

IBPMIMO 神经网络对啤酒杀菌机喷淋嘴温度的设定

杨清艳¹, 张魁榜²

(1.安徽建筑大学 机械与电气工程学院, 合肥 230601; 2.合肥工业大学 机械工程学院, 合肥 230009)

摘要: **目的** 为了实现对啤酒杀菌强度准确的控制, 设计一种基于改进 BP 多输入多输出 (IBPMIMO) 神经网络的温度设定模型。**方法** 采用 IBMIMO 神经网络对啤酒杀菌机主要温区的喷淋嘴温度设定值进行预测, 并在啤酒杀菌机的杀菌强度 (PU) 控制软件上对预测值进行准确度分析。**结果** IBPMIMO 神经网络预测输出的各组喷淋嘴温度, 最大综合误差为 $-1.09\text{ }^{\circ}\text{C}$, 而普通 BP 神经网络方法预测的结果综合误差波动较大, 易陷入局部最优。并且将 IBPMIMO 预设的数据在杀菌机 PU 控制软件中运行, 模拟结果显示, 实验所测 PU 值与预期的 PU 值相差 0.4。**结论** 利用 IBPMIMO 对杀菌机喷淋嘴参数的设定可以取得较好的效果, 解决了新型啤酒瓶杀菌温度的设定。

关键词: 啤酒; BP 神经网络; 杀菌强度; 杀菌机

中图分类号: TB486 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2020)19-0187-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.19.027

IBPMIMO Neural Network Setting of Spray Nozzle Temperature for Beer Sterilization Machine

YANG Qing-yan¹, ZHANG Kui-bang²

(1.School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;
2.School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

ABSTRACT: The work aims to design a temperature setting model based on the improved BP multi input multi output (IBPMIMO) neural network to achieve the accurate control of beer sterilization. The temperature setting values of the spray nozzle in the main temperature zone of the beer sterilization machine were predicted by IBMIMO, and the predicted values were analyzed accurately by the PU control software in the beer sterilization machine. The maximum comprehensive error of the spray nozzle temperature predicted by (IBPMIMO) neural network was $-1.09\text{ }^{\circ}\text{C}$, while the result predicted by the general BP neural network method fluctuated greatly, and the local optimum was always got. Moreover, the preset data by IBPMIMO method were run in the PU control software of the sterilization machine, and the simulation results showed that the error between the PU value measured in the experiment and the expected PU value was only 0.4. Using IBPMIMO to set the parameters of the spray nozzle for the sterilization machine can achieve better results and solve the problem of setting the sterilization temperature of the new beer bottle.

KEY WORDS: beer; BP neural network; PU; sterilization machine

近年来, 我国的啤酒产量逐年上升^[1]。啤酒生产过程中杀菌是至关重要的一步, 对啤酒的保存时间和

口味有很大的影响。瓶装、灌装啤酒的杀菌有多种方法^[2-4], 常用的杀菌机是隧道式杀菌, 该种杀菌一次

收稿日期: 2019-12-11

基金项目: 安徽省高校基金重点项目 (KJ2019A0796); 安徽省自然科学基金 (1908085QE231)

作者简介: 杨清艳 (1987—), 女, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能制造系统、啤酒杀菌工艺。

性杀菌数量大,且与啤酒灌装系统组合成为一条生产线易于提高生产效率。杀菌过程中啤酒经过不同温区段,杀菌过程为先将啤酒逐渐加热然后再逐渐降温。从传热角度看,啤酒经历了吸热-恒温-放热过程。杀菌过程机理复杂、动态响应慢、控制回路关联性强、控制过程十分复杂。

在生产过程中如果杀菌机温度调节不当,则会出现啤酒的过杀菌和杀菌不足等情况。过杀菌即杀菌温度过高,会影响啤酒的口感,甚至产生大量的二氧化碳,引起啤酒瓶爆裂。杀菌不足也就是满足不了杀菌效果。可见杀菌过程中温度的选择很重要。目前普通型杀菌机都已经无法满足这一要求^[5]。隧道式杀菌机的各个温区喷淋嘴的温度设定值依靠经验,或是根据传热学定理推导出近似的模型,由于该模型当中的许多参数是非线性的,会随着环境的变化而变化,因此难以对啤酒 PU 值进行精确的控制。

目前有学者针对啤酒杀菌机的传热性进行了研究,并建立起杀菌机温度与啤酒瓶内啤酒温度的关系^[6],并根据该理论设计出由设定的杀菌强度反过来设定杀菌机温度的智能控制系统^[7],

经过一段时间的运行跟踪出现了以下 2 个问题:当环境的温度、湿度改变时,实际杀菌强度与预设杀菌强度相差 10%左右;当新型的啤酒瓶放入原来的杀菌机中,按照同等的啤酒容积去设置杀菌机的喷淋嘴温度,也会导致啤酒最后的杀菌效果 PU 值与预设 PU 值产生偏差。分析原因,主要由于所建立的杀菌机温度与啤酒瓶内啤酒温度的数学模型中含有温度、湿度参数是根据经验,不是精确的值,另外所建立的数学模型中所涉及啤酒瓶的参数只包括啤酒瓶的最大的外径、高度、瓶口的最大直径,对于啤酒瓶的厚度形状的描述过于简单,因此当一种新型的啤酒出现时可能对以往的系统就不适用了。

为了更好地控制杀菌效果,根据啤酒隧道式杀菌机的杀菌工艺,其杀菌强度与啤酒的形状参数、杀菌机的温度控制参数相关,由此分析该系统是一个多输

入输出的系统。由于该系统的复杂性,传统办法可能无法很好地控制,而目前人工智能算法的兴起,在各个系统的预测控制体现了良好的作用^[8-10]。BP 算法是目前应用较广泛的人工智能控制算法之一,它能够根据输入的数据样本,自动搜索学习建立各个参数之间的数学模型,然后将该模型用于其控制预测中,因此文中可以采用此种方法来对杀菌机的杀菌度 PU 进行控制。考虑到目前 BP 神经网络的缺点,文中首先对 BP 神经网络加以改进,构建 IBPMIMO 神经网络模型,再将改进的神经网络运用于杀菌效果 PU 值的优化控制,最后经实验模拟验证该方法的效果。

1 工艺流程和特点

隧道式杀菌机的啤酒杀菌过程:啤酒瓶由进到出经历了编号为 1~n (n=10, 12, 根据杀菌机具体型号来决定)不同水温喷淋换热区,12 个区域的隧道杀菌机原理见图 1。其中前 8 区为喷淋加热,后 4 区为喷淋冷却,各个区域的温度主要靠杀菌机上方冷、热喷淋嘴喷淋来调节。

由于节能节水的需要,升温区和降温区的热量可以相互利用,图 1 中温区 R1 与 C1, R2 与 C2, R3 与 C3, R4 与 C4 的喷淋结构设计为相互循环。同时为了精确控制啤酒的杀菌强度,将 P1, P2, P3, P4 设计为独立温区,其主要作用是将瓶中酒温在要求时间内提升到目标温度,并在目标温度下保持需要的时间,使得杀菌度 PU 值(用 P_U 表示,见式(1))能达到要求。为防止骤然的升温或者降温引起的爆瓶,各个温区设定的温度差不能过大。考虑图 1 所示杀菌机由 n 个子过程组成的串联系统,且相邻的 2 个子过程间具有输入耦合关联,是一个复杂高维的大规模系统,对于这类系统的预测控制在线实时问题就显得十分重要。

$$P_U = \int_0^{\tau_1} 2.82 \times 10^{-9} e^{0.32811t} dt \quad 55^\circ\text{C} \leq t \leq 65^\circ\text{C} \quad (1)$$

式中: τ_1 为时间 (min); t 为啤酒温度 (°C)。

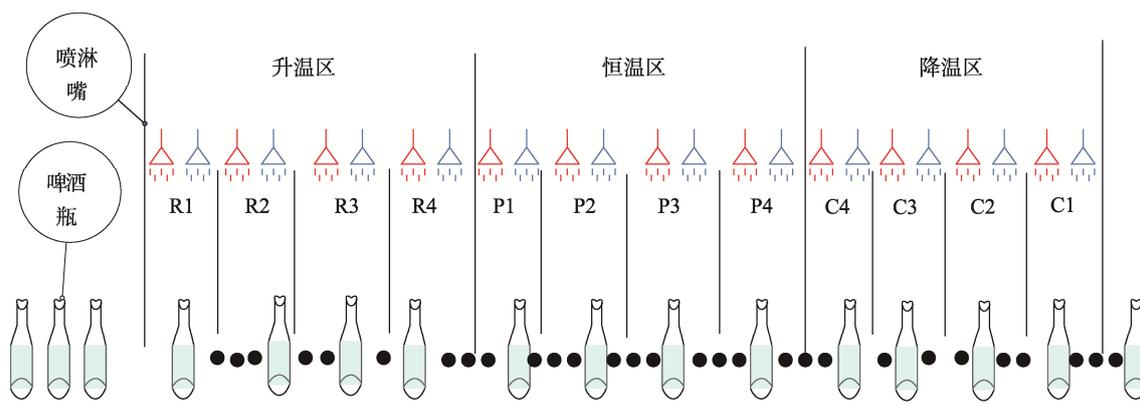


图 1 隧道杀菌机原理

Fig.1 Schematic diagram of tunnel sterilization machine

2 喷淋嘴温度预设模型

2.1 蜻蜓算法

蜻蜓一生中主要有 5 种行为, 包括避撞、结队、聚集、觅食和避敌。学者^[11-12]对蜻蜓的行为进行了数学建模, 提出了蜻蜓算法 (DA)。研究发现蜻蜓算法能改善初始种群, 对改善寻优有一定的作用, 但该算法的缺点是容易陷入局部最优, 为了解决该问题, 文中对蜻蜓算法进行优化, 形成改进的蜻蜓算法 (IDA)。DA 算法的数学描述如下所述^[13]。

蜻蜓为了躲避碰撞, 需要更改位置, 因此位置更新的方法用数学描述见式 (2)。

$$S_i = -\sum_{j=1}^N X - X_j \quad (2)$$

式中: X 为蜻蜓的当前位置; X_j 为第 j 个相邻蜻蜓位置; 相邻蜻蜓的数量为 N 。

针对第 2 个行为其位置改变方法见式 (3)。

$$A_i = \frac{\sum_{j=1}^N v_j}{N} \quad (3)$$

式中: v_j 为第 j 个相邻蜻蜓的速度。

对于聚集行为的位置更新表达见式 (4)。

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^N X_j}{N} - X \quad (4)$$

觅食行为的位置改变数学表达见式 (5)。

$$F_i = X^+ - X \quad (5)$$

式中: X^+ 为目标食物位置即当前最优解。

最后避敌行为的位置改变方式见式 (6)。

$$E_i = X^- + X \quad (6)$$

式中: X^- 为敌人的位置也就是当前最差解。

根据以上的行为, 蜻蜓改变位置的步长表达式见式 (7)。

$$\Delta X_{t+1} = (aS_i + bA_i + cC_i + dF_i + eE_i) + \omega \Delta X_t \quad (7)$$

式中: a, b, c, d, e 分别为式 (2—6) 的权重; ω 为惯性权重; t 为当前迭代次数。

最终结合式 (7) 位置变更的方式为:

$$X_{t+1} = X_t + \Delta X_{t+1} \quad (8)$$

虽然该算法有一定的优势, 但存在易陷入局部解和收敛速度慢的缺点不同针对这些缺点, 学者们研究了提高不同算法的收敛性以及精确性^[14]。

2.2 自适应柯西变异策略

蜻蜓算法对寻优有一定的改善作用, 但仍存在容易得到局部最优解的缺点。为了改善这一缺点, 在蜻蜓种群求解过程中扩大其搜索范围, 即在迭代进化过程中采用自适应柯西变异策略^[15]对种群群体进行多

样化处理。每次迭代时对全局极值点位置 y_p 进行变异操作, 若变异后 $f(y_p^*)$ 优于 $f(y_p)$, 则取代之。

定义 1: 设 $X = (x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_d)$ 是 d 维空间中一只蜻蜓个体, 且 $x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_d \in \mathbb{R}$, $x_j \in [a_j, b_j]$, a_j 和 b_j 为群体初始化时变量构造区间的上下限。

定义 2: 设 $x_i(t) = [x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{ij}(t), \dots, x_{id}(t)]$ 为问题第 t 代的一个可行解, $x_{ij}(t)$ 为第 i 只蜻蜓的第 j 维元素值。 $i \in [1, N]$, $j \in [1, d]$; N 为种群数量, d 为可行解的空间维数。

自适应柯西变异操作表达式为:

$$Y_p^*(j) = Y_p(j) + \mu(j)F(x_m) \quad (9)$$

$$\mu(j) = \frac{\sum_{i=1}^N \nabla x[i][j]}{N} \quad (10)$$

$$F(x_m) = \frac{1}{\pi} \arctan(x_m) + \frac{1}{2} \quad (11)$$

式中: $\nabla x[i][j]$ 为第 i 只蜻蜓在第 j 维度上的移动步长分量; $\mu(j)$ 为各维步长分量变异权重平均值; 变异种子 x_m 在各维度上的值为:

$$x_m(j) = \exp\left(-\frac{\lambda t}{t_{\max}}\right) \left[1 - \frac{r(j)}{r_{\max}}\right] \quad (12)$$

式中: λ 为常数, 取 $\lambda = 10$; t_{\max} 为最大进化代数; r_{\max} 为各维间的最大距离; $r(j)$ 则为极值 g_p 在各维度上的平均值 a_p 到 y_p 的距离, 计算见式 (13—14)。

$$r(j) = |y_p(j) - a_p(j)| \quad (13)$$

$$a_p(j) = \frac{\sum_{i=1}^N g_p[i][j]}{N} \quad (14)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, d$; $g_p[i][j]$ 为第 i 只蜻蜓在第 j 维度上的最优或最差位置。

2.3 IBPMIMO 神经网络喷淋嘴温度设定模型

在神经网络预测模型中, 多输入输出 BP 神经网络有一定的缺陷, 易陷入局部极值。其输入权值和隐含层偏置通常是随机产生的, 使得训练模型预测精度不高。前面所提出的改进型蜻蜓算法既保持了原有蜻蜓算法简单容易实现以及较优搜索性能的特点, 又能得到全局寻优的效果, 因此考虑采用在多输入输出 BP 神经网络中将融入了自适应柯西变异策略的改进型蜻蜓算法对啤酒杀菌机主要温区温度进行预测。

考虑到杀菌机系统的杀菌工艺特性, 根据杀菌强度 PU 值的计算公式 (1) 可以得出, 只有在啤酒瓶里的啤酒温度达到 60 °C 以上才会产生 PU 值, 因此结合图 1 中杀菌的结构模型可知, 杀菌机里的啤酒瓶经过升温区的第 1, 2, 3 区 (从左往右) 后温度逐渐从灌装瓶温 (10 °C) 开始升温, 进入保温区后温度上升至 60 °C 以上, 在该段区间根据式 (1) 可知, 随

着时间累积会产生大量的PU值,之后进入降温区,在低于啤酒温度的水的喷淋下逐步使啤酒温度降低,而啤酒温度小于60℃将不会产生PU值,直达到室温后输出啤酒瓶。可以看出杀菌机的第3区 t_{R3} ,第4区 t_{P1} ,第5区 t_{P2} ,第6区 t_{P3} ,第7区 t_{P4} 对PU值的影响较大,作为预测设定的值即因变量。考虑到循环喷淋的结构,以及防止各温区骤升降温,再结合出瓶温度和温度差等防爆的因素影响下可以进行设定。

实际的运行中发现不同啤酒瓶(大小、形状不同)对主要温区的设定值有很大影响,因此将啤酒瓶最大外径、啤酒瓶的最大高度、啤酒瓶中啤酒的容积作为影响瓶型的参数。同一瓶型若想要不同的PU值,其主要温区的温度设定也有较大差距,因此将预设PU值也作为影响参数即自变量。这样就有输入层为 $X = \{X_1, X_2, X_3, X_4\} = \{\text{外径, 高度, 容积, 预设PU值}\}$ 。输出层定义为 $Y = \{Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5\} = \{t_{R3}, t_{P1}, t_{P2}, t_{P3}, t_{P4}\}$ 。由于该模型的输入输出层神经元数均是多个,故称其为多输入多输出(MIMO)类神经网络。经过以上分析,可以确定改进的BP多输入多输出IBPMIMO(Improved BP Multi Input Multi Output)神经网络的喷淋嘴温度设定模型的结构见图2。由于输入参数的各个单位不一致,因此首先考虑对训练样本参数的输入和输出进行标准化处理,处理过程按式(15)进行。

$$X^* = (X_{\max} - X) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (15)$$

式中: X^* 为训练输入值; X 为样本原始值; X_{\max} 与 X_{\min} 分别为样本原始值中的最大值和最小值。

IBPMIMO模型的计算过程见图2。该系统构造了3级的神经网络,将影响喷淋嘴温度设定的参数输入IBPMIMO,之后经过标准化处理,然后在神经网络中进行样本训练,在这一过程中输入参数与隐含层节点的权重和阈值 $\omega_{1,i}, \theta_{1,i}$,以及隐含层节点与输出层的权重和阈值 $\omega_{2,i}, \theta_{2,i}$,在融合了自适应柯西变异和蜻蜓算法(改进的蜻蜓算法IDA)下寻找最优的权重和阈值,根据寻找的权重和阈值下BP神经网络自动训练模型,再根据新的输入参数和已建立的样本模型,最后输出预测的各个数值,再经过反标准化处理来获取预测喷淋嘴温度值。

3 喷淋嘴温度设定性能比较

3.1 模拟精度分析

为了测试和比较上述普通BPMIMO与IBPMIMO神经网络模型,收集大量该型号杀菌机的运行数据,部分训练数据见表1。为了避免人为因素,测试数据由系统自动在40组训练数据中分组作为验证数据。

基于IBPMIMO和BP将杀菌机主要温区喷淋嘴温度预测值与测试值进行对比,见图3和图4,其对比的结果误差分别见图5和图6。结合图3—6对比分析发现,基于IBPMIMO对杀菌机主要温区喷淋嘴温度预测误差的最大值为-1.647℃,而在BP下预测的最大误差为3.526℃,误差较大,对后续的杀菌强度有较大的影响。

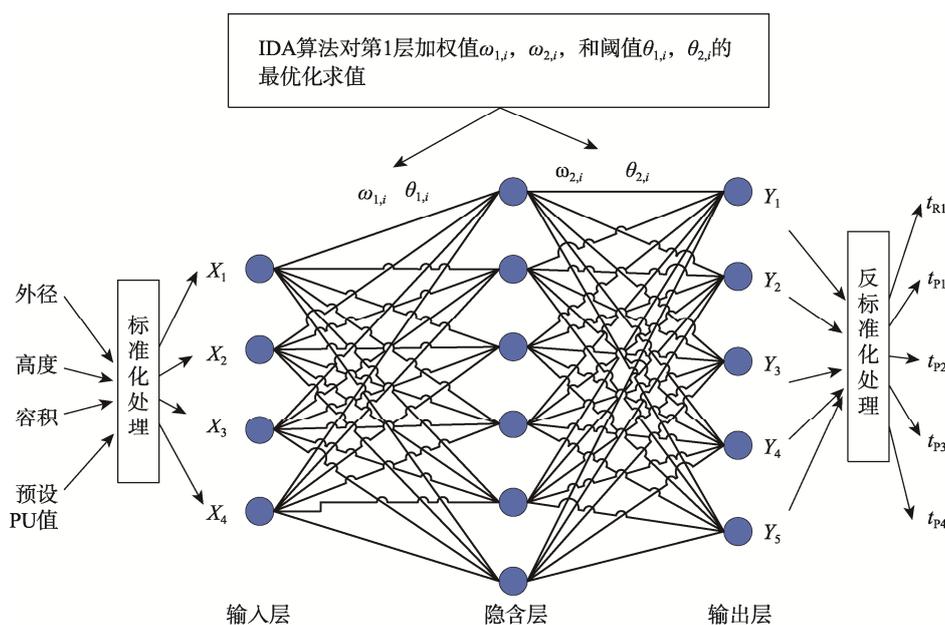


图2 IBPMIMO神经网络对杀菌机喷淋嘴温度设定模型结构

Fig.2 Temperature setting model structure of spray nozzle temperature zone of sterilization machine by IBPMIMO neural network

表 1 预测所用数据
Tab.1 Data for prediction

| 样本编号 | 自变量 | | | | 因变量 | | | | |
|------|-------|-------|-------|---------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|
| | 直径/mm | 高度/mm | 啤酒量/L | 预设 PU 值 | $t_{R4}/^{\circ}\text{C}$ | $t_{P1}/^{\circ}\text{C}$ | $t_{P2}/^{\circ}\text{C}$ | $t_{P3}/^{\circ}\text{C}$ | $t_{P4}/^{\circ}\text{C}$ |
| 1 | 0.083 | 0.25 | 0.72 | 10 | 52 | 65.900 | 66.220 | 66.224 | 64.188 |
| 2 | 0.083 | 0.25 | 0.72 | 8 | 52 | 63.500 | 63.954 | 63.950 | 62.260 |
| 3 | 0.083 | 0.25 | 0.72 | 9 | 52 | 64.000 | 64.203 | 64.200 | 63.293 |
| 4 | 0.083 | 0.25 | 0.72 | 11 | 52 | 65.020 | 65.083 | 65.084 | 63.358 |
| 5 | 0.083 | 0.25 | 0.72 | 12 | 53.3 | 65.460 | 65.458 | 65.427 | 63.390 |
| 6 | 0.083 | 0.25 | 0.72 | 13 | 52 | 65.667 | 65.670 | 65.628 | 64.123 |
| 7 | 0.06 | 0.228 | 0.33 | 15 | 51.2 | 62.200 | 62.441 | 62.806 | 61.200 |
| 8 | 0.06 | 0.228 | 0.33 | 14 | 51.1 | 61.517 | 62.046 | 62.835 | 61.200 |
| 9 | 0.06 | 0.228 | 0.33 | 16 | 51.3 | 62.633 | 62.516 | 63.115 | 61.200 |
| 10 | 0.06 | 0.228 | 0.33 | 13 | 51 | 61.483 | 61.458 | 62.672 | 61.200 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |

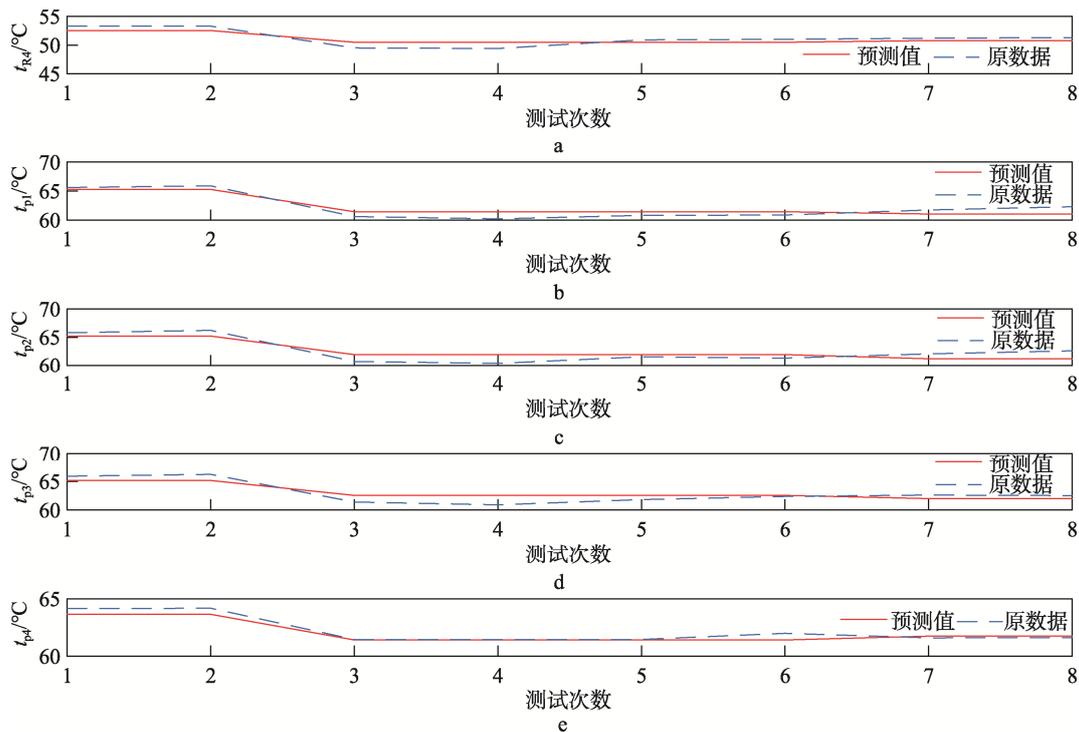


图 3 IBPMIMO 预测下杀菌机喷淋嘴温度预测值与原数据对比

Fig.3 Comparison between predicted and measured temperature of spray nozzle of sterilization machine by IBPMIMO

考虑到杀菌机的各个温区对啤酒 PU 值是一个串联的影响, 单独某个误差正偏差较大, 如果该组的其他区域的温度为负偏差, 有可能会弥补前一区域所带来的 PU 值误差, 因此此处将以上每次的误差导出, 将每组所有误差值进行综合误差计算, 即对每组误差值求其平均数, 结果见图 7。从图 7 中可见, IBPMIMO 预测的每组数组综合误差值波动不大, 而 BP 预测的综合误差波动较大, 可见 BP 预测容易出现局部最小, 而 IBPMIMO 的方法有效地改善了不足之处。

3.2 预设定参数对杀菌 PU 值的分析

为了进一步验证以上模型对啤酒温区设定值的正确性, 将预测的数据放入实际的杀菌机中进行现场的实验验证。实验中进行了 2 组实验, 选择 IBPMIMO 中预测的优劣温度数据各 1 组, 在 PU 智能控制软件上进行模拟分析。文献[7]中设计了一种基于 OPC 的啤酒 PU 智能控制软件, 该软件已经与杀菌机的主控制软件相结合, 控制啤酒的杀菌过程见图 8。图 8a

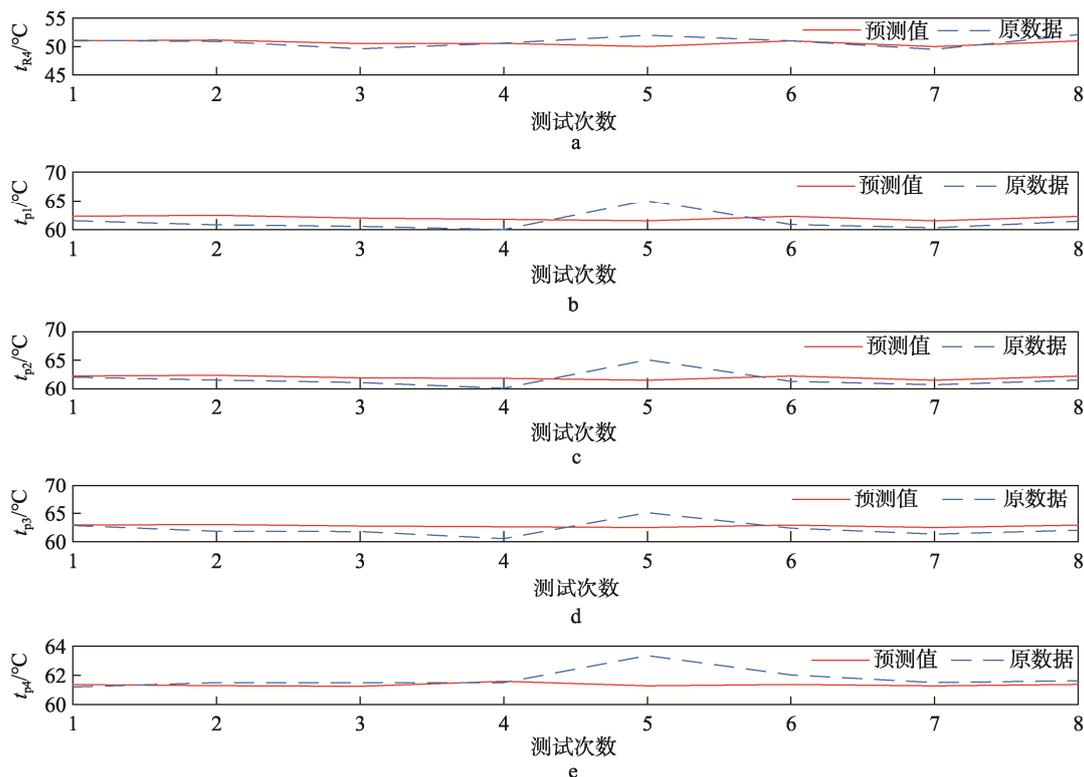


图4 BP预测下杀菌机喷淋嘴温度预测值与原数据对比

Fig.4 Comparison between predicted and measured temperature of spray nozzle of sterilization machine by BP

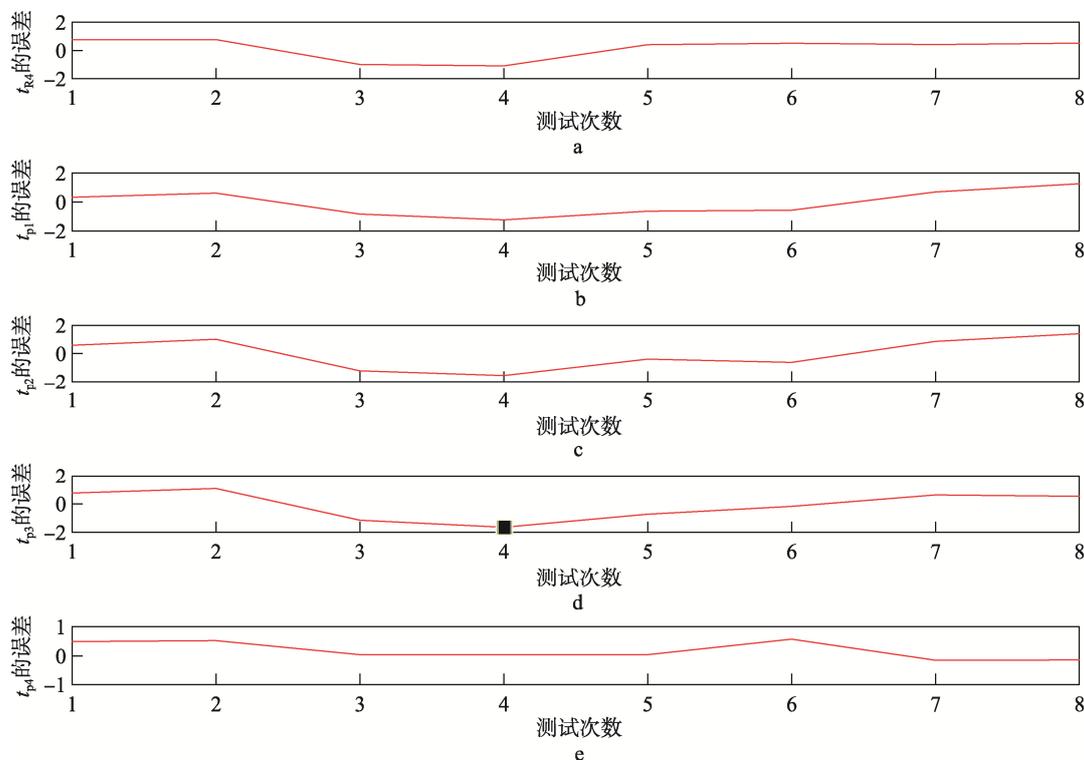


图5 在IBPMIMO预测下杀菌机喷淋嘴温度预测误差

Fig.5 Temperature prediction error of spray nozzle of sterilization machine by IBPMIMO

为啤酒杀菌机的控制软件,实时控制杀菌机运行过程中热蒸汽阀和冷水阀的打开、关闭以及速度的调节,为了精确控制杀菌后啤酒PU值开发了啤酒PU控制

软件(图6b)。该软件包含了啤酒杀菌过程中的杀菌度与喷淋嘴温度之间的热力学关系,因此能根据理想的PU值反算喷淋嘴温度设定值,并且在该软件中包含

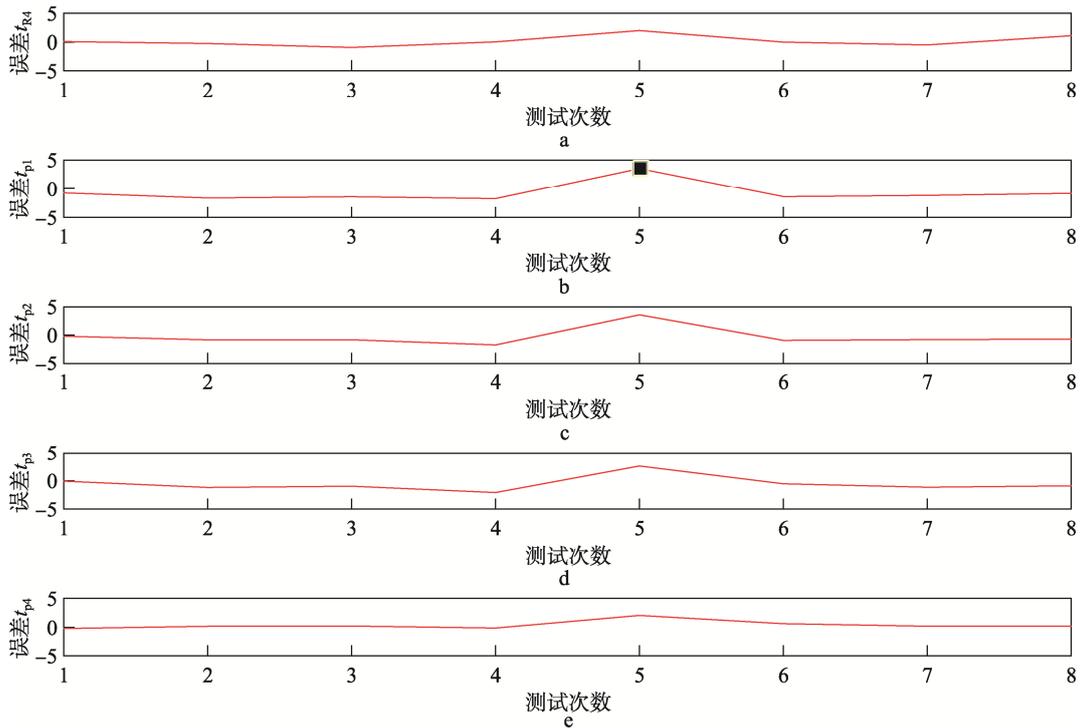


图 6 在 BP 预测下杀菌机喷淋嘴温度预测误差
Fig.6 Temperature prediction error of spray nozzle of sterilization machine by BP

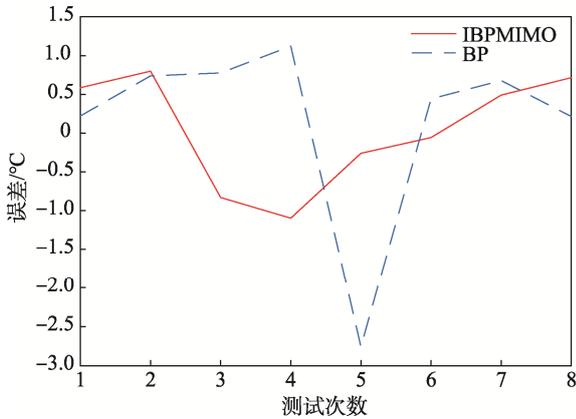


图 7 IBPMIMO 与 BP 对杀菌机喷淋嘴温度预测误差对比
Fig.7 Comparison between prediction errors of spray nozzle temperature of sterilization machine by IBPMIMO and BP

了理论和实时计算的啤酒温度和啤酒 PU 值。在实际运行过程中，啤酒 PU 控制软件再将计算的喷淋嘴温度通过 OPC 通道传递给啤酒杀菌机控制软件（图 8 中①），并且在实际运行过程中若实际的啤酒温度和 PU 值与理论相差超过了允许的范围，则 PU 控制软件调整喷淋嘴温度设定值，从而使得杀菌机控制软件能调节热蒸汽阀和冷水阀的开关和速度。为了便于查看实时信息，图 8 中②则是将 PU 控制软件的啤酒的实时温度和 PU 值传递给杀菌机控制软件，因此啤酒 PU 控制软件能准确地模拟实际啤酒杀菌过程。可以采用该软件来测试 IBPMIMO 神经网络对杀菌机喷淋嘴温度设定的准确性。

实验中参数见表 2，结果见图 9。图 9a 中原数据下，啤酒杀菌度的理论 PU 值为 13，而当使用预

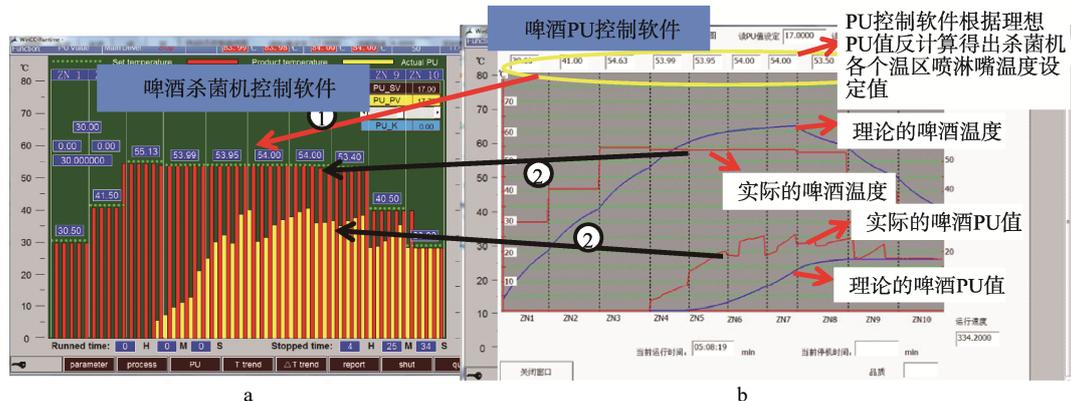


图 8 啤酒 PU 控制软件的工作过程
Fig.8 Working process of beer PU control software

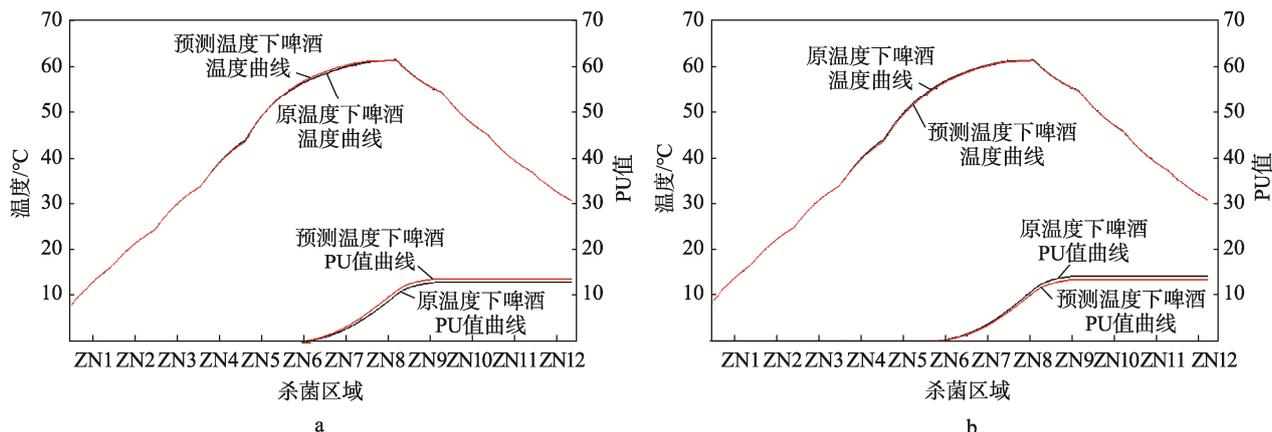


图9 IBPMIMO 预测的啤酒杀菌机喷淋嘴温度值模拟 PU 值

Fig.9 Simulated PU value of temperature value of spray nozzle of beer sterilization machine predicted by IBPMIMO

表2 实验所用数据
Tab.2 Data for experiment

| 组别 | 自变量 | | | | 因变量 | | | | | | | | | |
|-----|-----------|-----------|-----------|------------|---------------------------|--------|---------------------------|--------|---------------------------|--------|---------------------------|--------|---------------------------|--------|
| | 直径/ mm | 高度/ mm | 啤酒 量/L | 预设 PU 值 | $t_{R4}/^{\circ}\text{C}$ | | $t_{P1}/^{\circ}\text{C}$ | | $t_{P2}/^{\circ}\text{C}$ | | $t_{P3}/^{\circ}\text{C}$ | | $t_{P4}/^{\circ}\text{C}$ | |
| | | | | | 原数据 | 预测值 |
| 组 1 | 0.066 | 0.27 | 0.5 | 13 | 51 | 50.491 | 60.867 | 61.431 | 61.307 | 61.927 | 62.369 | 62.553 | 62.03 | 61.456 |
| 组 2 | 0.072 | 0.28 | 0.6 | 14 | 52.1 | 50.993 | 61.417 | 62.253 | 61.527 | 62.228 | 62.007 | 62.902 | 61.63 | 61.376 |

测的喷淋嘴温度后，运行的啤酒杀菌度 PU 值为 13.4，两者相差的 0.4，相对误差为 3%；在图 9b 中原数据下，啤酒杀菌度的理论 PU 值为 14，其采用预测的喷淋嘴温度后运行的啤酒杀菌强度 PU 值为 13.2，两者相差的 0.8，相对误差为 5.6%，均在可接受的范围内。可见 IBPMIMO 能够根据大量数据训练出模型，且该模型能够较为准确地对喷淋嘴水温进行预设。

4 结语

以某啤酒厂啤酒杀菌生产过程的优化控制为研究背景。针对杀菌机各个温区喷淋嘴温度不准确的问题，采用改进 BP 多输入输出 (IBPMIMO) 神经网络的预测模型，实现了对啤酒杀菌机主要温区喷淋嘴温度值的预设。实验模拟运行结果表明，该方法所得结果能较好满足啤酒杀菌的质量要求，对杀菌机温度的设定有一定参考作用，弥补了新型啤酒瓶出现时不知温度参数如何设定的困局。

参考文献:

[1] 程燕. 基于产业链视角的中国啤酒大麦产业发展研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2013: 1.
CHEN Yan. Study on the Development of Malting Barley Industry in China on the Perspective of Industry Chain[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural

Sciences, 2013: 1.
[2] LAU M H, TANG J. Pasteurization of Pickled Asparagus Using 915MHz Microwave[J]. Journal of Food Engineering, 2002, 51(4): 283—290.
[3] IBARROLA J J, GUILLEN J G, SANDOVAL J M, et al. Modelling of a High Temperature Short Time Pasteurization Process[J]. Food Control, 1998, 9(5): 267—277.
[4] LE B A, Cornier G. Improvement of Heat Transfer During Low Temperature Pasteurization Process[J]. Journal of Food Engineering, 1996, 27(4): 409—422.
[5] 杜绿君. 中国啤酒工业发展的态势及展望[J]. 啤酒科技, 2005(3): 3—5.
DU Lv-jun. Development Trend and Prospect of Beer Industry in China[J]. Beer Technology, 2005(3): 3—5.
[6] DILAY E, VARGAS J V C. Modeling, Simulation and Optimization of a Beer Pasteurization Tunnel[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 77(3): 500—513.
[7] 杨清艳, 张魁榜, 陈荣娜. 基于 OPC 的啤酒巴氏灭菌机 PU 实时控制系统设计[J]. 食品与机械, 2017, 33(9): 111—116.
YANG Qing-yan, ZHANG Kui-bang, CHEN Rong-na. Design of PU Real Time Control System for Beer Pasteurization Machine Based on OPC[J]. Food & machinery, 2017, 33(9): 111—116.
[8] 石惠娴. 植物工厂地源热泵系统热负荷 BP 神经网络预测及验证[J]. 农业工程学报, 2019, 35(2): 196—202.
SHI Hui-xian. Prediction and Verification on Heating

- Load of Ground Source Heat Pump Heating System Based on BP Neural Network for Plant Factory[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(2): 196—202.
- [9] 洪亮, 张浩, 朱明, 等. 基于模拟退火算法优化 BP 神经网络的色彩空间转换[J]. 包装工程, 2017, 38(13): 205—208.
HONG Liang, ZHANG Hao, ZHU Ming. Optimization of Color Space Conversion of BP Neural Network Based On Simulated Annealing Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(13): 205—208.
- [10] 陈菁瑶, 苗鸿宾, 刘兴芳. 基于混沌神经网络的钻削力在线预测[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(3): 110—113.
CHEN Jing-yao, MIAO Hong-bing, LIU Xing-fang. On-line Prediction of Drilling Force Based on Chaotic Neural Network[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018(3): 110—113.
- [11] REYNOLDS C W. Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model[J]. Computer Graphics, 1987, 21(4): 25—34.
- [12] MIRJALILI S. Dragonfly Algorithm: A New Meta-heuristic Optimization Technique for Solving Single-objective, Discrete, and Multi-objective Problems[J]. Neural Computing & Applications, 2016, 27(4): 1053—1073.
- [13] 宋萍, 刘以安. 基于改进蜻蜓算法的多基地天波雷达定位模型[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 414—423.
SONG Ping, LIU Yi-an. Multi-static Sky-wave Over the Horizon Radar Location Model Based on Improved Dragonfly Algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 414—423.
- [14] 雷文英. 多站被动超视距雷达时差定位及相关问题研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014: 89—110.
LEI Wen-ying. Study on Time-difference Location and Its Related Issues of Over the Horizon Passive Multistatic Radar[D]. Xi'an: Xidian University, 2014: 89—110.
- [15] 覃晖, 周建中, 王光谦. 基于多目标差分进化算法的水库多目标防洪调度研究[J]. 水利学报, 2009, 40(5): 513—519.
QIN Hui, ZHOU Jian-zhong, WANG Guang-qian. Multi-objective Optimization of Reservoir Flood Dispatch Based on Multi-objective Differential Evolution Algorithm[J]. Shuili Xuebao, 2009, 40(5): 513—519.