

基于改进布谷鸟算法—BP神经网络的松茸发酵过程软测量建模

朱湘临¹, 宋彦¹, 王博¹, 丁煜涵¹, 朱莉¹, 姜哲宇², 陈威¹

(1. 江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013; 2. 无锡太湖水务有限公司, 江苏 无锡 214000)

摘要: 针对松茸发酵过程中关键参量难以实时在线检测的难题, 提出了一种基于改进布谷鸟算法(CS)与改进BP神经网络(BPNN)相结合的松茸菌丝生物量软测量建模方法; 首先采用两阶段动态发现概率法对传统CS进行改进, 平衡CS的全局搜索与局部搜索能力; 然后引入附加动量和动态调整学习率对BPNN进行改进, 提高BPNN参量的修正精度; 最后, 通过CS算法获取BPNN的初始权值和阈值, 并由权值修正公式(附加动量与动态学习率相结合)对权值进行动态修正; 仿真结果表明, 改进的CS—BPNN软测量模型在预测精度提高了6%以上, 能够实现松茸发酵过程实时在线测量的需求。

关键词: 松茸; 布谷鸟算法; 软测量; BP神经网络

Soft Sensor Modeling of Matsutake Fermentation Based on Improved CS—BPNN

Zhu Xianglin¹, Song Yan¹, Wang Bo¹, Ding Yuhuan¹, Zhu Li¹, Jiang Zheyu², Chen Wei¹

(1. College of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;

2. Open Laboratory of Marine Enzyme & Enzyme Engineering, Wuxi Taihu Water Co., Ltd., Wuxi 214000, China)

Abstract: In view of the fact that the key parameter in the fermentation process of matsutake is difficult to be detected online, a new method of soft sensor modeling of mycelium biomass based on improved cuckoo algorithm (CS) and improved BP neural network (BPNN) is proposed. Firstly, the traditional two-phase dynamic discovery probability method is used to improve the global CS search and local search capabilities; Then the BPNN is improved by introducing additional momentum and dynamic adjustment learning rate to improve the correction accuracy of BPNN parameters; Finally, the initial weights and thresholds of BPNN are obtained by the CS algorithm, and the weights are dynamically modified by the weight correction formula (a combination of additional momentum and dynamic learning rate) to overcome the traditional BPNN soft-sensing model easy to fall into the local minimum, slow convergence and other issues. The simulation results show that the improved CS—BPNN soft-sensing model can improve the prediction accuracy of the model by more than 6%, which can meet the demand of real-time on-line measurement during the fermentation of matsutake.

Keywords: matsutake; cuckoo algorithm; soft measurement; BP neural network

0 引言

松茸作为一种珍贵的食药两用真菌, 因其自身特有的抗肿瘤、抗衰老、改善免疫系统功能等功效而大受人们喜爱^[1]。随着我国对松茸需求量的日益增大, 传统的培养方式已远远不能满足人们对松茸的需求。松茸液态深层发酵和其他传统生产方式相比, 具有菌丝体生长周期短、产量高、污染小等优越性, 并且通过液体深层发酵获得的菌丝体在营养价值上与野生子实体相近。然而, 由于发酵过程的高度时变性和不确定性, 目前, 关键生物参量还难以实

时在线测量。通常将发酵液于3500r/min离心20min, 菌丝体经去离子水反复洗涤, 离心多次, 取沉淀物于60℃烘干至衡重, 用分析天平称重。离线化验时滞性很大, 并且在线取样容易引入人为污染, 会降低发酵品质, 无法满足现场实时优化控制的需要。因此, 软测量技术的引入是解决上述问题的有效途径^[2-5]。

BP神经网络(BPNN)^[6]软测量是近年来应用很广泛的一种数据驱动软测量方法, 因其优良的非线性逼近能力, 已被广泛地应用于微生物发酵过程的软测量建模中^[7]。但是传统BPNN在发酵过程软测量实际应用中存在以下问题:

①其算法本质为梯度下降法, 权值修正时收敛缓慢, 易陷入局部最优;

②初始权值和阈值为随机选择, 缺乏理论依据。

国内外学者在这方面做了许多研究, 花亚梅等^[8]将动

收稿日期: 2018-11-06; 修回日期: 2018-12-04。

基金项目: 镇江市重点研发计划(SH2017002)。

作者简介: 朱湘临(1963-), 男, 江苏镇江人, 研究员, 硕士, 硕士生导师, 主要从事仪表检测方向的研究。

量和自适应调节学习率引入 BPNN, 对其进行改进, 增加了沼气厌氧发酵的稳定性、缩短了训练时间; 杨强大等^[9]改进了传统 BPNN 的误差函数, 由此在一定程度上克服了用传统 BPNN 对诺西肽建模的过拟合现象; 迟雷等^[10]采用添加动量项和可变学习速率的方法对 BP 算法进行改进, 提高了发酵过程的预测精度; 以上对传统 BPNN 的改进, 都是对权值修正公式进行了改进, 一定程度上提高了预测精度, 但是还存在着初始权值和阈值选择不当而陷入局部最小值的问题。文献 [11] 强调在多峰值优化过程中, 布谷鸟搜索算法 (CS) 相对于粒子群算法和遗传算法更容易获得最优解; 国内外研究者也已将 CS 优化 BPNN 运用到短时交通流量预测^[12]、微波加热温度预测模型^[13]、网络流量预测^[14]、神经网络图像复原^[15]、股价预测^[16]等。以上这些运用布谷鸟算法优化 BPNN 虽然具有较好的全局性能和收敛速度^[17], 然而在局部搜索能力上稍有欠缺^[18-23]。同时这些智能优化算法只能得到 BPNN 的一个参量初值, 之后的参量更新依靠传统 BPNN 的自身修正。

为解决上述存在的这些问题, 提出了一种基于改进 CS 优化改进 BPNN 的软测量建模方法。将两阶段发现概率的改进 CS 和运用附加动量与动态学习率的改进 BPNN 相结合, 以松茸发酵过程中难测量为对象, 建立软测量模型。仿真结果表明, 改进的 CS-BPNN 软测量模型预测精度提高了 6% 以上, 能够满足松茸发酵过程中实时在线测量的需求。

1 算法描述

1.1 BP 算法的改进

传统 BP 算法的权值更新公式为:

$$w(i+1) = w(i) + \Delta w(i+1) \quad (1)$$

引入附加动量和动态调整学习率对 BP 算法进行改进, 附加动量法的改进以传统 BP 算法的权值更新公式为基础, 其在每个权重的变化上加上一项正比于上次权重变化量的值, 由此得到新的权值。其权值更新公式为:

$$w(i+1) = mc \times w(i) + \mu \times \Delta w(i+1) \quad (2)$$

式中, mc 为动量因子、 μ 为学习率, 都取 0~1 之间的数。

动态调整学习率进行的规则为: 检验权重修正值, 倘若能将误差函数减少, 就代表此学习速率值较小, 那么增大它; 倘若不能, 就减小它的值。它的调整公式为:

$$\mu(i+1) = \begin{cases} 1.05\mu(i) & \text{if } E(i+1) < E(i); \\ 0.7\mu(i) & \text{if } E(i+1) > 1.04E(i); \\ \mu & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

式中, μ 为学习率, 当权重修正值使误差函数 $E(i)$ 降低时, 增大 μ ; 相反, 则减少。

1.2 布谷鸟算法的改进

布谷鸟算法是由模拟布谷鸟借窝产卵的繁衍习性与飞行方式转变得到的^[24], 它属于第 3 种新型仿生群智能算法。

布谷鸟算法采用莱维飞行更新布谷鸟鸟巢位置, 莱维飞行 (Lévy flight) 是具有截尾概率分布步长的随机游走^[25-27]。此外, 布谷鸟算法要遵守 3 个准则: ①一只布谷鸟一次仅分娩一只蛋, 并且随机挑选鸟巢孵化; ②相对最优的鸟巢能够保留到下一代; ③鸟巢总个数是固定的, 鸟窝主人有概率 p_a 发现外来鸟蛋。在上面 3 个准则下, 布谷鸟算法使用 Lévy 飞行实现位置更新的公式为:

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + a \oplus L(\lambda) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中, $x_i^{(t)}$ 是第 i 个鸟巢在第 t 次迭代时的位置; a 为步长比例因子; n 为鸟巢数量; \oplus 代表点乘。 $L(\lambda)$ 服从 Lévy 分布, 为随机飞行步长。即:

$$L(\lambda) = 0.01 \cdot \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \cdot (x_i^{(t)} - x_b^{(t)}) \quad (5)$$

式中, $x_b^{(t)}$ 为第 t 代存储的最佳位置, β 取 (0, 2), u 和 v 均服从正态分布。通过位置更新后, 用随机数 $r \in (0, 1)$ 与 p_a 比较: 如果 $r > p_a$, 那么对鸟窝位置 $x_i^{(t+1)}$ 随机改变; 如果 $r < p_a$, 那么鸟窝位置保持不变。位置更新后, 留下相对更优的一组鸟窝位置。

布谷鸟算法虽然拥有较好的全局性能, 可它的收敛速度和局部搜索能力却还存在问题。在布谷鸟算法里, p_a 为十分关键的参量, 优异的 p_a 能够使算法的全局搜索能力与局部搜索能力得到平衡。因此从 p_a 入手对传统布谷鸟算法进行改进, 具体为将原固定发现概率改进为两阶段动态发现概率。第一阶段以全局为主、局部为辅, 第二阶段以局部为主、全局为辅。实现方法: 在算法前 $N_{\max}/2$ (N_{\max} 为最大迭代次数) 里保证 p_a 值逐步降低, 使得布谷鸟可以搜寻新的鸟巢, p_a 选取负正弦自适应递减策略; 而在后 $N_{\max}/2$ 里使布谷鸟在现鸟巢附近搜索更优异的鸟巢, p_a 选取负余弦自适应递减策略。具体公式为:

$$p_a = \begin{cases} p_{a\max} - \sin\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{N_i - 1}{N_{\max} - 1}\right)(p_{a\max} - p_{a\min}), & N_i \leq \frac{N_{\max}}{2}; \\ p_{a\max} - \cos\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{N_i - 1}{N_{\max} - 1}\right)(p_{a\max} - p_{a\min}), & N_i \geq \frac{N_{\max}}{2}. \end{cases} \quad (6)$$

式中, $p_{a\max}$ 和 $p_{a\min}$ 分别表示发现概率的最大值和最小值; N_{\max} 和 N_i 分别表示迭代次数的最大值和当前迭代值。

2 松茸发酵过程软测量建模

2.1 辅助变量选择

在建立松茸发酵关键参量软测量模型之前, 必须对发酵机理进行分析^[28], 确定合适的辅助变量。在松茸发酵过程中, 既对主导变量 (菌丝生物量) 有影响, 又易于在线实时测量的有: 空气流量 q 、发酵罐压力 p 、发酵罐温度 T 、发酵液体积 V 、 CO_2 释放率 CER 、氨水流加速率 η 、葡萄糖流加速率 l 、溶解氧 DO 、电机搅拌速度 r 、发酵液酸碱度 pH 。

$$\begin{cases} \mu_{ij} = \frac{1}{1 + \left| \frac{|\Delta s_i(k)|}{\Delta_i} - \frac{|\Delta s_j(k)|}{\Delta_j} \right|} \\ \Delta s_i(k) = s_i(k+1) - s_i(k) \\ \Delta s_j(k) = s_j(k+1) - s_j(k) \\ \overline{\Delta}_z = \frac{1}{m-1} \sum_{k=2}^m |\Delta s_z(k)|, z = i, j \end{cases} \quad (7)$$

式中, k 为采样时刻, μ_{ij} 是两个变量的相关系数, s_i 是不易测变量数据组, s_j 是可测变量数据组, m 为样本大小。

$$\begin{cases} \lambda_{ij}(k) = \frac{1}{1 + \left| \frac{|\Delta s_i(k) - \Delta s_i(k-1)|}{\Delta_i} - \frac{|\Delta s_j(k) - \Delta s_j(k-1)|}{\Delta_j} \right|} \\ r_{ij} = \left| \frac{1}{M-1} \sum_{k=1}^{M-1} \zeta_k \mu_{ij}(k) \right|^\beta \\ \beta = \left| \frac{1}{M-2} \sum_{k=2}^{M-1} \zeta_k \lambda_{ij}(k) \right| \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\lambda_{ij}(k)$ 是变化率相关系数, M 为取样个数, ζ_k 是符号因子, r_{ij} 是关联度, β 是数据变化率对关联度的影响。

通过一致关联度法, 根据公式 (7)、(8) 得到环境变量数据和主导输出变量之间的关联度, 具体的计算数值结果如表 1 所示。

表 1 环境变量和主导变量的关联度

| 外部变量 | 关联度 |
|---------------------------|-------|
| 发酵罐温度 T | 0.019 |
| 发酵罐压力 p | 0.157 |
| 电机搅拌转速 r | 0.931 |
| 发酵液体积 V | 0.232 |
| 空气流量 q | 0.817 |
| CO ₂ 释放率 CER | 0.551 |
| 葡萄糖流加速率 l | 0.375 |
| 溶解氧 DO | 0.946 |
| 发酵液酸碱度 pH | 0.697 |
| 氨水流加速率 η | 0.325 |

关于辅助变量的选取数量, 过多会导致模型复杂, 增加模型学习训练的时间; 过少会导致模型学习能力差, 预测结果不准确。本文选择关联度最高的前 4 个作为辅助变量, 即电机搅拌转速 r 、空气流量 q 、溶解氧 DO 、发酵液酸碱度 pH 。因此该软测量的主导变量与辅助变量之间的模型为:

$$\varphi(X) = f(pH, r, q, DO) \quad (9)$$

2.2 改进 CS-BP 的软测量建模

鉴于改进后, CS 的全局搜索能力和局部搜索能力会更加突出, 更易适合用来优化 BPNN 的构架。我们将 BPNN 看作改进 CS 算法的适应度函数, 那么即可利用算法自身全

局寻优能力强的优势去寻觅初始的权值与阈值组合, 进而把获得的最优神经网络结构运用到实际发酵过程。

改进的 CS-BPNN 软测量模型的算法如下:

(1) 首先根据样本维数明确 BPNN 结构, 得到权值与阈值总数, 由此确定布谷鸟算法中布谷鸟个体的编码长度。随机产生 n 个鸟巢 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 设置最大迭代次数 N_{\max} 、神经网络最大迭代次数 N'_{\max} 、最大发现概率 p_{\max} 、最小发现概率 p_{\min} 、发现概率 p_a 、动量 mc 、初始学习率 μ 、终止误差 ϵ 。按照适应度函数 $f = \sum_{i=1}^n (y'(i) - y(i))^2$ 计算选出当前最优鸟巢位置 $x_b^{(0)}$, 其中 n 为样本总数, $y'(i)$ 为第 i 个样本的实际训练输出值, $y(i)$ 为第 i 个样本的期望输出值。

(2) 保留上一代最优鸟巢位置 $x_b^{(0)}$, 并对其他鸟巢位置按照公式 (4) 实现位置的更新, 将更新后的鸟巢位置与上一代作对比, 保留适应度好的鸟巢位置。

(3) 根据公式 (6) 对 p_a 进行更新, 产生服从均匀分布的随机数 $r \in (0, 1)$, 与 p_a 进行对比, 若 $r > p_a$, 就将鸟巢位置随机变化, 若 $r < p_a$, 就保持不变。

(4) 测试改变后的鸟巢位置, 并与上一代鸟巢对比。最终在测试结果较优的一组鸟巢中选出当代的全局最优位置 $x_b^{(t)}$, 并检测它的 f_{\min} 能否满足精度需求。若符合要求, 则 $x_b^{(t)}$ 为全局最优值, 若不符合则返回 (2)。

(5) 将获得的最优解向量进行反编码操作, 提取出 BPNN 的权值和阈值之后根据输入输出就可建立改进的 CS-BP 模型。

(6) 计算均方误差 E , 若 $E \leq \epsilon$, 则保存对应的权值。若不是, 则计算出权值的改变量 ΔW , 具体过程如同传统 BPNN 一样。

(7) 将 ΔW 代入公式 (2) 得到新的权值, 对比先后两次均方误差 E , 按公式 (3) 调整学习速率 μ 。

(8) 若 $E \leq \epsilon$ 或达到 BP 最大迭代次数 N'_{\max} , 则训练结束; 若不是则返回 (6)。

3 实验与仿真

按照工艺要求, 本次取用 100 L 发酵罐, 装液量为 70 L, 将发酵罐进行高温蒸汽灭菌, 发酵过程温度控制在 $25 \text{ }^\circ\text{C} \pm 1 \text{ }^\circ\text{C}$ 、通气量为 $0.7 \text{ (V/V} \cdot \text{min)}$ 、接种量为 8%、发酵罐压控制在 $0.3 \sim 0.5 \text{ MPa}$ 。搅拌电机带动搅拌轴旋转, 搅拌转速设为 200 rpm。菌丝体经去离子水反复洗涤、离心多次, 取沉淀物于 $60 \text{ }^\circ\text{C}$ 烘干直到恒重, 采用分析天平就可获取菌丝生物量。由于发酵过程中的初始生物量过小, 我们一般不测量。在正常发酵条件下, 每次采样间隔 3 小时同时离线测量菌丝生物量。汇集现场数据进行数据预处理, 一共采集 15 个发酵批次的数据, 从上述批次中拿出 3 批 (包含 180 个样本) 作为测试样本, 其余 12 批数据 (包含 720 个样本) 作为训练样本。

为了检测以上方法对松茸发酵过程软测量建模的可行

性,采用改进 CS-BPNN 软测量方法建立了松茸发酵过程软测量模型,经过反复训练确定神经网络采用 4-9-1 的结构,选用传统 BPNN 与其作对比。设定鸟巢种群规模 $n=50$,鸟蛋的最大发现概率 $p_{\max}=0.9$ 、最小发现概率 $p_{\min}=0.1$,迭代次数设为 $N_{\max}=2000,mc \in (0,1),N'_{\max}=3000,\epsilon=0.05$;仿真结果如图 1 所示。

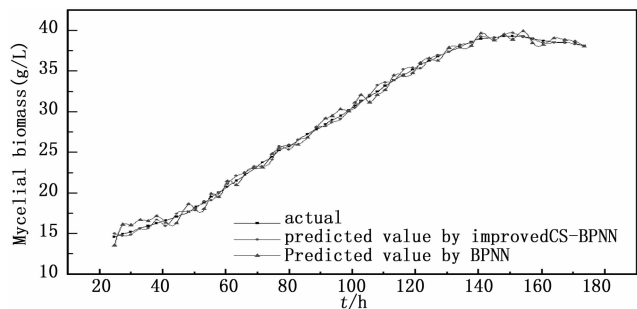


图 1 菌丝生物量预测曲线

从预测结果拟合程度能够发现,改进型 CS-BPNN 软测量模型相比传统 BPNN 软测量建模,具有更强的预测能力。比较两种软测量模型的菌丝生物量误差曲线如图 2 所示。

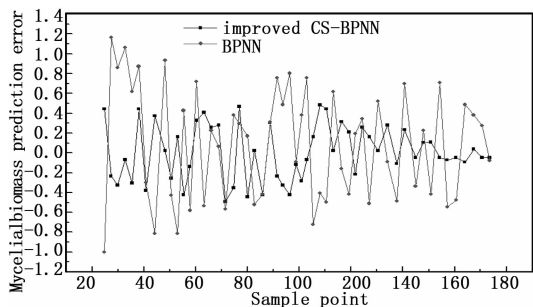


图 2 菌丝生物量误差曲线

根据图中曲线,能够轻易的发现,改进 CS-BPNN 模型的预测值与实验值之间的误差要比传统 BPNN 小得多,拟合程度也高很多。

表 2 为松茸发酵过程中菌丝生物量用改进 CS-BPNN 和传统 BPNN 软测量模型预测输出的误差对比情况。由表能够轻易发现,对于第一批测试样本,改进 CS-BPNN 模型下样本均方根误差 (RMSE) 为 0.247 7,明显低于传统 BPNN 均方误差 0.581 4。其他两批测试样本,传统 BPNN 的

表 2 两种模型误差对比

| | 模型 | 测试样本 RMSE |
|-----|------------|-----------|
| 第一批 | BPNN | 0.5814 |
| | 改进 CS-BPNN | 0.2477 |
| 第二批 | BPNN | 0.7132 |
| | 改进 CS-BPNN | 0.2944 |
| 第三批 | BPNN | 0.6541 |
| | 改进 CS-BPNN | 0.2885 |

均方误差也明显高于 CS-BPNN,表明了改进 CS-BPNN 建模的预测性能更为优越,稳定性更强并且精度更高。由于采用离线软测量建模,在实际应用中离线建模速度并是重要,因此此处不做详细说明。

4 结束语

针对松茸发酵过程的关键参量 (菌丝生物量) 难以在线测量的问题,提出了一种基于改进 CS-BPNN 的软测量建模方法。分别采用两阶段动态发现概率法和引入附加动量与动态调整学习率来依次对 CS 和 BPNN 进行改进,仿真结果表明,和传统 BPNN 相比,改进 CS-BPNN 能更好的平衡局部搜索和全局搜索的能力,并且预测精度提高 6% 以上。

参考文献:

- [1] 李长田,刁盈盈,于永辉,等. 发酵培养松茸菌丝体营养成分分析 [J]. 食品科学, 2012, 33 (22): 221-224.
- [2] 黄丽,孙玉坤,嵇小辅,等. 基于 tPSO-BPNN 的赖氨酸发酵软测量 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 31 (10): 2317-2321.
- [3] 郑蓉建,潘丰. 基于 PLS-LSSVM 的谷氨酸发酵产物浓度预测建模 [J]. 化工学报, 2017, 68 (3): 976-983.
- [4] 王国华,孙玉坤,王博,等. 改进的 PSO-FNN 在发酵软测量中的应用 [J]. 自动化仪表, 2016, 37 (3): 62-64.
- [5] Kaneko H, Funatsu K. Ensemble locally weighted partial least squares as a just-in-time modeling method [J]. AIChE Journal, 2016, 62 (3): 717-725.
- [6] 王洪元,史国栋. 神经网络技术及其应用 [M]. 北京: 中国石化出版社, 2002.
- [7] Sexton R S, Dorsey R E. Reliable classification using neural networks: A genetic algorithm and backpropagation comparison [J]. Decis Support Syst, 2000, 30 (1): 11-22.
- [8] 花亚梅,赵贤林,王效华,等. 基于改进 BP 神经网络的厌氧发酵产气量预测模型 [J]. 环境工程学报, 2016, 10 (10): 5951-5956.
- [9] 杨强大,王福利,常玉清,等. 基于改进 BP 神经网络的菌体浓度软测量 [J]. 控制与决策, 2008, 23 (8): 869-874.
- [10] 迟雷,范代娣,米钰,等. 改进 BP 网络在重组大肠杆菌高密度发酵中的应用 [J]. 西北大学学报, 2008, 38 (2): 243-247.
- [11] Gandomi A H, Yang X S, Alavi A H, et al. Cuckoo Search Algorithm: a Metaheuristic Approach to Solve Structural Optimization Problems [J]. Engineering with Computers, 2013, 29: 17-35.
- [12] 高述涛. CS 算法优化 BP 神经网络的短时交通流量预测 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 49 (9): 106-109.
- [13] 许磊. 基于布谷鸟搜索神经网络的微波加热温度预测模型 [J]. 重庆大学学报, 2017, 40 (3): 76-87.
- [14] 杜振宁. 布谷鸟搜索算法优化 BP 神经网络的网络流量预测 [J]. 通信技术, 2015, 41 (3): 82-85.
- [15] 李扬,吴敏渊. 基于布谷鸟算法的 BP 神经网络图像复原

[J]. 计算机应用, 2017, 37 (S1): 173 - 175.

[16] 孙晨, 李阳, 李晓戈, 等. 基于布谷鸟算法优化 BP 神经网络模型的股价预测 [J]. 计算机应用与软件, 2016, 33 (2): 276 - 279.

[17] 王凡, 贺兴时. 基于 CS 算法的 Markov 模型及收敛性分析 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (11): 180 - 185.

[18] 黄继达. 布谷鸟算法的改进及其应用研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.

[19] Moravej Z, Akhlaghi A. A novel approach based on cuckoo search for DG allocation in distribution network [J]. Electrical Power & Energy Systems, 2013, 44 (1): 672 - 679.

[20] 王李进, 尹义龙. 逐维改进的布谷鸟搜索算法 [J]. 软件学报, 2013, 24 (11): 2687 - 2698.

[21] 赵玉新. 新兴元启发式优化方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.

[22] Zheng H, Zhou Y. A novel cuckoo search optimization algorithm based on Gauss distribution [J]. Journal of Computational Information Systems, 2012, 8 (10): 4193 - 4200.

[23] Valian E, Mohanna S, Tavakoli S, et al. Improved cuckoo search algorithm for feed forward neural network training [J]. Artificial Intelligence & Applications, 2011, 2 (3): 36 - 43.

[24] 周昌鸿, 张运陶. 一种改进 BP 神经网络算法的编程及应用

[J]. 西华师范大学学报, 2009, 30 (3): 321 - 326.

[25] Yang X S, Deb S. Cuckoo search via Lévy flight [A]. Proceedings of the 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing [C]. India: IEEE Computer Press, 2009: 210 - 214.

[26] Walton S, Hassan O, Morgan K, et al. Modified cuckoo search: A new gradient free optimization algorithm [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2011, 44 (9): 710 - 718.

[27] Tuba M, Subotic M, Stanarevic N, et al. Modified cuckoo search algorithm for unconstrained optimization problems [A]. ECC11 Proceedings of the 5th European conference on European computing conference [C]. Paris, 2011, 263 - 268.

[28] Yang X S, Deb S. Engineering optimization by cuckoo search [J]. Mathematical Modeling and Numerical Optimization, 2010, 11 (4): 330 - 343.

[29] 郭志明, 李长富, 姬广振, 等. 改进布谷鸟算法在成败型产品可靠性抽样检验方案设计中的应用研究 [J]. 兵工学报, 2017, 38 (4): 758 - 765.

[30] Zhao G, Fang M, Li W, et al. Using rice straw fermentation liquor to produce bioflocculants during an anaerobic dry fermentation process [J]. Bioresource Technology, 2011, 113 (4): 83 - 90.

(上接第 25 页)

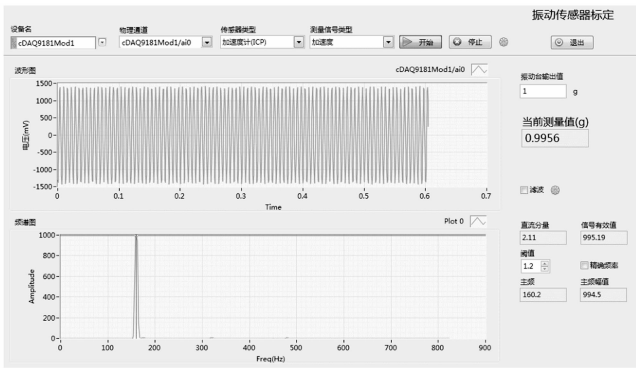


图 8 HT622A01 测量结果

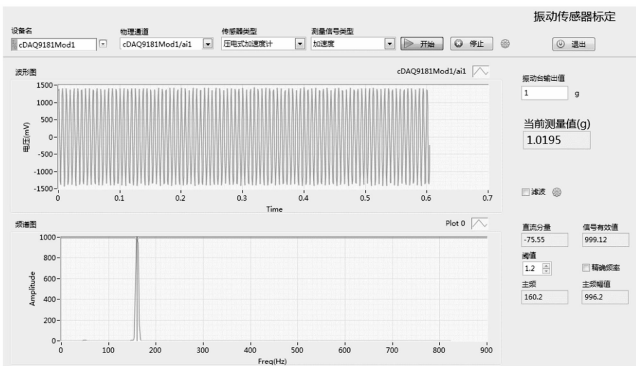


图 9 4382V 测量结果

6 结束语

通过搭建航空发动机整机振动测量系统硬件及编写振动测量分析软件, 对航空发动机整机振动信号的分析方法进行了试验研究, 研究表明, 发动机整机振动测量建议选择压电式加速度传感器并使用带有抗混滤波的差分放大器以消除频率混叠和共模干扰, 在振动分析软件处理中采用 Butterworth 滤波器和 Flat Top 窗, 试验结果表明, 该方法能够满足发动机生产厂提出的通带平滑度 $\leq \pm 5\%$, 阻带衰减大于 -30 dB/倍频程 的滤波要求以及对振动测量精度 $\leq \pm 5\%$ 的要求。本文提出的航空发动机整机振动测量方法准确可靠, 能够满足发动机厂、所对试车台架整机振动测量的要求。

参考文献:

[1] GJB241A-2010 《航空涡轮喷气和涡轮风扇发动机通用规范》 [S].

[2] GJB 242-1987 《航空涡轮螺旋桨和涡轮轴发动机通用规范》 [S].

[3] SAE AIR 5026 A 《TEST CELL INSTRUMENTATION》 [S].

[4] 航空发动机设计手册第 19 册, 转子动力学与整机振动 [M]. 北京: 航空工业出版社, 2000.

[5] 艾延廷, 周海仑, 孙丹. 航空发动机整机振动分析与控制 [J]. 沈阳航空航天大学学报, 2015, 32 (5): 1 - 25.

[6] 郑丽, 罗泽明, 付炎晶. 航空发动机整机振动研究综述 [J]. 2016, 45 (1): 199 - 201.