

采用组合算法的注塑制品翘曲变形预测

王博^{1,2}, 蔡安江¹, 孟广慧³, 李锋², 赵东平²

(1. 西安建筑科技大学机电工程学院, 710055, 西安; 2. 西安航空学院飞行器学院, 710077, 西安;
3. 西安航空学院材料工程学院, 710077, 西安)

摘要: 为提高对注塑制品翘曲变形的预测能力,以笔记本电脑电池盖为例,提出采用组合算法对注塑制品翘曲变形进行预测。首先,利用注塑成型模拟软件对电池盖进行9次模拟实验,获得其在工程推荐工艺参数下的翘曲变形量。以此为样本数据,通过最优权值系数将BP神经网络、灰色理论和遗传算法进行有效组合,建立3种组合预测模型,与3种单一预测模型共同对电池盖的翘曲变形量进行预测。其次,根据平方和误差、平均绝对误差和平均相对误差3种预测误差评价指标,对6种预测模型的预测结果进行对比分析。最后,通过电池盖的实际制造验证组合预测方法的准确性。研究表明:组合预测模型的准确性优于单一预测模型,其中组合算术平均模型的预测结果与实际测量值最为接近,最大误差不超过5%,能够实现对塑件翘曲变形的准确预测。该预测方法可为注塑制品翘曲变形的预测提供新思路。

关键词: 组合算法;翘曲变形;注塑成型

中图分类号: TH164 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202008011 **文章编号:** 0253-987X(2020)08-0084-07



OSID 码

Warpage Deformation Prediction of Injection Products with Combinatorial Algorithm

WANG Bo^{1,2}, CAI Anjiang¹, MENG Guanghui³, LI Feng², ZHAO Dongping²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China; 2. School of Aircraft, Xi'an Aeronautical University, Xi'an 710077, China;
3. School of Materials Engineering, Xi'an Aeronautical University, Xi'an 710077, China)

Abstract: To improve the predictive ability of warpage deformation of injection products, a new combination algorithm was proposed taking a notebook battery cover as the example. Simulation experiments were performed nine times on the battery cover using injection molding simulation software to obtain the warpage amount under the recommended engineering process parameters. The sample data, BP neural network, grey theory and genetic algorithm were effectively combined by the optimal weight coefficient to construct three combined forecasting models, together with three single prediction models to predict the warpage amount of the battery cover. Then based on the three kinds of prediction error evaluation indexes, the prediction results of six models were compared and analyzed according to the square sum error, average absolute error and average relative error. Finally, the accuracy of the combinatorial algorithm was verified by the battery cover manufacturing. The results show that the accuracy of the combined prediction model is better than that of single prediction model. The prediction result of the combined

arithmetic average model gets the closest to the actual measuring value, and the maximum error is not more than 5%. The proposed combination prediction method can accurately predict the warpage amount of plastic parts.

Keywords: combination algorithm; warpage deformation; injection molding

近年来,随着塑料工业的高速发展,注塑制品被不断地应用于各类精密产品中^[1],因而对于制品尺寸精度的要求也达到了一个全新的高度。翘曲变形是注塑制品在成型过程中必然出现的物理现象,且过大的翘曲变形会使制品的尺寸精度严重偏离设计要求而失去其使用价值^[2]。因此,提前预测出制品的翘曲变形量已成为业界研究的一个重点。造成注塑制品产生翘曲变形的根本原因是成型过程中制品产生的不均匀收缩^[3]。导致不均匀收缩的主要因素有制品结构、模具结构和成型工艺参数^[4]。如能提前预测出制品的翘曲变形量,便可及时对这些主要因素进行调整,以达到提高制品尺寸精度的目的。

目前,针对注塑制品翘曲变形量的预测模型主要有 Kriging 代理模型、遗传算法、粒子群算法、灰色理论以及人工神经网络等^[5-7]。但是,采用单一的预测模型,由于模型自身的缺陷和局限性,往往出现预测效果不佳的状况。本文应用最优权值系数,将 BP 神经网络、灰色理论和遗传算法进行有效组合,并根据算术平均法、平方和平均法、比例平均法 3 种数学方法,分别建立组合算术平均预测模型、组合平方和平均预测模型和组合比例平均预测模型,对注塑制品的翘曲变形进行预测,弥补了单一预测方法存在的片面性和不稳定性^[8],提高了预测精度与可靠性。在制品成型前精准预知制品成型后的翘曲变形量,可起到防患于未然的作用。

1 组合预测模型

Bates 和 Granger 于 1969 年首次提出了组合预测方法^[9],随后组合预测的思想得到了国内外学者的普遍认同,并将组合预测方法应用于许多领域的预测研究中^[10-12]。传统的预测往往采用单项预测方法进行,经常会出现针对同一事件的预测如采用的预测方法不同预测效果不同的情况。但每一种单项预测方法在数据处理方面都有自己的可取之处,只是由于预测系统的复杂性,采用单一预测方法对事件进行预测就存在了片面性和不稳定性^[13]。组合预测则是将不同的预测方法进行有效组合,充分利用各预测方法的优点,扬长避短,使预测精度得到大幅提高。前人在构建组合预测模型时,常利用算术平均

的数学方法^[14-15],但在实际应用中,不同建模方法所构建的组合预测模型的预测结果也不尽相同,预测精度方面也存在着差异,由于缺少对组合模型建模过程的讨论,导致其预测结果的说服力不够^[16-17]。因此,本文对于组合模型的建模过程,提出算术平均法、平方和平均法、比例平均法 3 种建模方法。

设 $y(1), y(2), \dots, y(n)$ 为一实际工程问题的历史数据,利用已有数据来预测未来数据 $y(n+1)$ 。设第 i 种预测方法的预测值为 $f_i, i=1, 2, \dots, n; \omega_i$ 为第 i 种方法的权值系数, $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$; 设组合方法的总预测值为 Y^* , 预测的目标是预测值越接近真值越好,即预测值与真值间的误差 J 最小化, $\min J$ 可用不同的算式表达,通过对其求一阶导数,可求得模型的方程式。

对于广义组合算术平均预测,为了综合利用单项预测方法所提供的信息,希望组合预测方法的组合预测值与 m 个单项预测方法预测值的 p 次幂误差平方和加权算术平均达到最小,这可用来反映组合预测方法和 m 个单个预测方法的逼近程度^[18]。当 p 取值为 1、1/2、-1 时,分别构造如下 3 种组合预测模型。

(1) 组合算术平均预测

$$\min J = \sum_{i=1}^n \omega_i (Y - f_i)^2 \quad (1)$$

令 $\frac{\partial J}{\partial Y} = 0$, 整理变形后, 得到

$$Y = \sum_{i=1}^n \omega_i f_i = \omega_1 f_1 + \omega_2 f_2 + \dots + \omega_n f_n \quad (2)$$

记作 y^a 。

(2) 组合平方和平均预测

$$\min J = \sum_{i=1}^n \omega_i (Y^2 - f_i^2) \quad (3)$$

令 $\frac{\partial J}{\partial Y} = 0$, 整理变形后得到

$$Y = \sqrt{\sum_{i=1}^n \omega_i f_i^2} = \sqrt{\omega_1 f_1^2 + \omega_2 f_2^2 + \dots + \omega_n f_n^2} \quad (4)$$

记作 y^b 。

(3) 组合比例平均预测

$$\min J = \sum_{i=1}^n \omega_i \left(1 - \frac{f_i}{Y}\right)^2 \quad (5)$$

令 $\frac{\partial J}{\partial Y} = 0$, 整理变形后得到

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i f_i^2}{\sum_{i=1}^n \omega_i f_i} = \frac{\omega_1 f_1^2 + \omega_2 f_2^2 + \cdots + \omega_n f_n^2}{\omega_1 f_1 + \omega_2 f_2 + \cdots + \omega_n f_n} \quad (6)$$

记作 y^c 。

(4) 确定最优权值系数

设第 i 种方法的预测误差 $e_{it} = y_t - f_{it}$, 加权平

均预测值 $f_t = \sum_{i=1}^n \omega_i f_{it}$, 组合预测误差 $e_t = y_t - f_t$

$= \sum_{i=1}^n \omega_i e_{it}$, n 个预测模型线性组合的权值系数向量

$\mathbf{W} = [\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_n]^T$, $\mathbf{E}_i = [e_{i1}, e_{i2}, \cdots, e_{in}]^T$ 为 i 种

方法的预测误差, 预测误差的矩阵为 $[\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2, \cdots,$

$\mathbf{E}_n]$, 组合预测误差平方和为 $J = \sum_{t=1}^n e_t^2 = \mathbf{W}^T \mathbf{E}_{(n)} \mathbf{W}$,

预测误差信息矩阵为

$$\mathbf{E}_{(n)} = \mathbf{e}^T \mathbf{e} = \begin{bmatrix} E_{11} & E_{12} & \cdots & E_{1n} \\ E_{21} & E_{22} & \cdots & E_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ E_{n1} & E_{n2} & \cdots & E_{nn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

并假定其为正矩阵, 有

$$E_{ij} = E_{ji} = \mathbf{E}_i^T \mathbf{E}_j \quad (8)$$

$$E_{it} = E_{ji} = \mathbf{E}_i^T \mathbf{E}_t = \sum_{i=1}^N e_{it}^2 \quad (9)$$

令 $\mathbf{R}_n = (1 \ 1 \ \cdots \ 1)^T$, 在给出 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$ 的约束条件下, 得到最优权值系数为^[19]

$$\mathbf{W}^* = \frac{\mathbf{E}_{(n)}^{-1} \mathbf{R}_n}{\mathbf{R}_n^T \mathbf{E}_{(n)}^{-1} \mathbf{R}_n} \quad (10)$$

2 在注塑制品翘曲变形预测中应用

2.1 材料及样品

虽然影响注塑制品翘曲变形的因素有制品结构、模具结构和成型工艺参数, 但在工程实际中, 制品的结构受制与产品的设计要求, 往往很难更改, 并且更改模具结构会使制造成本大幅提高。因此, 调整成型工艺参数是改善制品翘曲变形量的最佳途径^[20]。本文利用 Moldflow 软件模拟制品的注塑成型过程, 得到制品的翘曲变形量作为实验数据。

选取笔记本电脑电池盖为例, 其外形尺寸为 $207 \text{ mm} \times 55 \text{ mm} \times 16 \text{ mm}$, 平均壁厚为 0.9 mm , 材

料选择为 Lexan 公司的聚碳酸酯(PC), 材料牌号为 BPL1000, 密度为 1.2 g/cm^3 , 缩水率为 0.35% ^[21]。塑件的结构形状如图 1 所示。

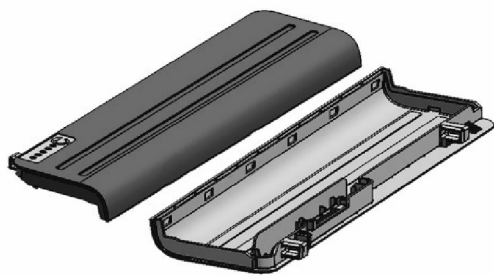


图1 笔记本电池盖塑件结构形状图

2.2 实验方案

将塑件导入 Moldflow 进行网格划分、设置浇注系统、冷却系统和成型工艺参数后, 进行模拟仿真就可获得塑件的翘曲变形量。本文注塑模具的浇注系统选用潜伏式牛角浇口进浇, 5 个进浇点, 可以在模具打开时或在脱模瞬间, 借助一个特殊的刃口, 使浇口从成型塑件上切断。由于这种设计浇口的横断面比牛角末端进料浇口的横断面大, 在注射期间能较长时间保压, 并能防止喷射现象^[22]。为了使塑件受热均匀和提高生产效率, 在公模模仁上同时设置冷却水路, 冷却介质为水, 母模侧设置双层水路, 两层水路都直接贯穿于母模仁底部且在空间上互相垂直, 每层 6 条水路公模侧同样设置双层水路, 两层水路都围绕产品一周, 两层水路在空间上平行, 每层 1 条水路^[23]。有限元分析模型具体如图 2 所示。

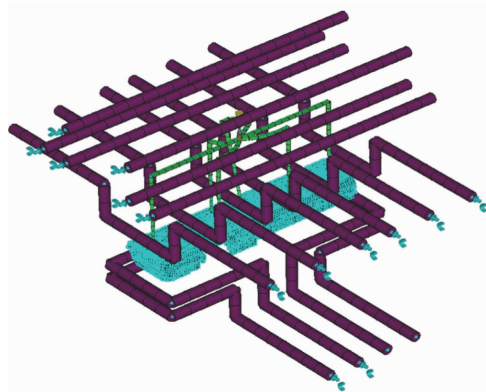


图2 塑件有限元分析模型

2.3 实验参数设置

对塑件的翘曲变形进行预测, 选择合理的样本至关重要。因此, 选用工艺人员根据 PC 料的特性结合实际经验推荐的 9 组成型工艺参数组合作为本次实验的样本, 即注塑温度 (T_1)、模具温度 (T_2)、注塑时间 (t_1)、保压时间 (t_2)、保压压力 (P) 作为考察

因素^[24],分别简称为因素 A、B、C、D、E。表 1 为模拟实验所得的 9 组笔记本电脑电池盖注塑成型时产生的翘曲变形量,分别采用 BP 神经网络预测模型(y_1)、灰色理论预测模型(y_2)、遗传算法预测模型(y_3)和组合预测模型(y^a, y^b, y^c),对不同成型工艺参数下的制品翘曲变形量进行预测,并对 6 种预测模型进行比较分析。

表 1 模拟仿真所得翘曲变形量

序号	A(T_1) /℃	B(T_2) /℃	C(t_1) /s	D(t_2) /s	E(P) /MPa	翘曲量 /mm
1	260	50	0.4	1.0	70	2.452
2	265	55	0.6	1.5	75	1.919
3	270	60	1.0	2.0	80	1.620
4	275	65	1.2	2.5	85	1.417
5	280	70	1.4	3.0	90	1.262
6	285	75	1.6	3.5	95	1.543
7	290	80	1.8	4.0	100	1.727
8	295	85	2.0	4.5	105	2.025
9	300	90	2.2	5.0	110	2.612

组合算法的分析流程如图 3 所示,通过调整单个预测模型的权值系数建立组合预测模型,求出最优权值系数使误差输出达到期望值,进而确定目标组合预测模型。

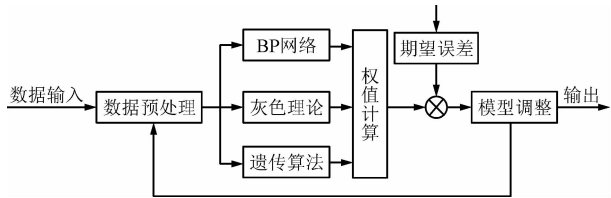


图 3 组合预测学习模式

由于篇幅原因,对 $y_1、y_2、y_3$ 的计算过程不再赘述,只对组合预测模型(y^a, y^b, y^c)进行详细说明。

将由 BP 神经网络预测模型、灰色理论预测模型和遗传算法预测模型进行预测后得到的预测值代入式(7),通过计算得到预测误差信息矩阵,再由式(10)计算得出最优权值矩阵

$$\mathbf{W}^* = \begin{bmatrix} 0.529\ 6 \\ 0.048\ 6 \\ 0.421\ 9 \end{bmatrix}$$

(11)

由式(2)(4)(6)可知,3 种组合预测模型分别为

$$y^a = 0.529\ 6y_1 + 0.048\ 6y_2 + 0.421\ 9y_3$$

(12)

$$y^b = \sqrt{0.529\ 6y_1^2 + 0.048\ 6y_2^2 + 0.421\ 9y_3^2}$$

(13)

$$y^c = \frac{0.529\ 6y_1^2 + 0.048\ 6y_2^2 + 0.421\ 9y_3^2}{0.529\ 6y_1 + 0.048\ 6y_2 + 0.421\ 9y_3}$$

(14)

将 $y_1、y_2、y_3$ 的翘曲变形预测值代入式(12)~(14),即可得到 3 种组合预测模型的翘曲变形预测值 $y^a、y^b、y^c$,6 种模型的翘曲变形预测结果如表 2 所示。

表 2 6 种模型的翘曲变形预测结果 mm

序号	y_1	y_2	y_3	y^a	y^b	y^c
1	2.221	2.016	1.983	2.111	2.114	2.117
2	1.876	2.121	1.976	1.930	1.931	1.932
3	1.653	1.772	1.457	1.576	1.581	1.583
4	1.525	1.492	1.336	1.444	1.447	1.450
5	1.670	1.535	1.337	1.523	1.532	1.540
6	1.783	1.692	2.121	1.921	1.929	1.937
7	2.019	1.846	1.537	1.807	1.822	1.837
8	1.818	2.725	2.364	2.093	2.114	2.136
9	3.273	2.819	1.989	2.711	2.780	2.852

3 预测结果分析与物理实验验证

3.1 预测结果分析

采用平方和误差、平均绝对误差和平均相对误差 3 种预测误差评价指标,分析表 2 中 6 种预测结果的优劣。其中,平方和误差可以反映预测数据与模拟数值的离散状况,平均绝对误差可以反映预测数据与模拟数值的整体偏离状况,平均相对误差可以反映预测数据的准确度,表达式如下

$$\delta_1 = \sum_{k=1}^n (x_k - \hat{x}_k)^2$$

(15)

$$\delta_2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x_k - \hat{x}_k|$$

(16)

$$\delta_3 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{|x_k - \hat{x}_k|}{x_k} \times 100\%$$

(17)

式中: n 为预测数据总数; x_k 为数值模拟所得翘曲变形值; $\hat{x}_k$ 为第 k 组数据的预测值。

由式(15)~(17)并配合表 2 中的数据,通过计算可得出对于 6 种预测模型的误差分析状况,如表 3 所示。同时,作出 6 中预测模型所对应的 3 种误差的单项数据变化情况,分别如图 4~6 所示。

表 3 6 种预测模型误差分析结果

预测模型	δ_1/mm^2	δ_2/mm	$\delta_3/\%$
y_1	0.857	0.247	13.52
y_2	0.903	0.257	13.74
y_3	1.135	0.286	14.76
y^a	0.351	0.145	8.45
y^b	0.384	0.159	9.07
y^c	0.429	0.172	9.73

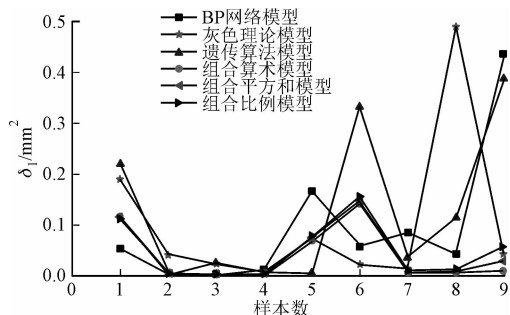


图4 误差平方和项比较

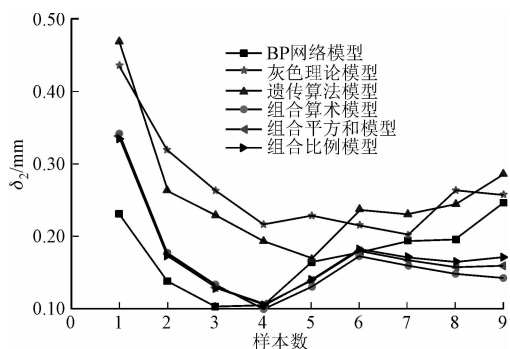


图5 绝对误差项比较

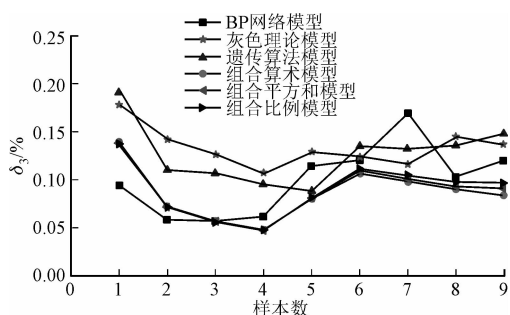


图6 相对误差项比较

由表3及图4~6可看出,在平方和误差项中, y_1 、 y_2 、 y_3 的平方和误差 δ_1 分别为0.857、0.903、1.135 mm²,3种组合预测模型 y^a 、 y^b 、 y^c 的平方和误差分别为0.351、0.384、0.429 mm,相较于单个预测模型,组合预测模型的离散度低,预测效果的差异性小。对3种组合预测模型进行纵向比较,组合算术平均模型的 δ_1 为0.351 mm,小于其余两种组合预测模型的 δ_1 ,可知其离散度更低,预测效果的差异性最小。

在绝对误差项中, y_1 、 y_2 、 y_3 的绝对误差 δ_2 分别为0.247%、0.257%、0.286%,3种组合预测模型 y^a 、 y^b 、 y^c 的平方和误差分别为0.145、0.159、0.172 mm,相较于单个预测模型,组合预测模型的预测值与模拟数据更为贴近,预测稳定性好。对3种组合预测模型进行纵向比较,组合算术平均模型的 δ_2 为

0.145 mm,要小于其余两种组合预测模型的 δ_2 ,可知其预测稳定性最好。

在相对误差项中, y_1 、 y_2 、 y_3 的相对误差 δ_3 分别为13.52%、13.74%、14.76%,3种组合预测模型 y^a 、 y^b 、 y^c 的相对误差分别为8.45、9.07、9.73 mm,相较于单个预测模型,组合预测模型的预测准确性更高。对3种组合预测模型进行纵向比较,组合算术平均模型的 δ_3 为13.52 mm,要小于其余两种组合预测模型的 δ_3 ,可知其预测准确性最优。

综上所述,组合预测模型对于塑件翘曲变形的预测表现优于单个预测模型,组合算术平均模型的预测表现优于组合平方和模型和组合比例模型。构建组合预测模型,既可以最大限度的避免BP神经网络陷入极小解而导致预测精度降低的问题,又可以改善灰色理论预测模型可靠性不高的缺点,并且减小了遗传算法模型由于随机搜索而导致稳定性差的情况。因此,采用组合预测模型对塑件的翘曲变形进行预测,在预测精度、可靠性、稳定性方面都要优于单一的预测模型。

3.2 物理实验验证

选用住友SE130HSZ注塑机,将模具装于注塑机上,在料筒中装入提前烘干好的聚碳酸酯(PC)塑料原料,成型工艺参数设置为表1中的参数,进行零件的实际制造,如图7所示,生产出的电池盖如图8所示。随机抽取9件样品,在恒温下放置2 h,再将电池盖放置到专用的夹具上利用三坐标测量仪对测量其翘曲变形量,测量时小数点后第3位是估读数,

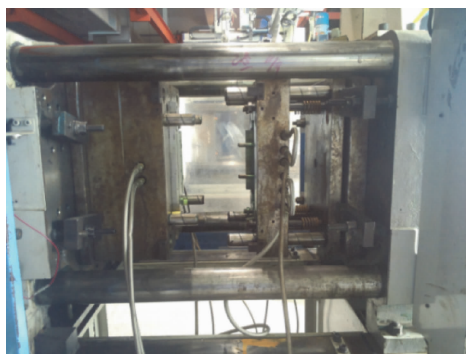


图7 零件的实际制造场景



图8 生产的电池盖实物图

精确到小数点后第 2 位。将测量值与组合算术平均预测模型的预测值进行比较,可以看出预测值与实际值十分接近,最大误差不超过 5%,证明了预测方法的准确性和模具结构的合理性,如表 4 所示。

表 4 翘曲变形量测量值和预测值的比较

样品	实际测量值/mm	预测值/mm
1	2.193	2.111
2	2.019	1.930
3	1.603	1.576
4	1.478	1.444
5	1.515	1.523
6	1.899	1.921
7	1.836	1.807
8	2.112	2.093
9	2.719	2.711

4 结 论

对注塑制品翘曲变形的精准预测是传统注塑成型行业转入智能注塑行业的一个关键步骤,采用组合预测模型是实现翘曲变形预测的一种新方法。本文应用最优权值系数矩阵,依据算术平均法、平方和平均法、比例平均法,分别建立 3 种组合预测模型,对塑件的翘曲变形量进行预测,并与传统单一预测模型的预测表现进行比较分析。结果表明,组合预测模型的预测效果好于单一预测模型,组合算术平均预测模型的预测效果为 3 种组合预测模型中的最佳,能够实现对塑件翘曲变形的准确预测。通过组合预测模型的预测,可在制造之前获得塑件准确的翘曲变形量,便于及时调整成型工艺参数,提高塑件的成型质量,使制造成本和效率得到大幅度的提高。此方法可为注塑制品翘曲变形的预测提供新的思路与理论支持。

参考文献:

[1] 廖正品. 我国塑料制品行业现状及发展热点分析 [J]. 塑料工业, 2013, 41(S1): 6-15.
LIAO Zhengpin. China's plastic products industry status and development hot spot analysis [J]. China Plastics Industry, 2013, 41(S1): 6-15.

[2] 何芳芳,周洲,蒋炳炎. 纤维增强塑料注射成型熔体流动性及纤维取向预测 [J]. 复合材料学报, 2013, 30(S1): 128-133.
HE Fangfang, ZHOU Zhou, JIANG Bingyan. Prediction of melt flowability and fiber orientation for fiber reinforced polymer injection molding [J]. Acta Materi-

ae Compositae Sinica, 2013, 30(S1): 128-133.

[3] 江青松. 纤维增强聚合物复合材料注塑成型理论与实验研究 [D]. 南昌: 南昌大学, 2017: 9-11.

[4] 花少震, 孟凡净. 注塑成型喷射现象的实验及数值研究 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(9): 88-95.
HUA Shaozhen, MENG Fanjing. Experimental and numerical research on jetting phenomenon during injection molding [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(9): 88-95.

[5] AHMADI DASTJERDI A, MOVAHHEDY M R, AKBARI J. Optimization of process parameters for reducing warpage in selected laser sintering of polymer parts [J]. Additive Manufacturing, 2017, 18: 285-294.

[6] YIN F, MAO H J, HUA L, et al. Back propagation neural network modeling for warpage prediction and optimization of plastic products during injection molding [J]. Materials & Design, 2011, 32(4): 1844-1850.

[7] SONG Y Y, GANDHI U, PÉREZ C, et al. Method to account for the fiber orientation of the initial charge on the fiber orientation of finished part in compression molding simulation [J]. Composites: Part A Applied Science and Manufacturing, 2017, 100: 244-254.

[8] 唐小我. 组合预测计算方法研究 [J]. 预测, 1991, 10(4): 35-39, 74.
TANG Xiaowo. Study of computing method of combination forecasting [J]. Forecasting, 1991, 10(4): 35-39, 74.

[9] BATES J M, GRANGER C W J. The combination of forecasts [J]. Journal of the Operational Research Society, 1969, 20(4): 451-468.

[10] 杨廷方, 刘沛, 李浙, 等. 应用新型多方法组合预测模型估计变压器油中溶解气体浓度 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(31): 108-113.
YANG Tingfang, LIU Pei, LI Zhe, et al. A new combination forecasting model for concentration prediction of dissolved gases in transformer oil [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(31): 108-113.

[11] 原思聪, 李超, 安峰, 等. 基于组合算法的金属铣削毛刺预测 [J]. 工程设计学报, 2013, 20(1): 39-43.
YUAN Sicong, LI Chao, AN Feng, et al. A metal milling burr prediction based on combination algorithm [J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2013, 20(1): 39-43.

[12] 王清洁, 李超, 温强, 等. 组合算法在金属切削力预测中的应用 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2013(12): 14-17.

- WANG Qingjie, LI Chao, WEN Qiang, et al. A cutting force prediction based on combination algorithm [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2013(12): 14-17.
- [13] PALM F C, ZELLNER A. To combine or not to combine? issues of combining forecasts [J]. *Journal of Forecasting*, 1992, 11(8): 687-701.
- [14] HIBON M, EVGENIOU T. To combine or not to combine; selecting among forecasts and their combinations [J]. *International Journal of Forecasting*, 2005, 21(1): 15-24.
- [15] HE K J, YU L A, LAI K K. Crude oil price analysis and forecasting using wavelet decomposed ensemble model [J]. *Energy*, 2012, 46(1): 564-574.
- [16] 段妮妮. 基于组合预测方法的趋势预测研究与应用 [D]. 成都: 西华大学, 2009: 1-14.
- [17] CLAESKENS G, MAGNUS J R, VASNEV A L, et al. The forecast combination puzzle: a simple theoretical explanation [J]. *International Journal of Forecasting*, 2016, 32(3): 754-762.
- [18] 陈华友. 组合预测方法有效性理论及其应用 [M]. 北京: 科学技术出版社, 2008: 126-132.
- [19] 钟波, 肖智, 周家启. 组合预测中基于粗糙集理论的权值确定方法 [J]. *重庆大学学报(自然科学版)*, 2002, 25(7): 127-130.
- ZHONG Bo, XIAO Zhi, ZHOU Jiaqi. Determination to weighting coefficient of combination forecast based on rough set theory [J]. *Journal of Chongqing University (Natural Science Edition)*, 2002, 25(7): 127-130.
- [20] 丁智平, 黄达勇, 荣继刚, 等. 长玻纤增强复合材料注塑成型构件强度分析 [J]. *材料工程*, 2018, 46(4): 111-119.
- DING Zhiping, HUANG Dayong, RONG Jigang, et al. Strength analysis of long glass fiber reinforced composite injection molding components [J]. *Journal of Materials Engineering*, 2018, 46(4): 111-119.
- [21] 马之庚, 陈开来. 工程塑料手册: 材料卷 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2004: 111-119.
- [22] 张国强. 注塑模设计与生产应用 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2007: 29-30.
- [23] 王克俭, 曹国荣, 杨光威, 等. 聚碳酸酯光学制品注塑成型的残余应力 [J]. *高分子材料科学与工程*, 2018, 34(2): 88-92.
- WANG Kejian, CAO Guorong, YANG Guangwei, et al. Residual stress in polycarbonate optical injection molded products [J]. *Polymer Materials Science & Engineering*, 2018, 34(2): 88-92.

(编辑 杜秀杰)

科技部要求: 实行代表作制! 鼓励发表“三高”论文, 国内期刊不低于 1/3

2020年2月23日, 科技部正式印发《关于破除科技评价中“唯论文”不良导向的若干措施(试行)》通知。明确要求破除“唯论文”论的不良导向, 打造中国高质量科技期刊。论文评价实行代表作制度, 提高高质量论文考核评价权重。

文件明确了许多新的评价考核标准: 基础研究类论文评价实行代表作制度, 其中国内科技期刊论文原则上不少于 1/3。首次提出鼓励发表“三类高质量论文”, 对于“三类高质量论文”的研究成果, 可按高质量成果进行考核评价。

三类高质量论文具体包括:

- (1) 具有国际影响力的国内科技期刊的论文;
- (2) 业界公认的国际顶级或重要科技期刊的论文;
- (3) 在国内外顶级学术会议上进行报告的论文。

上述期刊、学术会议的具体范围由本单位的学术委员会本着少而精的原则确定, 其中, 具有国际影响力的国内科技期刊参照中国科技期刊卓越行动计划入选期刊目录确定。对于“三类高质量论文”的研究成果, 可按高质量成果进行考核评价。

文件还指出, 加强论文发表支出管理。建立与破除“唯论文”导向相适应的资金管理措施, 从严控制论文资助范围, 从紧管理论文发表支出。对于国家科技计划项目产生的代表作和“三类高质量论文”, 发表支出可在国家科技计划项目专项资金按规定据实列支, 其他论文发表支出均不允许列支。