

基于BP神经网络的连接器注塑工艺参数多目标优化

林红艳,黄晓萍,李路娜

(南京机电职业技术学院,江苏南京211306)

摘要:为提高连接器注塑工件质量,获得最优的连接器注塑工艺参数,设计一种基于BP神经网络的连接器注塑工艺参数多目标优化方法。利用方差分析法获得对试验结果有显著影响的参数,进而得到更全面的信息。建立相应工艺参数优化模型,并添加多层级的结构;建立BP神经网络集预测模型,映射工艺参数与质量指标的非线性关系,利用预补偿法最终实现工艺参数优化及误差补偿。在相同的测试环境之下,对比于传统优化补偿测试组,新型的优化补偿组所得出的翘曲平均值较低。测试结果证明:新型优化补偿组处理效果更佳,具有一定的应用价值。

关键词:注塑工艺;BP神经网络;方差分析;误差补偿

中图分类号:TP202.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)01-0160-03

Multi-objective Optimization of Connector Injection Molding Process Parameters Based on BP Neural Network

LIN Hongyan, HUANG Xiaoping, LI Luna

(Nanjing Vocational Institute of Mechatronic Technology, Nanjing 211306, China)

Abstract: In order to raise the quality of connector injection molding workpieces for the optimal injection molding process parameters, a multi-objective optimization method of injection molding process parameters based on BP neural network is designed. Variance analysis is conducted to obtain the parameters which significantly affects experimental results for more comprehensive information. The corresponding process parameter optimization model is built, with a multi-level structure being added. Prediction model of BP neural network set is established, the nonlinear relationship between process parameters and quality index is mapped and pre-compensation is used to achieve process parameter optimization and error compensation. Under the same test condition, compared with the traditional optimized compensation test group, the improved one has a lower average warpage with better processing effect and certain application significance.

Keywords: injection molding; BP neural network; variance analysis; error compensation

0 引言

通常情况下,连接器塑件的成型是一项极为复杂的工艺,不仅需要精湛的技术和精密的设备来进行操控,同时对于操作者的经验和专业技能也有极为严格的要求。在连接器注塑成型的过程中,最为重要的是塑件的质量以及相关设定参数。其质量主要是指多个分化指标组合而成的总体积与总评定,而塑件参数主要是对各种应用功能进行控制的工艺参数^[1-2]。不同的参数可以形成不同的组合,在实际应用中也会呈现出不同的效果。传统的注塑成型工艺主要是利用模具来完成目标产品的形状塑造。虽然这种方法塑造的构件质量较好,但是实际操作过程相对较为复杂,时效长,参数更改繁琐,同时也容易产生误差。随着我国市场多样化的发展以及产品需求的不断变化,传统的注塑成型技术已经不能满足社会发展的需要,面对多目标的发展趋势,需要对注塑成型技术进行指标工艺参数更新^[3-4]。最近几年,灰色关联注法逐渐被社会各个领域所广泛应用,同时也取得了较好的效果,不仅扩

大了应用的范围,也进一步提高了塑性产品的生产效率和质量。另外,信噪比算法也是效果较好的注塑成型工艺法,主要是利用相关的分析系统以及处理平台在内部各因素之间建立对应的关联程度,再通过信噪比的差值进行对比分析融合,得出实际应用的参数目标,以此来完成构件的注塑成型。但是这些方法存在一些缺陷,成型时进展较慢,并且易于出现小误差,不利于工作人员对其进行修复^[5]。所以,需要设计一种更为灵活的优化以及补偿方法,从多目标的角度去改变成型的结构与规则,在相关的参数关联范围之中,将单目标优化问题转化为多目标优化问题,形成更多的参数优化组合,从而使注塑成型技术的创新和发展迈入一个新的台阶。

1 多目标方差分析

在注塑成型过程中,影响综合质量的因素有很多,假如要对每个因素组合排序进行比较试验,工作量大而且繁琐。因此需要找到一种进行局部试验能够把整体规律体现出来的方法。

基金项目:江苏省高等职业教育高水平骨干专业建设数据技术专业项目(560103)

第一作者简介:林红艳(1976—),女,辽宁大连人,讲师,学士,研究方向为机械设计。

对于正交表的试验结果,常常先利用极差法对数据进行一次分析。极差是计算数据中最大与最小的差值,能够直观地得到每个因素对结果的影响规律,也可以称之为直观分析法。但极差分析方法对于数据的分析并不能得到各数据的误差值以及数据波动性的大小,无法对注塑参数的评价指标给出定量的分析。因此需要对各参数进行进一步分析,需要使用方差分析的方法对注塑各参数进行评估,从而得到更加全面的信息,更加真实地反映出实验结果。

采用方差分析法首先进行偏差平方和进行计算,假设正交表为 $L_n(m^k)$ 中,对于各参数组合后试验的总次数为 n , y_p 为试验结果(其中 $p=1,2,3,\dots,n$)。

$$\bar{y} = \sum_{p=1}^n y_p \quad (1)$$

$$S_T = \sum_{p=1}^n (y_p - \bar{y})^2 = \sum_{p=1}^n y_p^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{p=1}^n y_p \right)^2 \quad (2)$$

式中: $\frac{1}{n} \left(\sum_{p=1}^n y_p \right)^2$ 为修正量; S_T 可以表示出数据的总体差异。

第二步计算各因素偏差平方和:

正交表中的每一列为相同因素的不同水平值, S_A 为因素 A 偏差平方和。

$$S_A = \frac{1}{r} \sum_{j=1}^n K_j^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{p=1}^n y_p \right)^2 \quad (3)$$

式中: $r = \frac{n}{m}$ 为试验次数; K_j 为因素在 j 水平上的试验次数数值之和。

通过试验误差可以得到偏差平方和。

$$S_E = S_T - S_N \quad (4)$$

式中 S_N 为所有影响注塑成型因素以及交互作用的偏差平方和。

每个因素 A 的均方值为

$$V_A = \frac{S_A}{f_A} \quad (5)$$

试验误差的均方为

$$V_E = \frac{S_E}{f_E} \quad (6)$$

反映不同影响因素对于试验目标影响大小的值为

$$F = \frac{V_N}{V_E} \quad (7)$$

2 BP神经网络预测模型的建立

在完成多目标方差的计算之后,需要构建相关的工艺参数优化模型。为了更加高效稳定地对注塑成型模型进行可靠性验证,建立多层级、多结构的相应参数优化规则,并依据实际的成型环境和情况,制定对应的约束条件^[6]。建立优化参数模型的结构,并作出相应转换^[7-8]。在转换的过程中,提取模型优化的主要特征以及优势,将其与约束条件作出呼应,并排除相关的影响因素,在此基础上,计算相应参数的优化差值,如式(8)所示。

$$H = 3\delta + \frac{1}{f - \sqrt{2}} \quad (8)$$

式中: H 表示相应参数的优化差值; δ 表示动态形变量; f 表示范围函数。

通过以上计算,最终可以得出实际的优化差值。将这个数值作为模型参数优化的基础标准,在范围之内,参数优化符合标准,一旦超出范围,则表明优化后的参数与原本的参数在应用方面存在误差。在完成相应工艺参数优化模型的建立之后,需要利用BP神经网络算法进一步完善参数优化模型,并构建对应的物产补偿规则。选用3层BP神经网络建立连接器的翘曲变形量预测模型,以模具温度、熔体温度、保压压力、保压时间、注射时间作为输入变量,输入层神经元个数为5;网络的输出翘曲变形量建立的BP神经网络结构如图1所示。

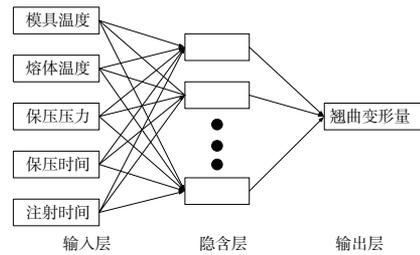


图1 BP神经网络结构

将正交数据分析结果作为BP神经网络训练样本,将样本数据进行归一化处理,归一化处理方式为

$$p_n = \frac{2(p - p_{\min})}{p_{\max} - p_{\min}} - 1 \quad (9)$$

式中: p_n 为归一化处理后的数据; p 为样本数据; p_{\max} 和 p_{\min} 为样本数据中的最大值和最小值。

数据归一化处理后再利用拓扑矩阵,可以获得对应的补偿误差,利用参数优化模型进行归一化处理。但是需要注意的是,处理的过程必须对相关的数据进行归一化的隐藏输入、输出,这样才能保证模型优化的全面性。在构建的算法之中,添加线性正切结构,为了使BP多目标神经网络模型可以计算出更加精准的数值,可以从内部的收敛度和精度来作出改变,重复以上操作,进行二次的归一化处理,利用经验公式在模型的规则之中设定隐层的节点,节点的范围在10~15之间,底数为10。将线性函数与非线性函数共同置于模型的logsig隐藏层级之中,并建立正切结构,用来处理线性与非线性函数所出现的误差补偿,这样既可以在保证误差补偿处于最小值的情况下,还可以检验参数的实际优化情况,将出现突发注塑成型问题的概率降至最低,确保最终结果的全面性^[9-10]。

3 预补偿法实现工艺参数优化及误差补偿

在完成重合误差补偿的BP神经网络算法构建之后,可以通过预补偿法来实现最终注塑成型工艺参数的优化以及误差补偿^[11]。在利用模型工艺参数作出优化之后,采用预变形和测方向补偿方法,重新进行预制构件的设计。通常构件成型是需要辅助的,这样才可以更好地保证成型之后产品的质量和应用程度。在成型的过程中,修正对应的注射翘曲尺寸,并对侧方的实际塑性精度进行把

控。计算其修正函数比值,如式(10)所示。

$$N = \varphi - \frac{\sqrt{3}}{S} + 1 \quad (10)$$

式中: N 表示修正函数的实际比值; φ 表示标准成型时间; S 表示应用距离。

通过以上计算可得出修正函数实际比值。利用预补偿法实现注塑成型的参数优化以及误差补偿获取构件翘曲变形和塑料物的相关数据参数,并分析两者之间存在的波动关系。在进行预补偿之前,控制翘曲变形的波动在合理的范围之内,并避免出现误差,以此来减少修模的次数。重新设置模型的收缩率,确定新的收缩范围,检查构件的尺寸精度以及形变情况之后,填充不必要的空隙,降低误差的发生率^[12-13]。除此之外,预补偿之后,还需要稳定模型的优化程度。

4 测试方法

4.1 测试准备

本次主要是对注塑成型的工艺参数优化以及误差补偿进行分析测试。测试共分为两组,一组为传统的有限元优化补偿法,定义为传统优化补偿测试组;另一组为本文所设计定义为相应优化补偿组。选取一个作为本次测试的对象,核查设备以及操作系统是否处于正常的运行状态,将设备的电压控制在1 200 V,额定电流为1 600 A,注塑成型的控制系统调整为多核心操控模式。在确保无外部影响因素之后开始测试。

4.2 测试过程以及结果分析

通过以上准备和参数设置,进行以下测试,具体流程如图2所示。

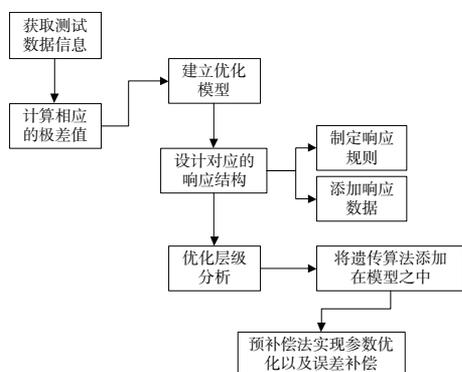


图2 注塑成型参数优化以及误差补偿测试图

根据图2中的测试流程,最终可以得出以下两组测试结果,对其进行分析讨论,最终结果如表1所示。

表1 测试结果分析对比表

测试指标	传统优化补偿测试组	相应优化补偿组
信噪比	1.49	2.13
附加最优解	69.03	85.13
偏移系数	0.58	0.26
翘曲平均值	24	12

根据表2中的测试结果可以得出以下结论:在相同的测试环境下,对比于传统优化补偿测试组,相应优化补偿组所得出的翘曲平均值,执行参数的调整和更改也处于较为合理的范围之内。另外,数值也显示了此种方法的合理性和严谨性,在不同的情况下,所作出的处理较为均衡,不易出现误差,具有一定的实际应用价值。

5 结语

通过对注塑成型技术工艺参数优化以及补偿误差的相关分析研究后可知,工艺参数的优化在产品注塑成型的过程中是十分重要的环节,它对于构件未来的使用会产生极大的影响。所以,需要尽可能地减少误差。新型的优化补偿方法可以进一步提升构件性能,一定程度上扩大了使用的范围。转变目标形式,将单目标的成型结构转化为多目标,进一步提升了参数设置的准确性,保证相关产品可以稳定成型,并具备标准的质量。

参考文献:

- [1] 朱丹. 基于遗传算法的注塑成型工艺参数优化研究[J]. 微型电脑应用, 2021, 37(5): 110-112.
- [2] 廖生温, 王可胜, 王玉勤, 等. 导管接头注塑成型工艺参数优化[J]. 塑料工业, 2021, 49(5): 58-64.
- [3] YANG J G, YU S R, YU M. Study of residual wall thickness and multiobjective optimization for process parameters of water-assisted injection molding[J]. Advances in Polymer Technology, 2020, 2020: 1-11.
- [4] 杨伟, 赵立宏, 吴家雄. 汽车水室注塑成型多目标工艺参数优化[J]. 机电工程技术, 2021, 50(3): 198-201.
- [5] LAN X R, LI C, YANG C, et al. Optimization of injection molding process parameters and axial surface compensation for producing an aspheric plastic lens with large diameter and center thickness[J]. Applied Optics, 2019, 58(4): 927.
- [6] 季宁, 张卫星, 于洋洋, 等. 基于正交试验的防爆球注塑成型工艺参数优化[J]. 机械设计, 2020, 37(7): 74-79.
- [7] BENSINGH R J, MACHAVARAM R, BOOPATHY S R, et al. Injection molding process optimization of a bi-aspheric lens using hybrid artificial neural networks (ANNs) and particle swarm optimization (PSO)[J]. Measurement, 2019, 134: 359-374.
- [8] 刘兴国, 霍富荣, 薛常喜. 衍射微透镜注塑成型工艺参数优化及误差补偿[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(5): 240-247.
- [9] SHU D, DAI S C, SUN J C, et al. Research on optimization of laser cladding process parameters based on orthogonal experimental method[J]. Key Engineering Materials, 2020, 866: 72-81.
- [10] 陈妍. 注塑成型工艺参数的优化研究进展[J]. 合成树脂及塑料, 2020, 37(3): 87-90.
- [11] ZHU W B, LIN Y, HUANG Y, et al. Research on sinusoidal error compensation of moiré signal using particle swarm optimization[J]. IEEE Access, 2020, 8: 14820-14831.
- [12] 苗盈, 晏子翔. 双色注塑成型工艺参数多目标优化[J]. 塑料工业, 2020, 48(8): 96-99.
- [13] 陈依婷, 郭策, 李龙海, 等. 基于蛛网藻结构的轮毂仿生轻量化设计及优化[J]. 机械制造与自动化, 2020, 49(6): 90-94, 100.

收稿日期: 2022-04-22