

基于遗传算法优化 BP 神经网络的可食用油墨粘度的预测

张彦粉¹, 魏华¹, 葛纪者², 邹洋¹

(1.东莞职业技术学院, 广东 东莞 523808; 2.永发印务(东莞)有限公司, 广东 东莞 523831)

摘要: **目的** 通过研究遗传算法优化 BP 神经网络建立自变量与因变量之间的关系, 从而对可食用油墨的粘度进行预测和模拟。**方法** 在前期关于可食用油墨的研究基础上, 以醋酸浓度、壳聚糖用量、酒精用量、研磨速度为自变量, 以配制得到的油墨粘度作为因变量, 利用正交实验设计实验, 运用 BP 神经网络结合遗传算法对可食用油墨的粘度进行预测和模拟。**结果** 以正交实验设计得到 30 组实验数据, 利用 Matlab 2018a 软件中 GAOT 遗传算法工具箱, 经过 38 次迭代训练, 得到收敛精度为 10^{-4} 的神经网络, 粘度的预测值与对应的真实值相对误差介于 0.05%~3.7%, 拟合度 R^2 值为 0.8672, 表明该神经网络对可食用油墨的粘度具有较好的预测能力和较高的预测精度。**结论** 遗传算法优化 BP 神经网络可以用来预测和模拟可食用油墨的粘度, 可以将神经网络拓展到可食用油墨其他性能的评价体系中, 从而对可食用油墨的生产和应用提供指导性的建议。

关键词: 壳聚糖; 粘度; 可食用油墨; BP 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TB852 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)19-0049-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.19.007

Prediction of the Viscosity of Edible Ink Based on BP Neural Network Optimized with Genetic Algorithm

ZHANG Yan-fen¹, WEI Hua¹, GE Ji-zhe², ZOU Yang¹

(1.Dongguan Polytechnic, Dongguan 523808, China; 2.Wing Fat Printing (Dongguan) Co., Ltd., Dongguan 523831, China)

ABSTRACT: The work aims to predict and simulate the viscosity of edible ink by studying the genetic algorithm to optimize the Back Propagation (BP) neural network to establish the relationship between the independent variable and the dependent variable. Based on the previous researches on edible inks, the acetic acid concentration, chitosan dosage, alcohol dosage, and grinding speed were used as independent variables, and the obtained viscosity of edible ink as the dependent variable. The experiment was first designed by orthogonal experiments, and then the BP neural network with genetic algorithm was used to predict and simulate the viscosity of edible ink. 30 sets of experimental data were obtained by orthogonal experimental design: by using Genetic Algorithm Optimization Toolbox (GAOT) in Matlab 2018a software, a neural network with a convergence accuracy of 10^{-4} was obtained after 38 iterative trainings. The relative error between the predicted value of viscosity and the corresponding true value of viscosity was between 0.05% and 3.7%, and the R^2 value of the fit was 0.8672, indicating that the BP neural network had excellent predictive ability and high predictive accuracy to predict the viscosity of edible inks. The BP neural network optimized with genetic algorithm can be used to predict and simulate the viscosity of edible inks, and extend the neural network into the evaluation system of other performances of the edible ink, thereby providing guidance for the production and application of the edible ink.

KEY WORDS: chitosan; viscosity; edible ink; Back Propagation neural network; genetic algorithm

收稿日期: 2020-12-30

基金项目: 广东省教育厅普通高校毕业生创新人才类项目 (2019GKQNCX005)

作者简介: 张彦粉 (1986—), 女, 硕士, 东莞职业技术学院讲师, 主要研究方向为绿色环保印刷材料。

BP (Back Propagation) 神经网络是当前流行的一类机器学习方法, 是一种按误差逆向传播训练的多层前馈人工神经网络模型, 通过训练数据来自我学习, 利用内部的算法对研究目标进行合理的优化和预测, 已经在人脸识别、银行证券、医学诊断、天然物提取和机械故障检修等领域大量应用。单纯的 BP 神经网络模型存在全局搜索能力不足、易陷入局部最优等缺点。将遗传算法应用到优化 BP 神经网络中就能弥补这些缺点, 遗传算法是模拟生物进化过程的一种人工智能方法, 是目前最具代表性和应用的一种非线性拟合方法, 可以有效表明具有非线性关系的输入量与输出量的关联性, 遗传算法不仅具有全局最优的特点, 而且可以优化 BP 神经网络的连接权值, 能够很好地克服 BP 神经网络陷入局部最优的缺陷, 可对形式未知的函数求出最优解^[1-5]。在印刷包装领域, 已有研究学者将 BP 神经网络应用于配色、印品打样、印花工艺优化等研究中, 取得了较好的预测效果^[6-8], 因此, BP 神经网络可以尝试引入油墨的生产工艺优化中, 不仅可以减少油墨原料浪费, 而且可以大大提高生产效率。

可食用油墨是一种特殊的油墨, 随着国家法律法规对食品、药品监管力度的加大, 人们对食品、药品的安全问题的日益重视, 可食用油墨近几年得到了快速发展。与传统的油墨类似, 可食用油墨也是由连接料、色料、填料、助剂和溶剂组成, 但是最大的不同在于其要求每个组成成分必须是安全无毒, 而且生产过程必须满足食品药品安全的相关要求^[9-10]。壳聚糖是一种公认的无毒无害的天然多糖, 而且自身还带有一定的抗菌性, 结合前期的研究工作, 证明壳聚糖可以作为可食用油墨的连接料^[11-12]。文中以壳聚糖作为连接料, 以食用色素为色料, 在稀醋酸中制备天然无毒的壳聚糖基可食用油墨。

粘度是油墨的核心性能参数之一, 在油墨制作和油墨应用的过程中, 经常会遇到因为粘度问题引起的印刷故障, 比如糊版、堆墨、反粘、脱墨等, 从而导致印刷废品的产生^[13-14]。目前对粘度的实验优化方

法, 主要有单因素实验法、正交实验法和响应面试验方法, 但是都存在以下缺点: 实验方案必须按照实验方法进行有规律的设计, 而实际生产过程中, 往往会根据实际印刷效果, 对可食用油墨的配方进行调整, 从而导致产生很多不能匹配实验方法的实验数据; 实验次数有限, 应用于实际生产中总会遇到一些问题, 得到的可食用油墨的性能不稳定, 而且不能对油墨的性能进行准确预测^[15-16]。鉴于神经网络在其他领域的成功应用, 文中提出将基于遗传算法优化 BP 神经网络应用于可食用油墨的粘度性能中, 进而对可食用油墨的生产工艺进行模拟, 建立合适的神经网络模型来指导实际生产。

1 实验

1.1 原料与仪器

主要材料: 壳聚糖, 分子量 22 万, 脱乙酰度>95%, 分析纯, 上海阿拉丁生化科技股份有限公司; 乙酸, 分析纯, 国药集团化学试剂有限公司; 无水乙醇, 体积分数为 95%, 分析纯, 西陇化工有限公司; 胭脂红, 分析纯, 广东翁江化学试剂有限公司; 蒸馏水, 自制。

主要仪器: 高能行星式球磨机, 型号 F-P4000, 湖南弗卡斯实验仪器有限公司; 数字式旋转粘度计, 型号 NDJ-8S, 上海绩泰电子科技有限公司; 磁力搅拌器, 型号 HJ-6, 河南巩义市予华仪器有限责任公司。

1.2 方法

1) 参考表 1 中的实验配方, 将一定质量的壳聚糖加入一定浓度的醋酸溶液中, 利用磁力搅拌器搅拌 3 h, 直至完全溶解, 制得可食用油墨的连接料。

2) 参考表 1 中的实验配方和工艺参数, 加入一定质量的无水乙醇和胭脂红色素, 随后将混合物加入行星式球磨机中, 以一定的研磨速度研磨 6 h, 得到壳聚糖基可食用油墨。

3) 用数字式旋转粘度计测量油墨的粘度。

表 1 可食用油墨的实验因素及水平
Tab.1 Experimental factors and levels of edible ink

水平	因素			
	醋酸质量分数/%	壳聚糖用量/g	乙醇用量/mL	研磨速度/(r·min ⁻¹)
1	1	1	5	1000
2	2	1.5	10	2000
3	3	2	15	3000
4	4	2.5	20	4000
5	5	3	25	5000

2 遗传算法优化 BP 神经网络构建

2.1 正交实验的设计

影响壳聚糖基可食用油墨粘度性能的关键因素有醋酸浓度、壳聚糖用量、酒精用量和研磨速度，根据已有实验经验，保证每个自变量在其取值范围内均匀取值，选取了表 1 所示的实验因素及水平，对应的实验方案和实验结果见表 2。

2.2 BP 神经网络模型的建立

可食用油墨的粘度模拟问题实质上是函数极值寻优问题，利用 BP 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寻找函数极值，得到最优的参数解，主要过程分为 BP 神经网络构建、BP 神经网络训练和遗传算法极值寻优。将醋酸质量分数、壳聚糖用量（g）、乙醇用量（mL）和研磨速度（r/min）作为输入数据，将粘度作为输出数据训练 BP 神经网络，训练好的网络模型对不同条件下的粘度进行预测，最后将实验条件醋酸质量分数、壳聚糖用量、乙醇用量和研磨速度作为遗传算法的种群个体，将由神经网络预测模型预测的结果作为个体适应度值，通过遗传算法推导最优实验结果及其对应的实验参数。可食用油墨粘度的优化流程见图 1。

BP 神经网络由输入层、隐含层和输出层组成，网络结构见图 2。其中，输入层有 4 个参数，分别是醋酸质量分数、壳聚糖用量、乙醇用量和研磨速度，输出层的参数为油墨的粘度。

隐含层中神经元的数量直接影响 BP 神经网络的建模效果，文中按照式（1）进行隐含层神经元数量的计算选择。

$$p = \sqrt{m + n} + q \tag{1}$$

式中： p 为隐含层神经元数； m 为输入神经元数； n 为输出层神经元数； q 为经验值($1 \leq q \leq 10$)。

在文中，以正交实验结果中的数据作为神经网络的学习样本，根据正交实验的自变量和待优化的因变量设计神经网络的拓扑结构，设置隐含层的神经元数量设为 10，用 mapminmax 函数处理输入层的参数，隐含层的神经元传递函数为 tansig，输出层的神经元传递函数为 purelin，BP 神经网络训练的次数设为 1000，学习速率设为 0.01，训练误差目标设为 0.000 01。

2.3 遗传算法优化

遗传算法应用于 BP 神经网络中可以弥补全局搜索能力不足、易陷入局部最优等缺点，它通过选择、交叉以及变异等运算来优化 BP 神经网络的连接权值，从而在不需要具体数学模型的情况下，模拟各个工艺参数的变化规律。文中采用 Matlab 2018a 软件结合 GAOT 遗传算法工具箱，优化壳聚糖基可食用油墨的工艺参数，对油墨的粘度进行预测。遗传算法的参数：种群大小为 30，最大进化迭代次数为 50，变异概率为 0.03，交叉概率为默认值。

3 结果

3.1 神经网络训练结果

根据正交实验的结果，在 Matlab R2018a 软件中建立 4-10-1 的三层 BP 人工神经网络模型，模型的学习及训练过程见图 3。

由图 3 可知，随着训练迭代次数的增加，神经网络的训练误差平方和逐渐减少，经过 38 次迭代训练，神经网络收敛，收敛精度达到 10^{-4} 。

表 2 正交实验结果
Tab.2 Orthogonal experimental results

编号	醋酸质量分数/%	壳聚糖用量/g	乙醇用量/mL	研磨速度/(r·min ⁻¹)	油墨粘度/(mPa·s)
1	1	1	5	1000	303.25
2	2	1.5	10	1000	1081.76
3	3	2	15	1000	1822.03
4	4	2.5	20	1000	8411.15
5	5	3	25	1000	14562.16
6	5	2.5	15	3000	8900.25
7	4	2	10	3000	1243.17
8	3	1.5	5	3000	756.34
...	...	...	...	...	...
30	5	1	20	7000	432.31

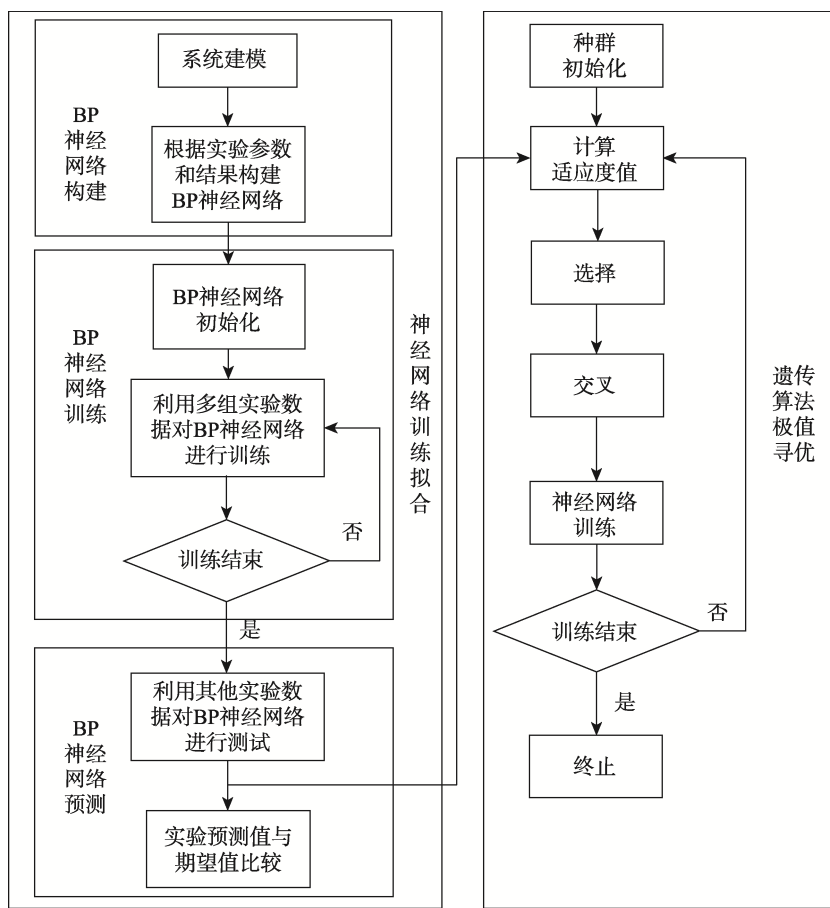


图 1 遗传算法 BP 神经网络优化流程

Fig.1 Flowchart of BP neural network based on genetic algorithm

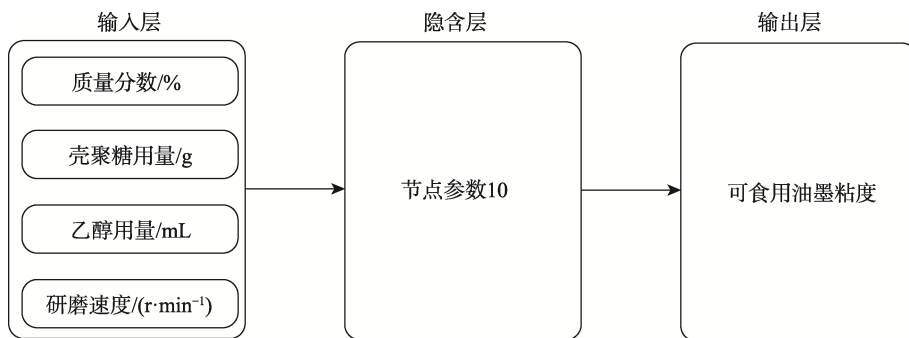


图 2 神经网络模型结构

Fig.2 Structure of the neural network model

3.2 遗传算法的优化结果

将表 2 正交实验得到的实验结果作为初始群体, 通过神经网络调试函数的适应度, 利用神经网络的非线性拟合能力和遗传算法的非线性能力寻找到最优的可食用油墨配方, 再通过实验予以验证。遗传神经网络模型训练的适应度曲线见图 4。

从图 4 可以看出, 随着迭代次数的增加, 适应度曲线逐渐上升, 种群的平均适应度也在增加, 种群在不断迭代进化的过程中, 适应度高的个体竞争胜出, 留在种群中, 当迭代 38 次时, 最佳适应度曲线接近

一条直线, 说明该种群已经达到稳态, 种群中适应度高的个体随之达到顶峰, 满足遗传算法优化神经网络对权值和阈值的要求。

3.3 遗传算法优化 BP 神经网络的验证

采用 BP 神经网络优化可食用油墨的生产工艺, 除了进行模型的学习与训练, 还需要对模型进行验证, 验证样本数据来自另外 5 组数据。预测相对误差的计算式为:

$$\text{预测相对误差} = (\text{预测值} - \text{样本真实值}) / \text{样本真实值} \times 100\% \quad (2)$$

从图 5 中可以看出, 经过遗传算法优化 BP 神经网络计算得到的粘度预测值与真实值的相对误差为

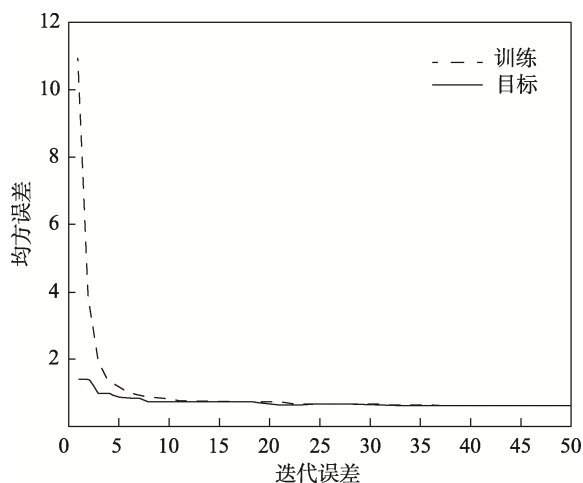


图 3 BP 神经网络训练曲线

Fig.3 Training curve of BP neural network

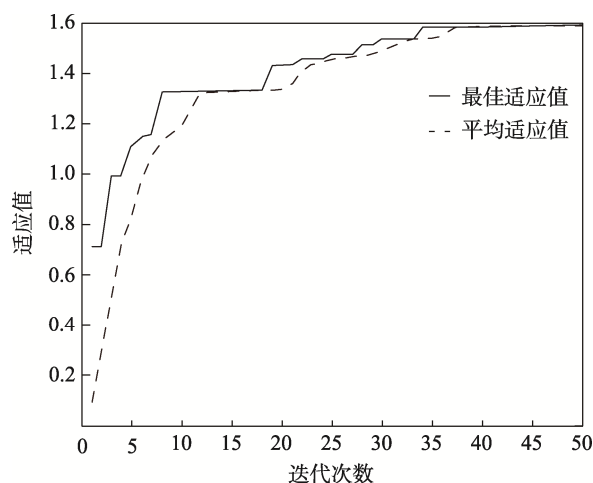


图 4 遗传神经网络模型训练的适应度曲线

Fig.4 Fitness curve of genetic neural network model training

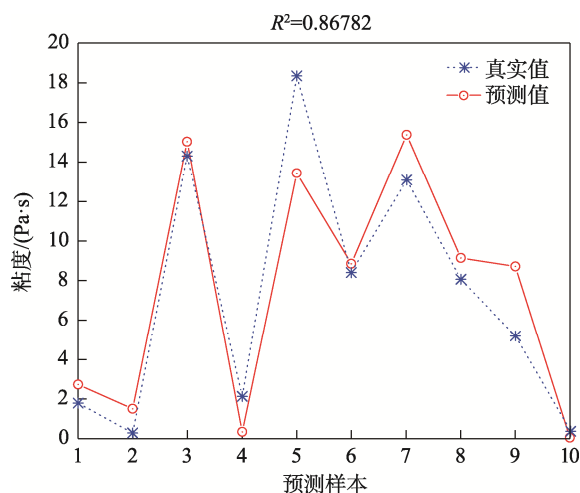


图 5 检验样本的预测值与实际值的比较

Fig.5 Comparison of predicted and actual values of test sample

0.05%~3.7%，最小预测相对误差仅为 0.05%，拟合度 R^2 值为 0.8672。由此可以看出，在不知晓明确的数学表达式情况下，运用遗传算法优化的 BP 神经网络建立黑箱模型，得到的神经网络对可食用油墨的粘度具有较好的预测能力和较高的精度，为可食用油墨的调配和工艺优化提供了新的模型参考。

4 结语

粘度是影响可食用油墨应用的关键参数，而醋酸质量、壳聚糖用量、酒精用量、研磨速度对可食用油墨粘度的影响较大，且各因素之间相互作用，使得可食用油墨的粘度难以调控。

文中利用正交实验方法得到一定量的实验数据，利用神经网络进行训练，构建适配可食用油墨粘度的模型，并将该模型作为适应度函数进行遗传算法寻优，得到可食用油墨粘度在醋酸浓度、壳聚糖用量、酒精用量和研磨速度等 4 个因变量下的变化规律。遗传算法优化的 BP 神经网络可以有效优化油墨生产工艺，缩短配方开发过程，有助于实现生产过程中的数字化调控。

参考文献：

- [1] 曾坤, 姜志侠. 基于多遗传算法的 BP 神经网络人脸识别[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(1): 77—82.
ZENG Kun, JIANG Zhi-xia. Face Recognition Based on BP Neural Network with Multiple Genetic Algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(1): 77—82.
- [2] 丁小艳, 程俊, 丁德林. 基于神经网络和遗传算法的电沉积 Ni-TiB₂ 复合镀层工艺参数优化[J]. 电镀与精饰, 2020, 42(11): 20—24.
DING Xiao-yan, CHENG Jun, DING De-lin. Optimization of Process Parameters of Electrodepositing Ni-TiB₂ Composite Coating Based on Neural Network and Genetic Algorithm[J]. Plating & Finishing, 2020, 42(11): 20—24.
- [3] 李杰, 李斌, 许彬, 等. 甘草生物碱提取工艺优化研究[J]. 中国食品添加剂, 2018(4): 128—133.
LI Jie, LI Bin, XU Bin, et al. Study on the Optimal Extraction Process of Glycyrrhiza Alkaloids[J]. China Food Additives, 2018(4): 128—133.
- [4] 刘春艳, 凌建春, 寇林元, 等. GA-BP 神经网络与 BP 神经网络性能比较[J]. 中国卫生统计, 2013, 30(2): 173—176.
LIU Chun-yan, LING Jian-chun, KOU Lin-yuan, et al. Performance Comparison between GA-BP Neural Network and BP Neural Network[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2013, 30(2): 173—176.
- [5] 苏一新, 马彦会, 石倩, 等. 基于 BP 神经网络模型的磁悬浮水泵 PID 参数优化[J]. 流体机械, 2018,

- 46(1): 20—24.
SU Yi-xin, MA Yan-hui, SHI Qian, et al. PID Parameters Optimization on Magnetic Suspension Pump Based on the BP Neural Network Model[J]. Fluid Machinery, 2018, 46(1): 20—24.
- [6] 王晓晖, 刘月刚, 孟焯, 等. 基于遗传算法和神经网络的 3D 增材印花工艺参数优化[J]. 纺织学报, 2019, 40(11): 168—174.
WANG Xiao-hui, LIU Yue-gang, MENG Chuo, et al. Optimization of Process Parameters for 3D Additive Screen Printing Based on Genetic Algorithm and Neural Network[J]. Journal of Textile Research, 2019, 40(11): 168—174.
- [7] 杨勇, 熊伟斌. 基于 BP 神经网络的真网点喷墨打样[J]. 包装工程, 2017, 38(3): 175—179.
YANG Yong, XIONG Wei-bin. True Dot Inkjet Proofing Based on BP Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(3): 175—179.
- [8] 胡志刚, 吕娜, 乔现玲, 等. BP 神经网络在产品配色中的应用研究[J]. 包装工程, 2016, 37(10): 136—141.
HU Zhi-gang, LYU Na, QIAO Xian-ling, et al. Application of BP Neural Network in Product Color-Matched Design[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(10): 136—141.
- [9] DING Fu-yuan, HU Biao, LAN Shuang, et al. Flexo Graphic and Screen Printing of Carboxymethyl Chitosan Based Edible Inks for Food Packaging Applications[J]. Food Packaging and Shelf Life, 2020, 26: 1—10.
- [10] 李欣悦, 张佳伟, 石葆莹, 等. 可食性油墨的研究进展[J]. 上海包装, 2020(10): 43—48.
LI Xin-yue, ZHANG Jia-wei, SHI Bao-yin, et al. Advances in Edible Ink Research[J]. Shanghai Packaging, 2020(10): 43—48.
- [11] WANG Hong-xia, QIAN Jun, LI Hou-bin, et al. Rheological Characterization and Simulation of Chitosan-TiO₂ Edible Ink for Screen-Printing[J]. Progress in Organic Coatings, 2018, 120: 19—27.
- [12] ZHANG Yan-fen, LI Xiao-dong, MOU Xiao-zhu, et al. Preparation and Performance of Edible Screen-Printing Ink with Chitosan[M]. Singapore: Advanced Graphic Communications, Packaging Technology and Materials, 2016: 977—983.
- [13] 南静生. 印刷中常见的油墨故障[J]. 中国包装, 2011, 31(12): 43—46.
NAN Jing-sheng. Common Ink Failure in Printing[J]. China Packaging, 2011, 31(12): 43—46.
- [14] 于蒙蒙. 胶印油墨性能引发故障分析[J]. 印刷质量与标准化, 2010(11): 61—64.
YU Meng-meng. Failure Analysis Caused by Offset Printing Ink[J]. Printing Quality & Standardization, 2010(11): 61—64.
- [15] 田野, 李艳, 袁英才, 等. 丝网印刷电子工艺参数对印刷质量的影响[J]. 包装工程, 2020, 41(5): 250—259.
TIAN Ye, LI Yan, YUAN Ying-cai, et al. Influence of Screen-Printing Electronic Process Parameters on Printing Quality[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(5): 250—259.
- [16] 刘世锋, 姚瑞玲, 高巧侠. 一种绿色食用油墨制备工艺的优化[J]. 包装工程, 2019, 40(15): 136—143.
LIU Shi-feng, YAO Rui-ling, GAO Qiao-xia. Optimization of Preparation Technology of a Green Edible Ink[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(15): 136—143.