

基于RBFNN-GA的纵封热封过程工艺参数决策方法研究

彭来湖^{1,2}, 徐钦栋¹

(1.浙江理工大学, 浙江 杭州 310000;

2.浙江理工大学龙港研究院, 浙江 温州 325000)

✉lahup@zstu.edu.cn; 202030605294@mails.zstu.edu.cn



摘要: 为了提高枕式包装机纵封热封流程生产效率, 降低人力成本, 提出了一种基于径向基函数神经网络-遗传算法(Radial Basis Function Neural Network-Genetic Algorithm, RBFNN-GA)的工艺参数决策方法。根据热封材料断裂屈服强度确定加工目标热封强度; 以热封距离、热封温度、热封速度为工艺参数变量, 通过生产样本对RBF神经网络进行训练建立模型, 并以此模型为基础, 设计遗传算法寻优过程当中的适应度函数; 通过遗传算法进行工艺参数的最优求解, 并将结果输入到枕式包装机进行加工测试与热封强度的测定。结果表明: 根据所述方法得到的测试结果满足实际加工需求, 为枕式包装机的智能化升级提供了理论依据。

关键词: 枕式包装机纵封; 热封强度; 参数寻优; RBF神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP241 **文献标识码:** A

Research on the Decision-Making Method of Process Parameter in Longitudinal and Heat Sealing based on RBFNN-GA

PENG Laihu^{1,2}, XU Qindong¹

(1. Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310000, China;

2. Zhejiang Sci-Tech University Longgang Research Institute, Wenzhou 325000, China)

✉lahup@zstu.edu.cn; 202030605294@mails.zstu.edu.cn

Abstract: In order to improve the production efficiency of the longitudinal and heat sealing process of the pillow packaging machine, and reduce the labor costs, this paper proposes a process parameter decision-making method based on Radial Basis Function Neural Network-Genetic Algorithm (RBFNN-GA). Firstly, the heat sealing strength of the processing target is determined based on the breaking yield strength of the heat sealing material. Then, taking heat sealing distance, heat sealing temperature and heat sealing speed as process parameter variables, the RBF neural network is trained through production samples to establish a model, based on which the fitness function in the optimization process of genetic algorithm is designed. Lastly, the optimization of process parameters is solved by genetic algorithm, and the results are input into the pillow packaging machine for processing test and heat sealing strength determination. The results show that the test results obtained by the proposed method meet the actual processing needs, and provide a theoretical basis for the intelligent upgrading of pillow packaging machine.

Keywords: longitudinal sealing of pillow packaging machine; heat sealing strength; parameter optimization; RBF neural network; genetic algorithm

1 引言(Introduction)

随着包装行业的快速发展, 对软包加工机械设备的智能化要求越来越高, 其中枕式包装机在包装装备中发展最早, 应用最广。虽然我国枕式包装机设备研发能力有了一定程度的发展, 许多高校与研发机构也纷纷参与包装机械的研发工

作, 但是枕式包装机纵封热封加工过程依旧存在智能化不足、工艺参数选择效率低等问题。

对于纵封热封过程工艺参数的选择问题, 国内外学者都对其进行了研究。AIYENGAR等^[1]与曹菲等^[2]在实验室条件下对三种类型的复合膜进行热封强度的测定, 同时分析不同失

效模式，通过不同的失效模式对数据进行分类，得出了简单的定性关系，但该方法缺少定量关系，难以应用到实际生产过程当中；杜玉宝^[3]在对复合膜进行热封强度测试后，通过数据进行二次多项式回归拟合，得出了工艺参数与热封强度的关系曲线，但应用到实际生产加工还需将实验工艺参数转换成实际工程参数。已有的研究工作缺少了实际生产的分析，同时未对热封强度多参数的情况寻找其最优解。

本文以热封强度作为生产质量的重要判定依据，并且考虑包装机在工作工程中受到复杂工艺的影响，进行枕式包装机工艺参数决策方法研究。首先对加工流程中的各个生产数据进行统计，其次通过RBF神经网络进行回归模型的训练，然后根据复合膜材料断裂屈服强度确定目标热封强度，最后通过遗传算法，迭代寻找最优结果。

2 包装机工艺分析(Process analysis of the packaging machine)

2.1 包装机热封流程

枕式包装机纵封结构，采用双平板热封结构，如图1所示，结构1、3为复合膜旋转挤压辊，通过主动旋转带动复合膜向前运动，同时会对复合膜产生相对恒定的压力；结构2为双板导热机构，以电生热方式控制双板间的温度达到设定温度 T 。复合膜在结构1前旋转挤压辊的带动下向前运动，同时使复合膜内膜紧贴；结构2的双板之间存在一定的间隙，距离为 d ，复合膜通过该间隙时高温使其预热融化；结构3后旋转挤压辊对预热后的复合膜内膜进行挤压贴合，达到热封效果，最后采用QBT 2358-1998标准进行热封强度 P 的测定，单位为N/15mm。根据热封强度 P 对热封效果进行判定。

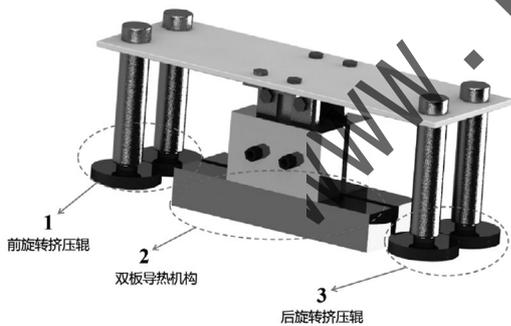


图1 纵封热封机构

Fig.1 Structure of longitudinal and heat sealing machine

在热封过程中，热封时间 τ 为纵封热封过程当中重要影响因素，但在实际生产加工过程当中无法对热封时间 τ 进行精确设定。本文针对枕式包装机实际加工流程，通过热封速度 n 来代替表示热封时间 τ 。热封速度 n 的单位为包/min，与热封时间 τ 的关系如式(1)所示。

$$\tau = \frac{60L}{nl} \quad (1)$$

其中， L 为加热板长度，单位为mm， l 为复合膜长度，单位为mm。综上所述，在实际机床加工过程当中，对热封强度 P 的主要影响因素包括双平板热封距离 d 、热封温度 T 和热封速度 n 。

2.2 热封效果分析

枕式包装机产品的热封强度是对热封效果的一个重要判定因素，通常是测量复合膜材料热封处的力学性能进行判定。对复合膜材料进行热封处理后，对其进行纵向实验拉伸会产生四种不同情况^[4-5]。

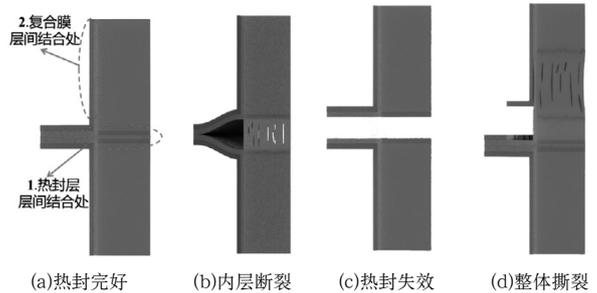


图2 热封状态示意图

Fig.2 Schematic diagram of heat sealing state

如图2(a)所示为热封后复合膜状态，1处为热封层层间结合处，2为复合膜层间结合处；如图2(b)所示为复合膜内层断裂状态，当热封强度与复合膜层间结合强度相差较小时，复合膜层间发生断裂分离，此时热封效果较好；如图2(c)所示为热封失效状态，热封强度较低，复合膜层间结合强度远大于热封强度，此状态热封效果最差；如图2(d)所示为整体撕裂状态，当热封强度大于复合膜材料的断裂屈服强度时发生整体撕裂，此时虽然热封强度较大，但热封表面发生扭曲变形，其韧性与外观表面都无法达到要求，热封效果较差。综上所述，热封强度可以极大地反映出复合膜材料的热封效果。

根据实际生产过程统计可知，合适的目标热封强度 P_a 与复合膜自身断裂的屈服强度 P_μ 有关。经过实际加工结果统计估算，存在式(2)关系。当热封强度 P_a 满足式(2)关系，则认为其满足实际加工需求的热封强度。

$$0.55P_\mu \leq P_a \leq 0.65P_\mu \quad (2)$$

3 RBFNN-GA决策方法(RBFNN-GA decision-making method)

3.1 RBFNN-GA决策方法总体结构

根据工艺要求，输入输出关系为输入屈服强度 P_μ 与输出最优工艺参数 $X = [d, T, n]$ 。为了方便算法设计，根据式(2)设定目标热封强度 P_a 与 P_μ ，其关系如式(3)所示。

$$P_a = 0.6P_\mu \quad (3)$$

决策方法模型设计结构图如图3所示，输入材料屈服强度计算目标热封强度，同时根据实际加工需求设定部分工艺参数作为约束条件；建立RBF神经网络回归模型并验证其准确性；将遗传算法迭代种群输入到回归模型中进行适应度计算；通过遗传算法进行寻优计算，得到热封强度与目标热封强度相近的最优工艺参数。

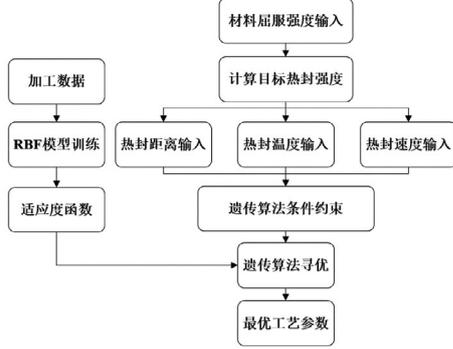


图3 决策方法结构图

Fig.3 Structure diagram of decision-making method

3.2 RBF神经网络模型建立

在该决策方法中，对于热封材料的更换需要进行数据的重新迭代学习，在实际应用过程当中要求该网络具有较快的收敛性。对于RBF神经网络，只存在少数几个连接权值影响输出，具有较快的收敛性^[6]。

RBF神经网络拓扑图如图4所示，输入层数据为 $X=[d, T, n]$ ，分别为热封距离、热封温度、热封速度，对应期望输出为热封强度 P ，中间隐含层为 $G=(G_1, G_2, \dots, G_k)$ ，每一个隐含层神经元都会对应一个中心矢量 C_i 。对于输入 X 需计算与每个隐含层 C_i 的欧氏距离 $\|X-C_i\|$ ，再将其代入径向基函数中，在本文中采用高斯核函数为RBF神经网络的径向基函数，如式(4)所示。

$$\phi(X, C_i) = e^{-\frac{\|X-C_i\|^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

其中，将 $\frac{1}{2\sigma^2}$ 作为扩张系数，控制了高斯核函数的影响范围，其值越大，对于其局部影响越大。对于输出层，为隐含层的输出通过权值 $\omega=(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p)$ 的线性求和。综上所述，RBF神经网络的输出如式(5)所示。

$$P(X) = \sum_{i=1}^k \omega_i \phi(\|X-C_i\|) \quad (5)$$

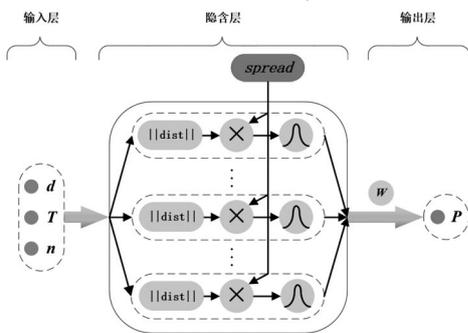


图4 RBF神经网络拓扑图

Fig.4 RBF neural network topology

通过式(5)可知，RBF神经网络就是将每个数据 X 从一个3维非线性空间转换到一个 k 维线性可分的空间，即对于 m 组数据的输入 $X_i=(X_1, X_2, \dots, X_m)$ 与输出 $P_i=(P_1, P_2, \dots, P_m)$ 存

在式(6)所示关系。

$$\begin{cases} \omega_1 \phi_1(\|X_1-X_1\|) + \omega_2 \phi_2(\|X_2-X_1\|) + \dots + \omega_p \phi_p(\|X_p-X_1\|) = P_1 \\ \omega_1 \phi_1(\|X_1-X_2\|) + \omega_2 \phi_2(\|X_2-X_2\|) + \dots + \omega_p \phi_p(\|X_p-X_2\|) = P_2 \\ \vdots \\ \omega_1 \phi_1(\|X_1-X_p\|) + \omega_2 \phi_2(\|X_2-X_p\|) + \dots + \omega_p \phi_p(\|X_p-X_p\|) = P_p \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中 P 为隐含层神经元个数，简写为 $\Gamma = \Phi\omega$ ，当 Φ 可逆时有 $\omega = \Phi^{-1}\Gamma$ ，当 Φ 不可逆时有 $\omega = (\Phi^T\Phi)^{-1}\Phi^T\Gamma$ ^[7]。根据本文设计的模型，选取中心矢量 C_i 为训练数据输入矢量，同时在RBF神经网络自我学习过程当中，会增加隐含层神经元 P 的个数，直到小于设定目标误差，但 P 不能超过训练集数据总数 m ^[8]。将RBF神经网络的输入输出映射的关系记为 $P=f(X)$ ，将训练好的模型应用到遗传算法适应度函数中。

3.3 基于遗传算法的目标选择

3.3.1 遗传算法要素确定

首先确定遗传算法的适应度函数进行种群的优胜劣汰计算^[9]。如图3所示，输入目标热封强度 P_d ，因为需要在迭代过程中要求个体所产生的热封强度与目标热封强度尽量接近，所以将初始种群中80个个体的热封强度 $P_s=(P_{s_1}, P_{s_2}, \dots, P_{s_{80}})$ 与目标热封强度 P_d 做差，即 $P_d = |P_d - P_{s_i}|$ ， P_s 则是通过3.2中RBF神经网络的回归模型 $P=f(X)$ 获取，于是有遗传算法的适应度函数式(7)，其中 $value$ 为适应度值，适应度值越小，适应度越高。

$$value(X) = |P_d - f(X)| \quad (7)$$

其次确定遗传算法的约束条件以加快迭代过程，提高寻优准确率。在实际生产过程当中，对于双板热封距离，距离过近会导致复合膜与金属加热板产生粘连，距离过远会导致加热效能不够，因此设置 $X[1]$ 的上下限 d_u, d_d ；对于温度选择，最低温度不小于复合膜的熔点，同时温度不可过高，否则会导致复合膜产生不可逆的韧性破坏，导致密封性下降，因此设置 $X[2]$ 的上下限 T_u, T_d ；枕式包装机机械结构存在理论速度上限，同时又要满足生产效率的最低要求，因此设置 $X[3]$ 的上下限为 n_u, n_d ；实际加工过程可以确定三个输入参数中之一，对其余两个进行参数寻优，约束条件如式(8)所示。

$$\begin{cases} X[1] \geq d_d, X[1] \leq d_u \\ X[2] \geq T_d, X[2] \leq T_u \\ X[3] \geq n_d, X[3] \leq n_u \\ X[1]=d \parallel X[2]=T \parallel X[3]=n \end{cases} \quad (8)$$

由于测试集中的数据分布范围广，对于各个目标热封强度具有较好的普适性，根据上述，初始种群随机从测试集数据取出80组，记为 $S_N^0=(S_1, S_2, \dots, S_{80})$ 。

3.3.2 遗传算法迭代

采用合适的选择算子与交叉算子，可以让遗传算法在解决高维非线性问题时，具有很好的鲁棒性，避免迭代过程发散^[10]；同时采用变异算子，可以使其通过种群间的变异来避

免陷入局部最优解。确定遗传算法算子如下：选择算子采用轮盘选择；交叉算子采用K点交叉；变异算子采用反转突变。在遗传算法迭代前，需要对初始种群进行编码以提高计算效率，本文采用格雷码编码，该编码方式对于选择交叉变异等算子具有更快速的计算能力，同时格雷码变化反映到实数上的变化为连续性，加快了迭代速度。

设置最大迭代次数为100，通过遗传算法迭代计算，并且将平均适应度值最小的种群记为 $S_N^D = (S_1, S_2, \dots, S_{80})$ ， D 为该种群的迭代次数。

4 模型训练与试验验证(Model training and experimental verification)

4.1 模型训练

将500组加工数据采取归一化处理，并分为400组训练集与100组测试集输入到RBF神经网络。设定网络参数如下：均方差目标为0.001，拓展系数为0.21。将训练集数据输入到网络模型进行训练，得到的迭代曲线如图5所示。

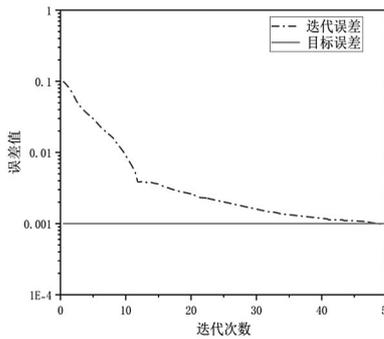


图5 网络学习迭代过程

Fig.5 Iterative process of network learning

根据曲线变化，在第12次迭代时，迭代误差为达到0.003，在第12次迭代至第50次迭代过程中，迭代误差变化相对较小。综上所述，第12次迭代至第50次迭代收益较小，在实际工程应用当中，对于误差要求较小的情况下，可选取12次左右的迭代作为网络学习的结果。

将测试集数据与预测集数据进行对比，结果如图6所示，从预测值的结果来看，RBF神经网络模型的整体误差较小。在热封强度处于0到25时，预测集与测试集误差较大，但对于实际加工过程，为保证热封质量，不会选取该范围内的热封强度；在热封强度处于100到275时，预测集与测试集最大误差不超过5%，足以满足实际加工需求。为测试集与预测值进行直观的数据对比，采用式(9)计算其决定系数。

$$R^2 = \frac{\left(m \sum_{i=1}^m \hat{Y}_i Y_i - \sum_{i=1}^m \hat{Y}_i \sum_{i=1}^m Y_i \right)^2}{\left(m \sum_{i=1}^m \hat{Y}_i^2 - \left(\sum_{i=1}^m \hat{Y}_i \right)^2 \right) \left(m \sum_{i=1}^m Y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^m Y_i \right)^2 \right)} \quad (9)$$

式(9)中 Y 为测试集数据， \hat{Y} 为预测集数据， m 为数据个数。将测试集数据与预测集数据代入式(9)中计算到决定系数

R^2 值为0.9782，说明该RBF神经网络具有较好的回归特性。

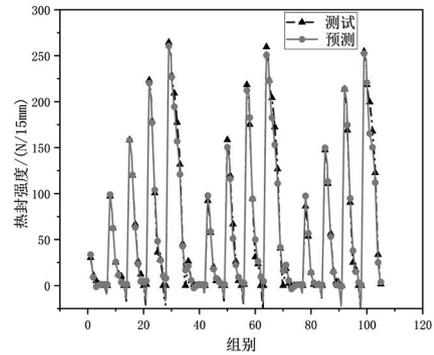


图6 预测结果对比

Fig.6 Comparison of prediction results

4.2 最优参数寻找

输入材料的屈服强度为267.65 N/15mm，根据式(3)取目标热封强度为160 N/15mm，设定三组实验：第一组实验设定热封距离为6 mm，第二组实验设定热封温度为180 °C，第三组实验设定热封速度为80 包/min，同时迭代要求对于最优种群的热封强度均与目标热封强度误差小于5%，以种群平均适应度值为指标，迭代过程如图7所示，上述三组寻优迭代过程分别如图7(a)、图7(b)、图7(c)所示。

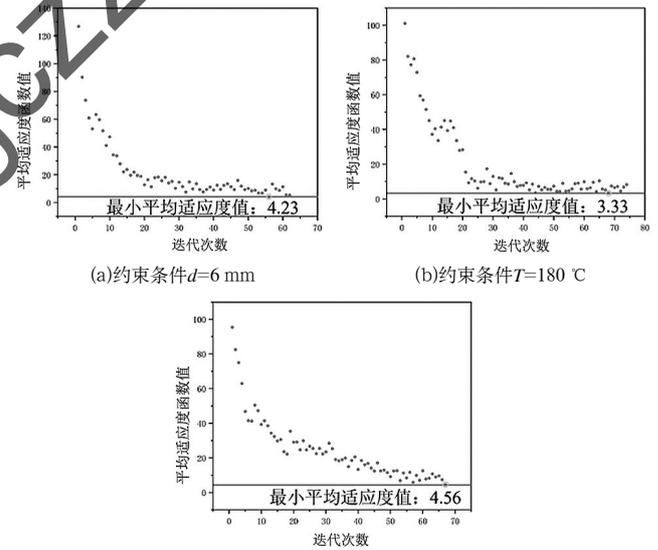


图7 参数寻优迭代过程

Fig.7 Iterative process of parameter optimization

对于三种不同的热封强度，在迭代次数第10次到第20次时，平均适应度值快速下降，迭代次数20次之后平均适应度值逐渐平稳，在迭代次数大概为70时结束，并且最终迭代结果收敛。对于不同的输入热封强度，都可以达到较好的结果，同时误差满足加工要求。

4.3 试验验证

每组随机选取最终寻优结果中误差最小的三组数据，得到如表1所示，在材料的屈服强度为267.65 N/15mm的情况下，3组不同输入参数的决策最优解。

表1 最优参数寻优结果

Tab.1 Optimization results of optimal parameters

输入参数选择	$d=6\text{ mm}$	$T=180\text{ }^{\circ}\text{C}$	$n=80\text{ 包/min}$
寻优结果 $X=[d, T, n]$	[6, 175, 67]	[7, 180, 73]	[5, 183, 80]

将上述得到的最优工艺参数代入枕式包装机中生产加工, 排除工况意外的产品, 从各个情况中随机选取20个加工产品进行热封强度测试, 实验平台如图8所示。



图8 实验平台

Fig. 8 Experimental platform

将表1参数输入到枕式包装机中加工, 再通过WDW-5型微机控制电子拉力试验机对加工产品进行热封强度测试, 实验结果如图9所示, 图9(a)、图9(b)、图9(c)分别为 $X=[6, 175, 67]$ 、 $X=[7, 180, 73]$ 和 $X=[5, 183, 80]$ 条件下, 20个产品热封强度分布图。

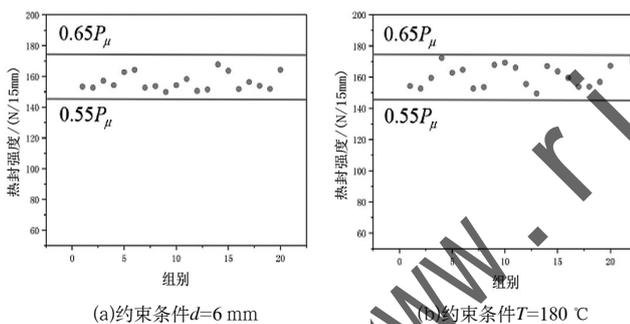
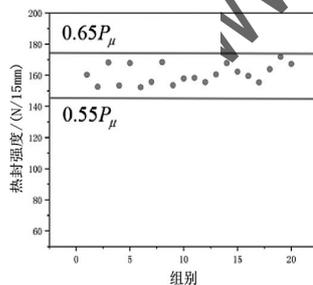
(a)约束条件 $d=6\text{ mm}$ (b)约束条件 $T=180\text{ }^{\circ}\text{C}$ (c)约束条件 $n=80\text{ 包/min}$

图9 产品加工验证结果图

Fig.9 Result diagram of product processing verification

根据式(2)得出热封强度上下限范围, 且图9中三组实验中抽取的每个加工产品都处于该范围, 证明该方法得出的优化工艺参数在实际工程中有较高的合格率。

5 结论(Conclusion)

为实现对枕式包装机预先参数输入来提高加工效率, 降

低人力成本, 构建了基于RBFNN-GA的工艺参数决策方法。

从实验数据中得出了不同工艺参数与热封强度的非线性关系, 采取RBF神经网络对热封强度进行预测。通过数据集对比可知, 基于RBF神经网络构建的回归模型具有较高的准确性与较快的收敛性, 模型有效部分总体误差小于5%, 因此该模型可以有效预测热封强度。

通过输入不同的参数, 以RBF神经网络为基础设计适应度函数, 再用遗传算法对最优工艺参数进行选择, 最后得出最优的工艺参数。将最终结果带入到实际加工过程当中并且测定结果, 20组产品均处于加工要求范围内, 满足加工需求。

本文提出的决策方法代替人工参数选择, 有效地降低了人力成本, 提高了决策效率; 对于枕式包装机的智能化升级提供了理论依据。

参考文献(References)

- [1] AIYENGAR R, DIVECHA J. Experimental and Statistical Analysis of the Effects of the Processing Parameters on the Seal Strength of Heat Sealed, Biaxially Oriented Polypropylene Film for Flexible Food Packaging Applications[J]. Journal of Plastic Film & Sheeting, 2012, 28(3):244-256.
- [2] 曹菲, 郝晓秀. 热封参数对食品软包装薄膜热封性能的影响[J]. 数字印刷, 2020(04):68-74.
- [3] 杜玉宝. 牛奶黑白膜的热封参数对薄膜热封强度的理论与实验研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2007.
- [4] YUAN C S, HASSAN A. Effect of Bar Sealing Parameters on OPP/MCPP Heat Seal Strength[J]. Express Polymer Letters, 2007, 1(1):773-779.
- [5] 赵漫漫, 卢立新. 有关PET/AL/PE复合包装薄膜热封工艺参数的研究[J]. 塑料, 2008, 37(2):87-91.
- [6] 汤佳, 李春青. 基于遗传算法优化的RBF神经网络在MBR膜污染仿真预测中的研究[J]. 软件工程, 2016, 19(09):11-13, 4.
- [7] 朱荷蕾, 高慧敏. 基于改进的PCA-RBFNN过程变量软测量建模及应用[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(05):1306-1313.
- [8] 靳岚, 张雪峰, 谢黎明. 铣削残余应力的RBF宏观预测及分子动力学微观分析[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(05):1385-1392.
- [9] 崔榕芳, 陈蔚芳, 潘立剑, 等. 基于遗传算法的多主轴头加工空行程轨迹规划[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(02):507-517.
- [10] 黄学文, 陈绍芬, 周闰玉, 等. 求解柔性作业车间调度的遗传算法综述[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(02):536-551.

作者简介:

彭来湖(1980-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 机电一体化及智能制造.

徐钦栋(1997-), 男, 硕士生. 研究领域: 智能制造.