

DOI: 10.7652/xjtuxb201810011

一种考虑制造单元性能的工艺参数优化设计方法

姜洪权, 程雷, 高建民, 王荣喜

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对挤吹塑产品制造过程中工艺参数设计受产品质量要求及设备工作能力的双重影响的问题,提出了一种考虑制造单元性能的产品制造工艺参数优化方法。首先针对产品质量要求,建立产品质量评价指标与工艺参数的约束关系,通过实验数据进行分析并得到影响该关系的回归方程,求解满足质量目标的工艺参数集合;在满足质量优化目标的基础上,综合考虑制造单元性能目标,通过定义制造单元性能指数及建立各工艺参数、制造单元性能指数间的约束和优化函数,实现同时满足质量目标和制造单元性能的最佳工艺参数设计与优化。以挤吹塑制造过程工艺参数优化问题为例对提出方法进行有效性验证,结果表明:利用提出的质量评价指标、制造单元性能指数对实验数据进行分析,可以实现综合质量目标和制造单元性能的挤吹塑制造过程工艺参数优化,有效解决了工艺参数与制造单元性能稳定性不匹配的问题,从而保证了产品生产率和质量稳定性。

关键词: 挤吹塑;质量目标;制造单元性能;工艺参数

中图分类号: TQ320.66 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)10-0080-08

Optimization Design Strategy for Process Parameters Considering Manufacturing Cell Performance

JIANG Hongquan, CHENG Lei, GAO Jianmin, WANG Rongxi

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: An optimization design strategy for process parameters considering the manufacturing cell performance is proposed to solve the problem that the process parameter design of extruded-blown-molded product is affected by the product quality requirement and the equipment ability. According to the requirement of product quality, the constraint relation between product quality evaluation index and process parameters is established. The regression equation of the influencing relation is obtained via analysis of the experimental data, and the set of process parameters satisfying the quality objective is sought out. The optimal process parameters satisfying both the quality requirement and manufacturing cell performance can be identified by synthetically considering the objective of satisfying the performance of the manufacturing cell, defining the manufacturing cell performance index, and establishing the constraint and optimization function between the process parameters and the manufacturing cell performance index. A case study on the optimization of the parameters in extruding-blowing-molding process is provided to verify the feasibility of the proposed strategy. The results show that analyzing the experimental data by the quality evaluation index and manufacturing cell performance index can optimize the process

收稿日期: 2018-03-14。 作者简介: 姜洪权(1978—),男,副教授,博士生导师;王荣喜(通信作者),男,博士,助理研究员。

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2017YFF0210502)。

网络出版时间: 2018-05-16

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20180516.1115.002.html>

parameters of the extruding-blowing-molding manufacturing process with satisfactory quality target and manufacturing cell performance. This strategy effectively solves the problem that the process parameters do not match performance stability of manufacturing cell, and ensures product productivity and quality stability.

Keywords: extruding-blowing-molding process; quality target; manufacturing cell performance; process parameters

以挤吹塑产品制造为代表的一类制造过程在化工、医疗、军事等诸多领域有着广泛的应用^[1],在我国制造业及消费品行业中具有重要的地位。随着产品制造效率及质量要求的提高,产品制造过程中的工艺参数设计与优化已成为企业急需解决的问题。

挤吹塑成型是一类典型的集中制造过程,即以挤吹塑设备为核心制造单元,实现产品一次成型及最终产品制造。因此,影响产品质量的因素不仅包括产品设计、材料选择、模具设计等方面^[2],其成型工艺参数设计与优化是影响产品质量的重要因素。目前的挤吹塑成型工艺参数优化方法主要有实验数据驱动方法^[3-4]、数值分析方法^[5-6]、基于生产过程中积累数据驱动的方法^[7-8]等,但以上方法均是获取满足产品质量目标的工艺参数,对于工艺参数是否匹配制造单元,即挤吹塑设备的性能却并未考虑。在实际生产中,此类制造单元往往具有最优工作性能范围,即当工艺参数处于最优工作范围内时,工艺参数波动范围小,在长时间生产运行中能够保证生产状态的稳定性,从而提高产品质量的稳定性,而且能使制造单元发挥其最优性能,提高使用寿命。

针对以上问题,本文以挤吹塑产品制造为背景,提出了一种考虑制造单元性能的工艺参数优化设计方法。首先通过以产品质量目标为约束进行工艺参数的初步设计,可得到满足质量要求的工艺参数集合。在此基础上,通过定义工艺参数波动指数及制造单元性能指数,综合考虑制造单元的性能需求,进而对工艺参数进行优化,最终可得到同时满足产品质量要求与制造单元性能稳定性的工艺参数。

1 面向产品质量目标的工艺初步设计

1.1 制造工艺设计问题分析

质量目标是产品制造过程中最重要的需求,所以工艺参数设计将优先考虑满足质量目标要求,然而满足质量目标的工艺参数未必符合制造单元性能的稳定性。换言之,在实际生产过程中,制造单元的工作性能一般具有最佳范围;当工艺参数不考虑制造单元的这种特性时,由于外界因素的干扰,则制造

单元满足质量目标的设定工艺参数的能力将会降低,一般在设定值附近微小的范围内波动^[13]。如图 1 所示,在挤吹塑产品制造过程中,某一工艺参数(螺杆转速)的设定值为 80.5 r/min,但实际运行过程中,该工艺参数波动较大,这种情况是由于制造单元维持当前工艺参数设定值能力较弱造成的。因此,设计优化产品制造工艺参数时,需要综合考虑质量要求和符合制造单元性能的两个目标。

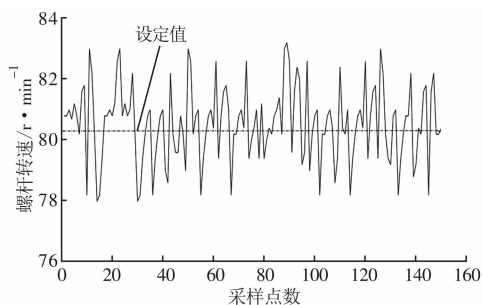


图 1 产品制造过程中某时刻的采集数据

1.2 基于响应曲面法的工艺参数初步设计

在以挤吹塑产品为代表的制造过程中,传统设计工艺参数以达到质量要求的方法是单因素实验法,完全依靠有经验的操作人员,随机误差比较大。为了准确获得满足产品质量目标要求的工艺参数,本文基于响应曲面法提出一种工艺参数初步设计方法。该方法可有效建立各个工艺参数与质量评价指标间的关系回归模型,特别是当质量评价指标和工艺参数之间存在非线性关系时,响应曲面法成为了参数优化的最佳方法^[9]。

响应曲面法是由英国统计学家 Box 和 Wilso 于 1951 年提出^[10],该方法通过拟合响应输出与影响因素之间的数学关系获取真实函数近似表达^[11],从而确定一组最佳影响因素,使期望响应输出达到最优^[12]。

依据挤吹塑产品制造过程及响应曲面法基本原理,本文提出的工艺参数初步设计步骤如下。

(1)确定优化目标(质量指标)及工艺参数(影响因素)。设变量 y 为优化目标;变量 x_i 为工艺参数, $i=1,2,\dots,p$,各个工艺参数 $x_1, x_2, \dots, x_p$ 都有适用

范围,范围的上、下界又称为上、下水平,上水平与下水平的平均值为零水平,将下水平、零水平、上水平分别表示为 x_{i1} 、 x_{i0} 、 x_{i2} ,如表1所示。为了克服各个工艺参数之间的量纲差别、变化范围差别带来的影响,现将工艺参数设定值进行编码,编码形式为 $x_{i1} = -1, x_{i0} = 0, x_{i2} = 1, i = 1, 2, \dots, p$ 。

表1 产品制造工艺参数因素水平表

因素水平	上水平	零水平	下水平
x_1	x_{12}	x_{10}	x_{11}
x_2	x_{22}	x_{20}	x_{21}
x_3	x_{32}	x_{30}	x_{31}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_p	x_{p2}	x_{p0}	x_{p1}

(2)定义产品质量评价指标 E_y 。质量评价指标 E_y 是质量指标值与质量指标目标值之间的相对误差, E_y 越小表明实际质量指标越满足质量要求,表达式为

$$E_y = \frac{|\bar{y} - y_b|}{y_b} \times 100\% \quad (1)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (2)$$

式中: y_b 为所要求的质量指标的目标值; y_i 为每次实验的实际质量指标值; n 为每种工艺参数组合下的实验次数。

(3)拟合质量评价指标与工艺参数编码值的影响关系方程。根据表1中确定的工艺参数因素水平,组合工艺参数 $x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{pj} (j = -1, 0, 1)$ 进行实验,每组工艺参数下实验 n 次,从而获得每次实验的实际质量指标值 y_i 。依据实验数据,由式(1)和式(2)计算出每组工艺参数的质量评价指标 E_y ,由步骤(1)所述编码方法,对每组工艺参数 $x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{pj}$ 进行编码,获得工艺参数的编码形式 $x_1, x_2, \dots, x_p$,然后选取二次多元回归拟合技术,将 E_y 与 $x_1, x_2, \dots, x_p$ 拟合成如下编码方程

$$E_y = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{pm} \sum_{j=1}^p \beta_{ij} x_i x_j \quad (3)$$

式中: $\alpha, \beta_i, \beta_{ij}$ 为拟合系数; p 为工艺参数个数。

(4)对式(3)进行显著性检验和误差分析。

(5)对满足质量目标的初步工艺参数进行求解。如式(3)满足显著性检验及误差要求,则可进行工艺参数求解。设 $E_{\max}$ 为所要求的产品质量评价指标值,由于 E_y 不大于 $E_{\max}$ 均认为是满足质量目标要求的合格产品,因此有如下不等式

$$E_y \leq E_{\max} \quad (4)$$

通过求解式(4),可得到满足产品质量目标要求的工艺参数编码集合,同时为了获得在工艺参数上水平与下水平之间等距离的数值,采用线性插值法对上述工艺参数编码集合进行解码,完成满足式(4)约束的产品制造工艺参数的初步设计。

2 考虑制造单元性能的工艺设计优化

为克服制造单元性能所引起的工艺参数波动问题,本文采用考虑制造单元性能的工艺参数优化方法对1.2节所得结果进行分析,从而得到符合良好制造单元工作性能的工艺参数。为此,本文首先定义工艺参数波动指数和制造单元性能指数概念及量化指标。

定义1 工艺参数波动指数,即能反映实际工艺参数相对设定参数的波动情况。

Chang等人于1988年首次提出关于实际数据相对于目标数据的波动概念,并且给出基于方差及均值的波动概念进行表示^[14]

$$\begin{aligned} E[(X - X_s)^2] &= E[X^2 - 2XX_s + X_s^2] = \\ &= E[X^2] - 2X_s E[X] + E[X_s^2] = \\ D(X) + \mu^2 - 2\mu X_s + X_s^2 &= \sigma^2 + (\mu - X_s)^2 \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $E[(X - X_s)^2]$ 为工艺参数实际值相对于设定值的波动量, X 为测量的实际值, X_s 为设定值; μ 为实际测量值的均值; σ^2 为实际测量值的方差。

在产品制造过程中,工艺参数种类较多,量纲不同,为了方便后续数据集间的计算,本文结合上述实际数据相对于目标数据波动的概念,采用变异系数的形式来定义工艺参数波动指数。

变异系数是概率分布离散程度的一个归一化量度,可以比较度量单位不同的数据集间的波动差异,被定义为标准差与均值之比^[15]

$$C_v = \frac{\sigma}{\mu} \quad (6)$$

式中: μ 为变异分数的均值; σ 为变异分数的标准差。

将变异系数的均值 μ 用工艺参数设定值 X_s 替代,结合式(5),将标准差 σ 用 $\sqrt{\sigma^2 + (\mu - X_s)^2}$ 替代,从而使定义量既能表示工艺参数波动情况又能满足无量纲条件。

综上所述,本文提出的工艺参数波动指数如下

$$P = \frac{\sqrt{\sigma^2 + (\mu - X_s)^2}}{X_s} \quad (7)$$

通过式(7)计算出不同设定工艺参数的 P 值,从而

可以判断实际工艺参数相对设定参数的波动情况, P 值越大说明其工艺参数波动越严重。

定义 2 制造单元性能指数,即表征制造单元保持设定工艺参数的能力。

由于各工艺参数的波动情况互不影响,可将所有工艺参数波动指数之和定义为制造单元性能指数,定义式如下

$$Q = \sum_{k=1}^K P_k \tag{8}$$

式中: P_k 为第 k 个工艺参数的波动指数。

依据以上定义,本文提出的考虑制造单元性能的工艺参数优化方法的主要步骤如下。

(1)建立各工艺参数的波动指数与设定工艺参数间的关系方程。假设共有 K 个过程工艺参数需要设定,每个工艺参数有 i 种设定值,在每种设定值下进行 n 次数据采集,由式(7)计算出第 k 个工艺参数、第 i 个设定值下的工艺参数波动指数 P_{ki} 值,表达式为

$$P_{ki} = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n P_{kir} \tag{9}$$

对于第 k 个工艺参数而言,在不同的设定值时,会产生不同的工艺参数波动值。通过该对应关系,绘制出各工艺参数下波动指数与其设定值间的散点图,然后对散点图进行分析,得到拟合 X_{sk} 与 P_k 的函数模型

$$P_k = F(X_{sk}) \tag{10}$$

式中: X_{sk} 代表第 k 个工艺参数的设定值。

(2)建立制造单元性能指数与各工艺参数之间函数关系。联立式(8)和式(10),得到制造单元性能指数 Q 与各工艺参数 $x_1, \dots, x_k$ 之间的函数关系如下

$$Q = \sum_{k=1}^K P_k = F(X_{s1}) + F(X_{s2}) + \dots + F(X_{sk}) = F(x_1) + F(x_2) + \dots + F(x_k) \tag{11}$$

(3)满足质量目标和符合制造单元性能的最佳工艺参数求解。设所要求的制造单元性能指数为 $Q_{\max}$, Q 不大于 $Q_{\max}$ 即可认为所设计的工艺参数符合制造单元性能稳定性,因此有如下不等式

$$Q \leq Q_{\max} \tag{12}$$

通过式(12),可在本文 1.2 节所得到的满足质量目标的工艺参数集合中,选择符合制造单元性能的工艺参数集合;进一步在该集合中再次选取质量评价指标最小的工艺参数设定值作为最后的最优工艺参数。

3 实例分析

本文以挤吹塑产品制造工艺参数设计为实例,对所提方法进行验证和说明。制造工艺设计对象为某挤吹塑设备生产的伊利奶瓶,该类奶瓶满口容积为 (108 ± 3) mL,用料主要成分(按伊利配方)是高密度聚乙烯(HDPE)。

3.1 挤吹塑工艺参数初步设计

(1)确定挤吹塑产品的质量目标及工艺参数。依据产品要求,伊利奶瓶的容积(V)是其众多要求中最为重要的质量指标,因此将产品容积作为质量目标。其中,螺杆转速(A)、模具温度(B)、吹胀压力(C)、模嘴温度(D)是影响产品容积的关键且不易设定的工艺参数,因此将这 4 个工艺参数作为设计优化对象。

根据企业提供的信息及 HDPE 材料自身性质,确定伊利奶瓶各个工艺参数的区间范围及对应的因素水平,如表 2 所示。

表 2 伊利奶瓶制造工艺参数因素水平表

因素水平	$A/r \cdot \min^{-1}$	$B/^{\circ}\text{C}$	C/MPa	$D/^{\circ}\text{C}$
—1	55	20	0.2	150
0	70	40	0.45	180
1	85	60	0.7	210

(2)定义挤吹塑产品容积质量评价指标 E_y 。根据式(1)和式(2)定义产品容积质量评价指标 E_y ,即每组工艺参数下,实验 30 次的容积平均值相对误差的绝对值作为产品容积质量评价指标。

(3)拟合质量评价指标与工艺参数编码值的影响关系方程。根据表 2 确定的工艺参数因素水平,设计了 4 因素 3 水平的实验过程,共计 29 组工艺参数(每组工艺参数进行 30 次实验),依据步骤(2),可计算出对应的 29 个容积质量评价指标值 E_y ,其实验设计结果见表 3。由 1.2 节所述编码方法,对表 3 中的工艺参数进行处理,获得工艺参数编码值。

依据表 3 中的实验结果以及式(3),利用二次多元回归拟合技术,将 E_y 与工艺参数编码值(A 、 B 、 C 、 D)拟合成如下编码方程

$$E_y = 2.98 - 0.32A + 0.54B - 2.14C + 0.27D - 0.35AC + 0.48A^2 + 0.37B^2 - 0.59C^2 \tag{13}$$

(4)对式(13)进行显著性检验和误差分析。显著性检验采用 F 检验法, F 可由文献[16]计算得到,检验水平可通过查 F 分布表得到。对于模型检

表 3 伊利奶瓶制造工艺参数实验设计表

序号	A/r·min ⁻¹	B/℃	C/MPa	D/℃	E _y /%
1	85(1)	60(1)	0.45(0)	180(0)	4.074
2	70(0)	20(-1)	0.45(0)	150(-1)	2.222
3	70(0)	40(0)	0.2(-1)	210(1)	4.907
4	70(0)	40(0)	0.7(1)	210(1)	0.278
5	70(0)	40(0)	0.45(0)	180(0)	2.963
6	55(-1)	40(0)	0.45(0)	150(-1)	3.704
7	85(1)	40(0)	0.7(1)	180(0)	0.278
8	70(0)	60(1)	0.7(1)	180(0)	1.019
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
28	70(0)	60(1)	0.45(0)	210(1)	4.259
29	55(-1)	20(-1)	0.45(0)	180(0)	3.611

注:表中括号内数据为对应参数的编码值。

表 4 回归方程的方差分析表

变异源	平方和	自由度	均方值	F 值	P 值	显著性
模型	62.62	8	7.83	132.7	<0.000 1	具有显著性
A	1.26	1	1.26	21.37	0.000 2	
B	3.50	1	3.50	59.41	<0.000 1	
C	50.81	1	50.81	861.19	<0.000 1	
D	0.87	1	0.87	14.83	0.001	
AC	0.48	1	0.48	8.18	0.009 7	
A ²	1.54	1	1.54	26.14	<0.000 1	
B ²	0.89	1	0.89	15.02	0.000 9	
C ²	2.40	1	2.40	40.79	<0.000 1	
残差	1.18	20	0.059			
失拟项	1.18	16	0.074	1.254 2	0.265 4	不显著
纯误差	5.83×10 ⁻⁴	4	1.46×10 ⁻⁴			
总和	67.80	28				

越好,一般小于 10%,表明模型的平均值偏离程度在可接受的范围之内。信噪比为信号的方差与噪声的方差之比,信号的方差可以用方程的回归平方和进行估计,信噪比大于 4 表明方程具有较好的辨识度^[16-18]。式(13)的多元相关系数 $R^2=0.923\ 5$ 、 R^2 的校正值为 0.915 2、 R^2 的预测值为 0.898 7、变异系数为 7.88、信噪比为 12.071 9,以上参数均满足误差分析要求。

综上所述,本文方法可用来分析各工艺参数对容积质量的影响。

(5)满足质量目标的初步工艺参数求解。根据企业要求,容积质量评价指标(容积相对误差的绝对值)小于等于 $E_{\max}$ (2.778%)均认为是合格产品,即

验水平而言,值越小表示拟合项与响应值之间拟合关系越好,一般模型的检验水平小于 0.000 1,表示模型极其显著^[17]。对于模型失拟项的检验水平而言,值大于 0.05,表示模型失拟项不显著,说明模型拟合很好,不需要引入更高次数的项。由表 4 可知,本文构建的模型的检验水平小于 0.000 1,失拟项为 0.265 4(>0.05),表明本文模型极其显著,且模型拟合准确。

对于模型的误差分析而言,多元相关系数 R^2 是用来表示工艺参数能够解释容积质量评价指标发生变化的程度,可参照文献[16]进行计算, R^2 越接近 1,相关性越好。校正 R^2 和预测 R^2 间差值小于 0.2,且接近 1,说明回归模型能够描述关系变化过程。变异系数是标准差与平均值的比值,该值是衡量每个平均值偏离情况的参数,值越小,表明重复性

$E_y \leq E_{\max}$,因此由式(13)建立如下不等式

$$E_y = 2.98 - 0.32A + 0.54B - 2.14C + 0.27D - 0.35AC + 0.48A^2 + 0.37B^2 - 0.59C^2 \leq E_{\max}$$

(14)

满足式(14)的工艺参数(A、B、C、D)为符合产品容积质量目标的初步工艺参数编码解集,见表 5。将工艺参数编码值依据因素水平表 2,通过线性插值的方法对上述工艺参数编码集合进行解码处理,从而完成对挤吹塑产品制造工艺参数的初步设计,获得的满足产品质量目标的工艺参数设定值见表 5。

3.2 考虑制造单元性能指数的工艺参数优化

(1)建立挤吹塑产品各工艺参数的波动指数与设定工艺参数间的关系方程。根据式(7)和式(9),

表 5 满足产品质量目标的工艺初步设计结果

编号	A/r·min ⁻¹		B/℃		C/MPa		D/℃		E _y /%
	编码值	设定值	编码值	设定值	编码值	设定值	编码值	设定值	
1	0.7	80.50	0.1	42.00	1.00	0.70	−0.5	165.00	0.000 030 4
2	0.0	70.00	−0.025	39.50	0.00	0.45	−0.1243	176.27	0.067
3	0.696 7	80.45	−0.038 5	39.23	0.60	0.60	−0.558 3	163.25	0.046
4	0.2	73.00	−0.717 5	25.65	1.00	0.70	−0.035 3	178.94	0.015
5	0.342 0	75.13	−0.615	27.70	0.92	0.68	0.206 3	186.19	0.068
6	0.0	70.00	−0.6	28.00	0.80	0.65	−0.9	153.00	0.495 6
7	−0.667 3	59.99	−1.0	20.00	1.00	0.70	−0.4	168.00	0.488 7

计算各个工艺参数不同设定值时的工艺参数波动指数,并绘制各工艺参数波动指数与设定参数间的散点图,如图 2 所示。由图 2 可以看出:模具温度和模嘴温度在不同设定值时,工艺参数波动指数变化很小,近似等于 0.35 和 0.12,即 $P_2 \approx 0.35$, $P_4 \approx 0.12$;而螺杆转速设定值、吹胀压力设定值与其波动指数的关系均近似于二次多项式,因此用二次多项式对其进行拟合,得到对应的表达式为

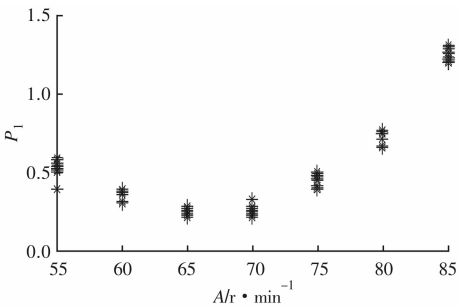
$$P_1 = 0.000\ 83A^2 - 0.12A + 4.7 \tag{15}$$

$$P_3 = 7.4C^2 - 9.5C + 3.2 \tag{16}$$

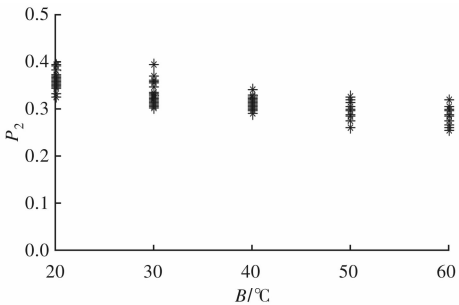
(2)建立挤吹塑产品制造单元性能指数 Q 与各工艺参数之间的函数关系。根据式 (11) 以及式 (15)、式(16),得到如下关系

$$Q = P_1 + P_3 + P_2 + P_4 =$$

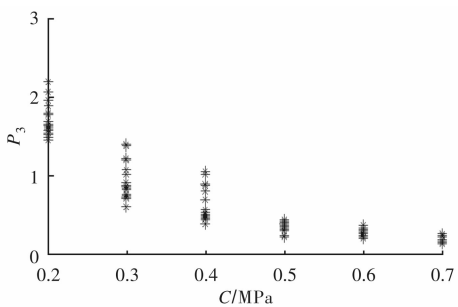
$$0.000\ 83A^2 - 0.12A + 7.4C^2 - 9.5C + 8.37 \tag{17}$$



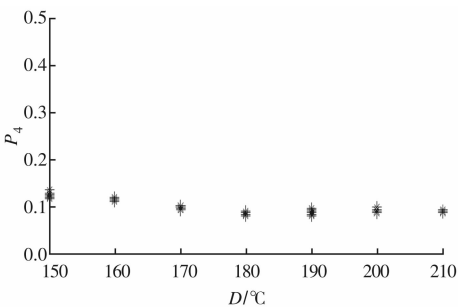
(a) 螺杆转速



(b) 模具温度



(c) 吹胀压力



(d) 模嘴温度

图 2 各工艺参数波动指数散点图

(3)满足质量目标和符合制造单元性能的最佳工艺参数求解。由企业实际需求可知,工艺总波动小于等于 1 时性能良好,设 $Q_{\max} = 1$,通过不等式 $Q \leq Q_{\max}$ 在表 5 中作进一步的筛选,结果如表 6 所示。

由于工艺参数组合数量较多,本文仅列出 6 组用于说明。

由表 6 可知,编号 4~6 的工艺参数集合在满足质量目标的同时符合制造单元性能。此时编号 4~6 的工艺参数集合在满足制造单元性能稳定性的前提下,可再次选取容积质量评价指标 E_y 最小值,即 0.015%的工艺参数组合(73,25.65,0.7,178.94)作为最优工艺参数,从而实现综合质量目标和制造单元性能的工艺参数优化。

表 6 基于制造单元性能指数的工艺参数优化结果

编号	$A/\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$	$B/^{\circ}\text{C}$	C/MPa	$D/^{\circ}\text{C}$	$E_y/\%$	Q	选择情况
1	80.50	42.00	0.70	165.00	0.000 030 4	1.06	不建议
2	70.00	39.50	0.45	176.27	0.067	1.26	不建议
3	80.45	39.23	0.60	163.25	0.046	1.05	不建议
4	73.00	25.65	0.70	178.94	0.015	1.00	建议
5	75.13	27.70	0.68	186.19	0.068	1.00	建议
6	70.00	28.00	0.65	153.00	0.495 6	0.988 5	建议

4 结 论

本文对以挤吹塑产品为代表的一类制造过程的工艺参数设计进行了研究,具有一定应用普适性。针对挤吹塑产品制造过程中工艺参数设计受产品质量要求及制造单元工作状况的双重影响问题,提出了一种考虑制造单元性能的工艺参数优化设计方法。首先基于响应曲面法对产品制造工艺参数进行初步设计,确定了满足质量目标的工艺参数集合,然后综合考虑制造单元性能稳定性进一步优化工艺参数,最后获得同时满足质量要求和制造单元性能两个目标的最佳工艺参数。以挤吹塑制造过程工艺参数优化问题为例对本文提出方法进行验证,结果表明,本文方法与传统只考虑产品质量目标的工艺参数优化方法相比,能够获得更加有效的工艺参数,从而保证了生产效率和稳定性。

参考文献:

[1] 肖永清. 中空吹塑成形技术探讨 [J]. 塑料包装, 2014, 24(6): 10-13.
XIAO Yongqing. Hollow low molding technology [J]. Plastic Packaging, 2014, 24(6): 10-13.

[2] 赖家美, 柳和生, 黄汉雄, 等. 影响挤出吹塑制品质量的成型工艺分析 [J]. 中国塑料, 2004, 18(5): 64-67.
LAI Jiamei, LIU Hesheng, HUANG Hanxiong, et al. Analysis of processing conditions affecting part quality in extrusion molding [J]. China Plastics, 2004, 18(5): 64-67.

[3] 赖家美, 黄汉雄. 挤出吹塑实验研究进展 [J]. 中国塑料, 2002, 16(8): 9-13.
LAI Jiamei, HUANG Hanxiong. Development of extrusion blowing experiment [J]. China Plastics, 2002, 16(8): 9-13.

[4] KALYON D, TAN V, KAMAL M R. The dynamics of parison development in blow molding [J]. Polymer Engineering & Science, 1980, 20(12): 773-777.

[5] BELLET M, CORSINI C, ASSAKER D, et al. A numerical model of the extrusion blow-molding process [J]. Journal of Reinforced Plastics & Composites, 1993, 12(5): 498-505.

[6] 赖家美, 柳和生, 黄汉雄, 等. 3D 挤出吹塑型坯吹胀的数值模拟 [J]. 中国塑料, 2004, 18(1): 85-87.
LAI Jiamei, LIU Hesheng, HUANG Hanxiong, et al. 3D numerical simulation of parison inflation in extrusion blow molding [J]. China Plastics, 2004, 18(1): 85-87.

[7] AGARWAL V, VIMAL J, CHATURVEDI V. Optimization of extrusion blow molding process parameters by grey relational analysis and Taguchi method [J]. International Journal of Research in Engineering & Applied Sciences, 2012, 2(2): 407-417.

[8] RAMANA E V, REDDY P R. Data mining based knowledge discovery for quality prediction and control of extrusion blow molding process [J]. International Journal of Advances in Engineering & Technology, 2013, 6(2): 703-713.

[9] GHANI Z A, YUSOFF M S, ZAMAN N Q, et al. Optimization of preparation conditions for activated carbon from banana pseudo-stem using response surface methodology on removal of color and COD from landfill leachate [J]. Waste Management, 2017, 62: 177-187.

[10] 黄文宗, 孙容磊, 张鹏, 等. 基于响应曲面法的自动铺放工艺参数分析与优化 [J]. 玻璃钢/复合材料, 2013, 40(5): 37-44.
HUANG Wenzong, SUN Ronglei, ZHANG Peng, et al. Analysis and optimization of automatic placement process parameters based on response surface method [J]. Plastics/Composites, 2013, 40(5): 37-44.

[11] WEI F, WU B, ZHANG J, et al. Modification of abandoned fine blue-coke: optimization study on removal of p-nitrophenol using response surface methodology [J]. RSC Advances, 2016, 6(16): 13537-13547.

- [12] BEZERRA M A, SANTELLI R E, OLIVEIRA E P, et al. Response surface methodology (RSM) as a tool for optimization in analytical chemistry [J]. *Talanta*, 2008, 76(5): 965-977.
- [13] 何桢, 王晶, 李湧范. 基于改进的距离函数法的多响应稳健参数设计 [J]. *天津大学学报*, 2010, 43(7): 644-648.
- HE Zhen, WANG Jing, LI Yongfan. An improved generalized distance function approach to multiresponse robust parameter design [J]. *Journal of Tianjin University*, 2010, 43(7): 644-648.
- [14] CHANG L K, CHENG S W, SPIRING F A. A new measure of process capability: C_{pm} [J]. *Journal of Quality Technology*, 1988, 20(3): 162-175.
- [15] 盛骤. 概率论与数理统计 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2008: 106-110.
- [16] 程斌. 自动抛光技术及其工艺参数优化研究 [D]. 辽宁大连: 大连理工大学, 2015: 47-49.
- [17] RASTOGI N K, RASHMI K R. Optimisation of enzymatic liquefaction of mango pulp by response surface methodology [J]. *European Food Research & Technology*, 1999, 209(1): 57-62.
- [18] CZANNER G, SARMA S V, EDEN U T, et al. A signal-to-noise ratio estimator for generalized linear model systems [EB/OL]. [2018-02-02]. http://www.iaeng.org/publication/WCE2008/WCE2008_pp1063-1069.pdf.

(编辑 杜秀杰)

(上接第 56 页)

- [10] JIA Feng, LEI Yaguo, LIN Jing, et al. Deep neural networks: a promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 72/73(1): 303-315.
- [11] SHAO H, JIANG H, ZHAO H, et al. A novel deep autoencoder feature learning method for rotating machinery fault diagnosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 95(3): 187-204.
- [12] 崔江, 唐军祥, 龚春英, 等. 一种基于改进堆栈自动编码器的航空发电机旋转整流器故障特征提取方法 [J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(19): 5696-5706.
- CUI Jiang, TANG Junxiang, GONG Chunying, et al. A fault feature extraction method of aerospace generator rotating rectifier based on improved stacked autoencoder [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(19): 5696-5706.
- [13] WANG L, ZHAO X, PEI J, et al. Transformer fault diagnosis using continuous sparse autoencoder [J]. *SpringerPlus*, 2016, 5(1): 448-463.
- [14] SHAHERYAR A, YIN X, HAO H, et al. A denoising based autoassociative model for robust sensor monitoring in nuclear power plants [J]. *Science and Technology of Nuclear Installations*, 2016, 3(1): 1-17.
- [15] YANG Zhixin, WANG Xianbo, ZHONG Jianhua. Representational learning for fault diagnosis of wind turbine equipment: a multi-layered extreme learning machines approach [J]. *Energies*, 2016, 9: 379.
- [16] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C]//32nd International Conference on Machine Learning. Cambridge, MA, USA: IMLS, 2015: 448-456.
- [17] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [18] KINGMA D P, BA J L. Adam: a method for stochastic optimization [EB/OL]. [2018-04-01]. <http://arxiv.org/pdf/1412.6980v8.pdf>.
- [19] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing coadaptation of feature detectors [J]. *Computer Science*, 2012, 3(4): 212-223.
- [20] Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing data file [EB/OL]. [218-01-11]. <http://cse-groups.case.edu/bearingdatacenter/home>.

(编辑 杜秀杰)