进化过程中,进化前期和后期所需要的交叉和变异程度不同。在遗传算法的前期,因为个体的适应度较差,需要较大的交叉概率值扩大算法的全局搜索范围,较小的变异概率来保存个体优良基因;而在后期,个体的适应度高于平均的适应度值,需要较小的交叉概率来降低全局搜索能力,较大的变异概率来增强局部搜索能力,改进后的交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  公式<sup>[16]</sup>如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c,\max} & F_{\max} < F_{\text{mean}} \\ P_{c,\max} - \frac{(P_{c,\max} - P_{c,\min})}{m_{\max}} \times m & F_{\max} \geq F_{\text{mean}} \end{cases}, \quad (1)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m,\min} & F < F_{\text{mean}} \\ P_{m,\min} - \frac{(P_{m,\max} - P_{m,\min})}{m_{\max}} \times m & F \geq F_{\text{mean}} \end{cases}, \quad (2)$$

式中:

$F_{\max}$ ——交叉的两个个体的最大适应度;

$F_{\text{mean}}$ ——种群个体平均适应度值;

$F$ ——种群中父代染色体的适应度值;

$m$ ——遗传算法当前的迭代次数;

$m_{\max}$ ——最大迭代次数。

根据交叉和变异概率取值范围,设初始值  $P_{c,\max}$  为 0.9,  $P_{c,\min}$  为 0.4,  $P_{m,\max}$  为 0.09,  $P_{m,\min}$  为 0.005。

利用不同试验模式下数据采集结果,基于改进遗传算法优化 BP 神经网络建立以音叉频率补偿值  $f_b$ 、音叉内置温度  $t_1$ 、酒精溶液温度  $t_2$  为输入变量,标准酒精度数  $q$  为输出变量的酒精度预测模型,标准酒精度  $q$  计算公式为:

$$q = \sum_{j=1}^n \omega_j / [1 + \exp(-\sum_{i=0}^n \sum_{m=1}^3 \omega_{m,i} x_m - \sum_{i=0}^n b_i)] +$$

$$B, \quad (3)$$

式中:

$x_1$ ——标准化后的音叉补偿频率,Hz;

$x_2$ ——标准化后音叉内置温度,°C;

$x_3$ ——标准化后溶液温度,°C;

$n$ ——隐含层神经元个数;

$\omega_{m,i}$ ——经改进遗传算法优化后 BP 神经网络输入层与隐含层的连接权值;

$\omega_j$ ——经改进遗传算法优化后 BP 神经网络隐含层与输出层的连接权值;

$b_i$ ——隐含层的阈值;

$B$ ——输出层的阈值。

经改进遗传算法寻优得到的 BP 神经网络最佳权值和阈值如表 2 所示,表 2 中  $\omega_{m,i}$  ( $m=1,2,3; i=1,2,\dots,8$ ) 分别表示 3 个输入对隐含层的连接权值。

基于改进遗传算法优化 BP 神经网络建立酒精度预测模型,设置遗传算法初始种群大小为 30,迭代次数为 60。BP 神经网络输入为音叉频率补偿值、音叉内置温度值和酒精溶液温度值,输出为标准酒精度值,隐含层神经元个数设置为 8 个,设定最大训练次数为 1 000,学习速率为 0.1,目标误差精度为 0.000 1,酒精度预测模型结果如图 8 所示。

### 3.4 酒精度预测模型结果及对比

改进遗传算法和传统遗传算法最佳个体适应度变化曲线如图 9 所示。由图 9 可以看出,改进后遗传算法在进化 24 次时适应度曲线稳定,而传统遗传算法在进化 50 次时适应度曲线尚未稳定,说明改进后的遗传算法能较快地搜索到合适的权值和阈值。

GA-BP 神经网络和 IGA-BP 神经网络酒精度预测模型训练结果曲线如图 10 所示。由图 10 可得,经遗传算法优化 BP 神经网络需 30 轮达到最优解,经改进遗传算法优化 BP 神经网络需 11 轮达到最优解。结果表明,改进

表 2 BP 神经网络最佳权值和阈值

Table 2 Optimal weights and thresholds of BP neural network

$i$	$\omega_{m,i}$			$b_i$	$\omega_j$	$B$
	$\omega_{1,i}$	$\omega_{2,i}$	$\omega_{3,i}$			
1	33.900 2	-30.685 2	34.809 1	57.783 7	2.326 2	43.932 1
2	-264.771 4	-279.945 1	237.595 4	396.723 1	2.486 1	
3	-50.640 7	-3.165 3	3.343 9	56.627 8	-4.989 6	
4	3.507 6	-0.203 9	0.233 4	3.215 2	21.862 4	
5	-79.978 6	-102.570 9	102.614 1	-100.710 8	-1.992 4	
6	-5.103 4	-12.890 6	6.256 3	-4.059 6	-0.488 7	
7	620.750 7	480.445 1	-600.529 1	-888.647 2	-1.448 5	
8	8.255 6	-1.422 5	1.374 6	-4.288 6	8.153 4	

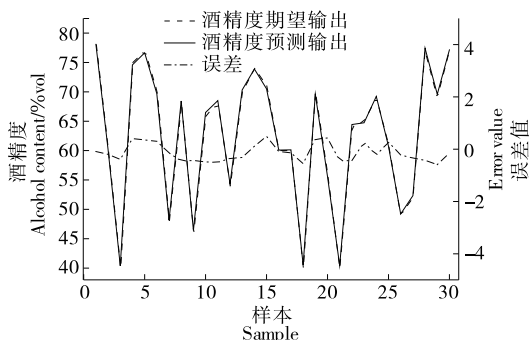
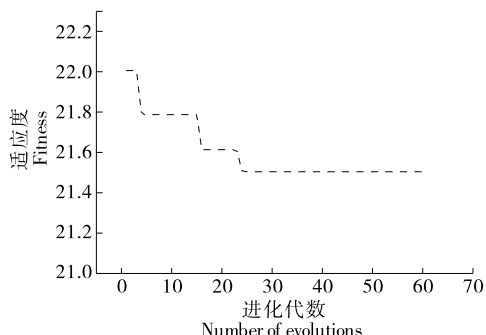
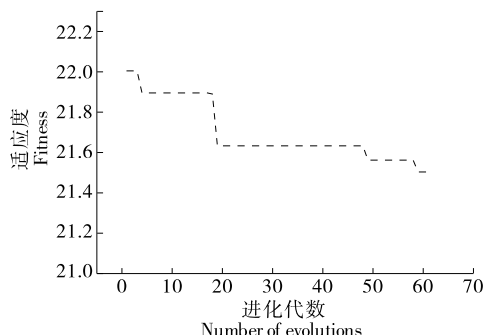


图 8 IGA-BP 酒精度预测结果

Figure 8 Prediction results of IGA-BP alcohol content



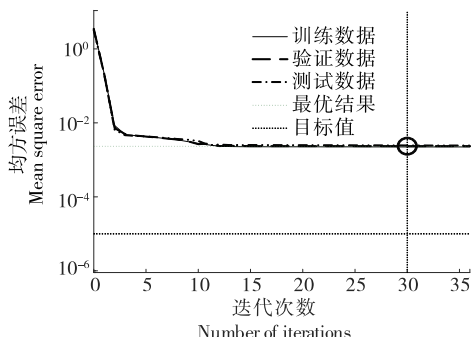
(a) 改进遗传算法适应度曲线



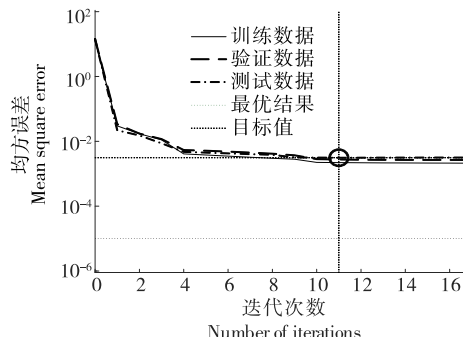
(b) 传统遗传算法适应度曲线

图 9 两种遗传算法适应度曲线

Figure 9 Two genetic algorithm fitness curves



(a) GA-BP 网络训练



(b) IGA-BP 网络训练

图 10 神经网络训练结果

Figure 10 Neural network training results

0.381, GA-BP 神经网络酒精度预测模型预测误差最大值为 1.09, 平均预测误差为 0.548, BP 神经网络酒精度预测模型预测误差最大值为 1.39, 平均预测误差为 0.74。结果表明, IGA-BP 神经网络酒精度预测模型在预测精度上

表 3 酒精度预测模型对比

Table 3 Comparison of alcohol prediction models

神经网络	RMSE	R <sup>2</sup>
BP 神经网络	0.764 9	0.996 9
GA-BP 神经网络	0.512 6	0.998 0
IGA-BP 神经网络	0.371 8	0.998 9

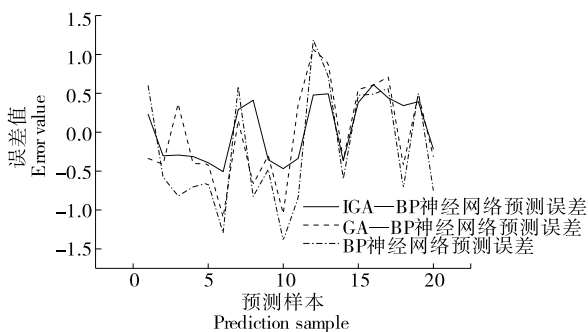


图 11 酒精度预测误差

Figure 11 Alcohol prediction error

遗传算法能够找到较优的权值和阈值, 有效提高 BP 神经网络收敛速度和减小网络误差。

为评价模型预测效果, 引入均方根误差和决定系数进行评价, 均方根误差越小, 决定系数越大, 预测结果越准确。BP 神经网络、GA-BP 神经网络和 IGA-BP 神经网络标准酒精度预测模型结果对应的均方根误差和决定系数如表 3 所示。由表 3 可得, IGA-BP 神经网络酒精度模型预测结果最准确。

IGA-BP、GA-BP 和 BP 神经网络酒精度预测误差结果如图 11 所示。由图 11 可以得出, IGA-BP 神经网络酒精度预测模型预测误差最大值为 0.61, 平均预测误差为

优于其他两种酒精度预测模型。

## 4 结论

针对目前酒精度检测方法存在的问题,提出了一种酒精度快速检测的方法。采集音叉在不同模态、不同浓度酒精溶液下的试验数据,采用 LMS 滤波算法提高了音叉检测频率稳定性,LSTM 神经网络音叉频率动态补偿模型平均预测误差较传统神经网络预测结果提高了 53.6%,基于改进遗传算法优化 BP 神经网络建立酒精度预测模型,模型在迭代次数和预测精度上优于传统遗传算法优化 BP 神经网络和 BP 神经网络建立的酒精度预测模型。酒精度检测方法具有较高的精度和适用性,后续工作应深入研究动态环境下音叉检测不稳定问题,提高酒精度检测精度。

### 参考文献

- [1] 李海龙, 黄卫星, 沈才洪, 等. 浓香型白酒蒸馏过程实验研究[J]. 高校化学工程学报, 2011, 25(5): 745-750.  
LI Hai-long, HUANG Wei-xing, SHEN Cai-hong, et al. Experimental study on the distillation process of chinese strong-fragrance type liquor[J]. Journal of Chemical Engineering of Chinese Universities, 2011, 25(5): 745-750.
- [2] 王建科, 董晓龙, 孙海亮. 御河酒业浓香原酒量质摘酒方法的研究和应用[J]. 酿酒, 2020, 47(4): 70-74.  
WANG Jian-ke, DONG Xiao-long, SUN Hai-liang. Research and application of liquor-drinking liquor-picking method in royal river wine industry[J]. Liquor Making, 2020, 47(4): 70-74.
- [3] LACHENMEIER D W, PLATO L, SUESSMANN M, et al. Improved automatic steam distillation combined with oscillation-type densimetry for determining alcoholic strength in spirits and liqueurs[J]. Springer Plus, 2015, 4(1): 1-7.
- [4] LACHENMEIER D W, WALCH S G, KESSLER W. Using experimental design to optimise precision of steam distillation for determining alcoholic strength in spirits[J]. European Food Research and Technology, 2006, 223(2): 261-266.
- [5] ARZBERGER U, LACHENMEIER D W. Fourier transform infrared spectroscopy with multivariate analysis as a novel method for characterizing alcoholic strength, density, and total dry extract in spirits and liqueurs[J]. Food Analytical Methods, 2008, 1(1): 18-22.
- [6] 陈国通, 毛琼玲, 左书瑞, 等. 气相色谱法测定低酒精度饮料中乙醇的含量[J]. 食品与机械, 2018, 34(2): 58-61.  
CHEN Guo-tong, MAO Qiong-ling, ZUO Shu-rui, et al. Determination the content of ethanol in low alcohol beverages by gas chromatography[J]. Food & Machinery, 2018, 34(2): 58-61.
- [7] 刘恩满, 李雪玉, 宗绪岩, 等. 基于核磁共振氢谱技术建立白酒乙醇浓度检测方法[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(12): 231-235.  
LIU En-man, LI Xue-yu, ZONG Xu-yan, et al. Detection of alcohol content in Chinese Baijiu based on <sup>1</sup>H nuclear magnetic resonance spectrum[J]. Food and Fermentation Industries, 2021, 47(12): 231-235.
- [8] 闫帅, 李永玉, 彭彦昆, 等. 玻璃瓶装白酒酒精度的拉曼光谱原位无损快速检测[J]. 中国食品学报, 2021, 21(8): 317-323.  
YAN Shuai, LI Yong-yu, PENG Yan-kun, et al. In-situ nondestructive rapid detection of alcohol content in glass bottled Baijiu by raman spectroscopy[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2021, 21(8): 317-323.
- [9] SANTOS E J P, CALDERON C H J. Electromagnetic transducer for in-line determination of alcohol content in pisco[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(19): 7 116-7 123.
- [10] 杨静娴, 任小洪. 基于图像处理的白酒酒花轮廓检测[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 52-55, 145.  
YANG Jing-xian, REN Xiao-hong. Liquor hop contour detection based on image processing[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 52-55, 145.
- [11] 刘香君. 音叉式密度计的应用探讨[J]. 石油化工自动化, 2016, 52(5): 73-74.  
LIU Xiang-jun. Discussion on application of tuning fork densimeter[J]. Automation in Petro-Chemical Industry, 2016, 52(5): 73-74.
- [12] 李兴华, 陈大舟, 徐彦发. 新编酒精密度浓度和温度常用数据表[M]. 北京: 中国计量出版社, 2008: 33-48.  
LI Xing-hua, CHEN Da-zhou, XU Yan-fa. Newly compiled alcohol density concentration and temperature commonly used data table[M]. Beijing: China Metrology Press, 2008: 33-48.
- [13] 杜建邦, 何金阳, 卓超. 基于最小均方自适应算法的光纤陀螺信号实时滤波方法[J]. 中国惯性技术学报, 2020, 28(6): 814-818, 828.  
DU Jian-bang, HE Jin-yang, ZHUO Chao. Real-time filtering method of FOG signal based on LMS adaptive algorithm [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2020, 28(6): 814-818, 828.
- [14] ORDONEZ J F, ROGGEN D. Deep convolutional and LSTM recurrent neural networks for multimodal wearable activity recognition[J]. Sensors, 2016, 16(1): 115-139.
- [15] SORJAMAA A, HAO J, REYHANI N, et al. Methodology for long-term prediction of time series[J]. Neurocomputing, 2007, 70(16): 2 861-2 869.
- [16] 杨赫然, 赵桐, 孙兴伟, 等. 基于改进遗传算法的机床主轴径向回转误差分离技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 82-91.  
YANG He-ran, ZHAO Tong, SUN Xing-wei, et al. Research on radial rotation error separation technology of machine tool spindle based on the improved genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1): 82-91.