

研究论文

注塑机工艺参数的智能设置与优化

赵 朋, 周华民, 李 阳, 李德群

(华中科技大学材料成形与模具技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对工艺人员的试模思路, 混合使用实例推理、代理模型和模糊推理技术, 建立一种描述注塑机工艺参数设置与优化全过程的混合智能模型。首先采用实例推理技术模拟工艺人员设置初始工艺参数时的“借鉴”思维, 在实例推理失败的情况下, 采用代理模型模拟工艺人员的“直觉”思维设置初始工艺参数, 然后将初始参数用于试模, 最后利用模糊推理技术实现工艺人员不断修正缺陷、优化工艺参数的思维过程。基于上述智能模型开发出了相应的软件系统, 并通过与控制器的通讯实现与注塑机的集成, 实际案例验证表明该系统正确有效, 可应用于实际生产。

关键词: 注射成型; 实例推理; 代理模型; 模糊推理; 注塑机; 工艺参数优化

中图分类号: TQ 320

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2009) 11-2854-08

Intelligent setting and optimization of process parameters for injection molding machine

ZHAO Peng, ZHOU Huamin, LI Yang, LI Dequn

(State Key Laboratory of Material Processing and Die & Mould Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China)

Abstract: Based on the molding operator's thought during the molding trial-runs, a hybrid intelligent model employing case-based reasoning, surrogate model and fuzzy inference was constructed. First, the idea of case-based reasoning was adopted for the initial process parameters setting, which simulated the molding operator's behavior that one often recalls previous cases and sets the initial process parameters of the current one by referring to the previous ones. If the case-based reasoning failed to set the initial process parameters, a surrogate model was applied to determine the initial process parameters, which imitated a skilled operator's "know-how" and intuitive sense acquired through long-term experience. Then, the molding trial would be run on the molding machine. Finally, a fuzzy inference based on expert knowledge was developed for correcting defects and optimizing process parameters during the molding trial run until the part quality was found satisfactory. A corresponding intelligent system was developed to be integrated with injection machine by communicating with the controller, and experimental studies showed that the intelligent system could be used in a shop-floor production environment.

Key words: injection molding; case-based reasoning; surrogate model; fuzzy inference; injection molding machine; process parameters optimization

2009-04-03 收到初稿, 2009-08-13 收到修改稿。

联系人: 周华民。第一作者: 赵朋 (1983-), 男, 博士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50875095); 教育部博士点基金项目 (20060487056)。

Received date: 2009-04-03.

Corresponding author: Prof. ZHOU Huamin, hmzhou@hust.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (50875095) and the Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (20060487056).

引 言

塑料注射成型工艺参数的优选方法一直是国内外学者的研究热点,有些学者采用注射成型模拟软件对成型工艺进行优化,但是,模拟软件的数值计算时间长,难以满足实际生产的效率^[1]。为了替代耗时的模拟软件,也有些学者构建了多种代理模型,如神经网络^[2-3]、支撑向量机^[4]、灰色系统理论^[5]、Kriging 模型^[6]和高斯过程^[7]等,为了保证上述代理模型的性能,需要充足而正确的学习样本进行训练,而学习样本的收集是一项庞大而复杂的工作,从而限制了上述模型在实际生产中的应用。另外还有很多学者将人工智能的方法引入到工艺优化领域,如 Kwong 等^[8]研究了基于实例推理的工艺参数设置方法;Shelesh-Nezhad 等^[9]重点讨论了实例推理过程中实例的修正策略;He 等^[10]和 Lau 等^[11]提出了用于注射工艺参数设置的模糊-神经模型;郁滨等^[12]采用了基于规则的模糊推理来消除产品缺陷;Tan 等^[13]提出了修正产品缺陷的模糊多目标优化方法。但是,实例推理方法很难保证推理得到的工艺参数能生产出合格产品,单纯的缺陷修正模糊系统需要有经验的工艺人员设置初始工艺参数,而模糊-神经模型则需要大量的学习样本,从而导致上述研究仅局限于原理和方法上的探索,在工程实践上未能进入实用阶段。

注塑机工艺参数和产品质量之间存在非线性、强耦合性和时变性的关系,难以获得其精确的数学模型,属于弱理论、强经验领域,而人工智能和软计算技术对人类思维进行建模,对处理弱理论、强经验领域中的问题有很大优势^[14]。本文从塑料注射过程的系统特征出发,结合实例推理、代理模型和模糊推理技术的特点和处理问题的优势,建立一种描述注塑机工艺参数设置与优化全过程的混合智能模型,实现对工艺人员试模思路的有效模拟,用于注塑机工艺参数的智能设置和优化。

1 混合智能建模

工艺人员在采用尝试法设置和优化注塑机工艺参数时,通常首先回忆、比较、借鉴过去类似的方案,施之以适当的修改作为首次试模的工艺参数(初始工艺参数),若无相似方案可借鉴,一般根据塑料材料性能和模具型腔特征进行直观判断,设置认为合适的初始工艺参数。然后依靠生产经验和专

业知识,根据试模过程中出现的缺陷对工艺参数进行循环的调整,从而消除缺陷获得高质量的产品。针对工艺人员的试模思路,本文混合使用实例推理、代理模型和模糊推理技术,建立注塑机工艺参数智能设置与优化全过程的混合智能模型。首先采用实例推理和代理模型技术分别模拟工艺人员的“借鉴”与“直觉”思维获得产品的初始工艺参数,并将其用于试模,然后利用模糊推理技术实现工艺人员不断修正缺陷、优化工艺参数的思维过程。整个智能模型主要分为两个部分:初始工艺设置和缺陷修正与工艺优化。智能模型整体框架如图 1 所示。

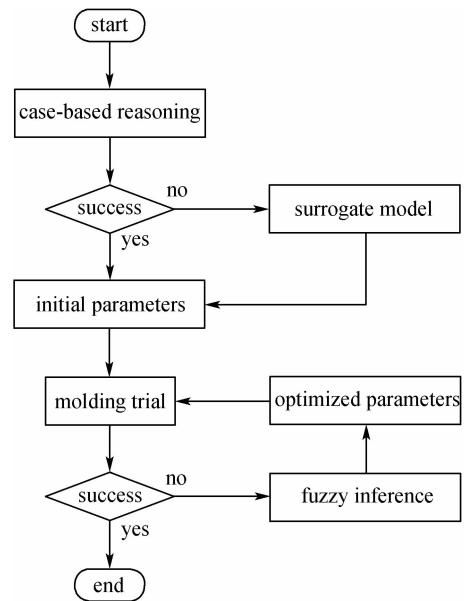


图 1 智能模型整体框架

Fig. 1 Architecture of integrated intelligent model

2 初始工艺设置

2.1 基于实例推理的初始工艺设置

在实际生产中,型腔特征和塑料性能决定了工艺参数的大小,因此,型腔几何尺寸和塑料性能参数可作为实例的问题特征,而合格的工艺参数作为实例的解决方案。实例表征如式(1)所示。

$$\text{case}[(C, P), S] = \text{case} \{ [(c_1, c_2, \dots, c_m), (p_1, p_2, \dots, p_n)], (s_1, s_2, \dots, s_k) \} \quad (1)$$

式中 $C = (c_1, c_2, \dots, c_m)$, 为有限非空型腔几何尺寸集,包括流动长度、平均壁厚、体积等; $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$, 为有限非空塑料性能参数集,包括流变性能参数、PVT 参数和热性能参数

等; $S = (s_1, s_2, \dots, s_k)$, 为有限非空工艺参数集, 包括注射温度、注射时间、注射压力、保压压力、保压时间和冷却时间等。

目标实例与源实例的相似度分为型腔特征局部相似度 $s_c(i)$ 和塑料性能局部相似度 $s_p(j)$, 本文采用式 (2) 来度量实例的相似度 S 。

$$S = \sum_{i=1}^m [W_i \times s_c(i)] \times \sum_{j=1}^n [\nu_j \times s_p(j)] \quad (2)$$

式中 W_i 和 ν_j 为权值系数。考虑到 $s_c(i)$ 和 $s_p(j)$ 各属性因子均为数值型, 可采用式 (3) 计算各局部相似度 s

$$s = \frac{1}{1 + \lambda \times |x_{obj} - x_{src}|} \quad (3)$$

式中 x_{obj} 为目标实例的属性因子值; x_{src} 为源实例对应的属性因子值; λ 为灵敏度系数, 通过调整 λ 的大小进而调整局部相似度之间的区分度^[15]。

在得到各源实例的相似度后, 采用最相邻近策略进行实例检索。实例检索得到的相似实例需要进行实例修正操作, 以便更好地满足目标实例的要求。若最相似实例与目标实例的相似度大于 0.95, 则认为最相似实例与目标实例基本吻合, 采用实例吸取的修正策略, 即直接将最相似实例的工艺参数作为目标实例的解, 不作任何修正。若相似实例有多个并满足形成实例矩阵的要求, 则可采用实例矩阵的修正策略。在塑料性能相似的情况下, 流动长度 (L) 和平均壁厚 (H) 较突出地反映了目标实例的问题特征。因此, 选择 L 和 H 分别作为横轴和纵轴, 各相似实例的工艺参数如注射压力 (P_{inj})、注射时间 (t_{inj})、保压压力 (P_{hold}) 和保压时间 (t_{hold}) 等作为流长和壁厚的函数, 形成实例坐标系下的实例矩阵如图 2 所示, 如图所示, 每个方块表示一个相似实例。实例矩阵涵盖了一定流长和壁厚范围内的问题空间, 目标实例的解决方案可在问题空间中插值求得。

若相似实例的个数为 0 或相似实例既不满足实例吸取策略也不满足实例矩阵策略的条件, 则基于实例推理的初始工艺参数设置失败。

2.2 基于代理模型的初始工艺设置

在实例推理失败的情况下, 本文提出一种基于简化流动模型的代理模型用于模拟产品质量与工艺参数、塑料性能和型腔特征之间的复杂关系, 并根据一定的优选准则来设置初始工艺参数。

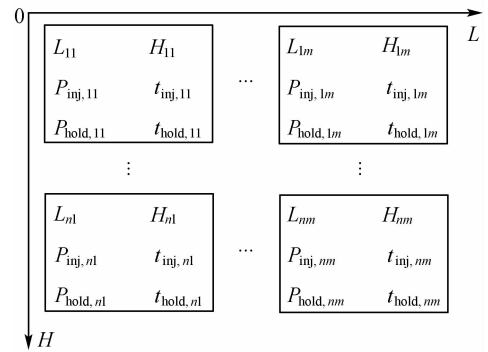


图 2 实例矩阵

Fig. 2 Illustration of case matrix

考虑到型腔压力、熔体温差以及注射时间是影响产品质量和生产效率的重要参数^[16], 在成型过程中型腔压力应尽可能低, 熔体温度应均匀一致, 在产品质量相差不大的情况下, 较短的注射时间可以提高产品的生产效率, 相应的优化模型为

$$\begin{aligned} \min F(X) &= \omega_1 P_{cavity} + \omega_2 \Delta T_m + \omega_3 t_{inj} \quad (4) \\ \text{s. t.} \quad &X_k^L \leq X_k \leq X_k^U \end{aligned}$$

式中 X 为设计变量, 定义了工艺参数, 包括注射温度 T_0 、模具温度 T_w 和注射时间 t_{inj} , X_k^L 和 X_k^U 分别是设计变量的下界和上界; P_{cavity} 、 ΔT_m 和 t_{inj} 为优化目标值, 分别代表型腔压力、熔体温差和注射时间, 为了消除量纲的影响, 各优化目标值均归一到 $[0, 1]$ 之间; ω_1 、 ω_2 、 ω_3 均为权值系数, 权值系数的值根据各优化目标的重要程度来确定。

大多数塑料件都是壁厚均匀的薄壁产品, 根据型腔的几何特征和浇口位置确定型腔的最大流动长度和平均壁厚, 并将产品对应的复杂型腔按照体积相等原则简化成端部带浇口的矩形平板。引入合理的假设与简化条件, 从黏性流体力学的基本方程可导出简化流动模型的控制方程

$$\frac{\partial}{\partial z} \left(\eta \frac{\partial u}{\partial z} \right) - \frac{\partial P}{\partial x} = 0 \quad (5)$$

$$\rho c_p \left(\frac{\partial T}{\partial t} + u \frac{\partial T}{\partial x} \right) = K \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} + \eta \left(\frac{\partial u}{\partial z} \right)^2 \quad (6)$$

$$Q = W \int_{-H/2}^{H/2} u dz \quad (7)$$

式中 u 为 x 方向的流速, P 、 T 、 t 、 Q 分别表示压力、温度、时间和流量, η 、 ρ 、 c_p 和 K 分别为熔体黏度、密度、比热容和热导率, W 和 H 分别为型腔的等效宽度和厚度。

本文采用有限差分法求解上述控制方程并预测注射结束时刻的型腔压力和熔体温差^[17], 在型腔

壁厚方向 (z 方向) 和流动方向 (x 方向) 引入差分离散网格, 假设熔体的流动关于型腔中心层 ($z=0$) 对称, 仅考虑中心层上半部分的流动过程, 在流动方向采用迎风格式的向后差分, 壁厚方向采用中心差分格式。

基于实例推理或代理模型获得的初始工艺参数均为理论参数, 需要根据注塑机的结构和规格转换为注塑机可以识别的机器参数。

3 缺陷修正与工艺优化

试模过程中, 产品可能同时存在多个缺陷 D_i ($i=1, 2, \dots, m$), 对缺陷 D_i 的修正需要调整一个或多个工艺参数 P_j ($j=1, 2, \dots, n$), 缺陷类型决定了工艺参数调整的方向, 而其调整量 ΔP_j 受缺陷程度和上次试模过程中该工艺参数大小 (工艺参数当前值) 的制约。本文建立基于知识的模糊推理系统优化工艺参数实现产品缺陷的智能修正, 工艺参数的调整方向采用基于规则的推理判断, 而模糊推理机制用于求解工艺参数的调整幅度。缺陷修正与工艺优化的计算框架如图 3 所示, 缺陷类型和程度以及工艺参数当前值作为模糊推理系统的输入, 工艺参数的调整量作为模糊推理系统的输出, 系统对多个缺陷的处理采用“分而治之”的策略, 并最终进行冲突消解和合并, 得到各工艺参数的综

合调整量。图中“adjustor ij ”表示实施缺陷 D_i 对工艺参数 P_j 调整的模糊推理子系统。

3.1 模糊规则设计

模糊推理系统采用如下形式的模糊 if-then 规则: if x is A and y is B then z is C 。其中, x 是语言变量“缺陷程度”, y 为语言变量“工艺参数当前值大小”, z 为语言变量“工艺参数的调整幅度”, A 、 B 、 C 分别是论域 X 、 Y 、 Z 上定义的语言值。 A 描述缺陷程度, 其术语集合为 {严重、中等、轻微}; B 描述工艺参数当前值大小, 其术语集合为 {大、中、小}; C 描述工艺参数调整量的幅度, 其术语集合为 {很大、大、较大、适中、较小、小、很小}。为符合人类思维对输入空间划分的直观理解, 采用如式 (8) 所示的参数化三角形隶属函数定义各术语集合中的语言值。

$$\text{triangle}(x, a, b, c) = \max\left[\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right] \quad (8)$$

3.2 模糊推理机制

模糊推理系统采用“多个前件多条规则”的推理形式, 并使用极大-极小算子作为 T 范式和 T 协范式算子的 Mamdani 模糊推理模型^[14], 其推理流程如图 4 所示, 规则中的符号含义如前所述, C' 为描述工艺参数最终调整幅度的语言值, z 为参数调整幅度的精确数值, $x=A'$ 或 $x=x_0$ 、 $y=y_0$ 为事实, 即模型输入。

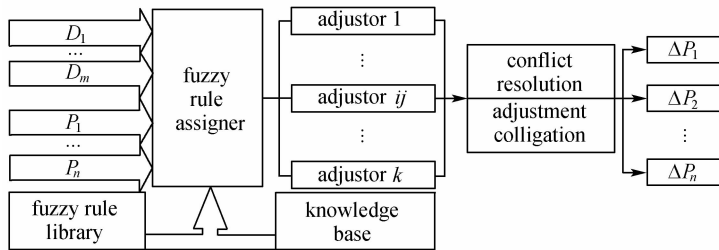


图 3 缺陷修正与工艺优化计算框架

Fig. 3 Main frame of defects correction and process parameters optimization

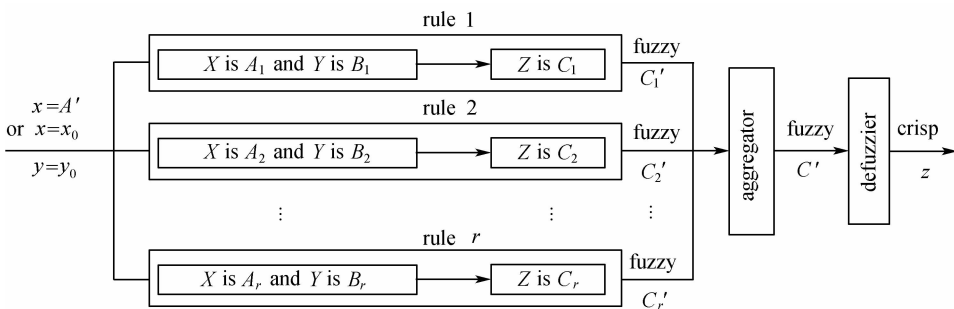


图 4 模糊推理模型的结构

Fig. 4 Block diagram of fuzzy inference model

对于单条模糊规则“ $A_k \times B_k \rightarrow C_k$ ”可转换为一个基于模糊隐含函数表达的三元模糊关系 R_k

$$R_k(A_k, B_k, C_k) = \int_{X \times Y \times Z} \mu_{A_k}(x) \wedge \mu_{B_k}(x) \wedge \mu_{C_k}(x) / (x, y, z) \quad (9)$$

单条模糊规则的推理结果 C'_k 可表示为

$$C'_k = (A' \times B') \cdot R_k \quad (10)$$

对于多条规则的情形，推理模型将单条规则推理得到的结果进行集结，输出的模糊集合表达了工艺参数的调整幅度

$$C' = (A' \times B') \cdot \bigcup_{k=1}^r R_k = \bigcup_{k=1}^r [(A' \times B') \cdot R_k] = \bigcup_{k=1}^r C'_k \quad (11)$$

集结输出的模糊集合 C' 需经过解模糊得到工艺参数调整幅度的精确值 z ，本文采用面积中心法 Z_{COA} 进行求解。

4 系统验证

根据上述模型与方法，在 Microsoft Visual C++ 编译环境下开发出了塑料注射工艺参数智能设置与优化系统，并采用 Winsock 编程，利用注塑机控制器上标准的 TCP/IP 通讯接口与控制器进行通讯，实现了与注塑机的集成。

4.1 简化流动模型的验证

简化流动模型的预测结果包括型腔压力和熔体温差，其中型腔压力容易测量而熔体温差难以测量，本文通过比较注射结束时型腔压力的预测值和实验值来验证简化流动模型的正确性。如图 5 所示，实验模具型腔为矩形盒子，其最大流动长度为 110.0 mm，平均壁厚是 2.6 mm，采用直接浇口，其中标记为“●”的位置为熔体压力测试点（压力传感器位置）。实验材料选择 GPPS，其对应的材料参数 ρ 、 c_p 和 K 分别为 $954.12 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-3}$ 、 $1700 \text{ J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{C}^{-1}$ 和 $0.14 \text{ W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{C}^{-1}$ ，黏度 η 参

数模型的相关参数 n 、 τ^* 、 D_1 、 D_2 、 D_3 、 A_1 和 A_2 分别为 0.1、61400 Pa、 $2.32 \times 10^9 \text{ Pa} \cdot \text{s}$ 、373.15 K、 $0 \text{ K} \cdot \text{Pa}^{-1}$ 、21.363 K 和 51.6 K。

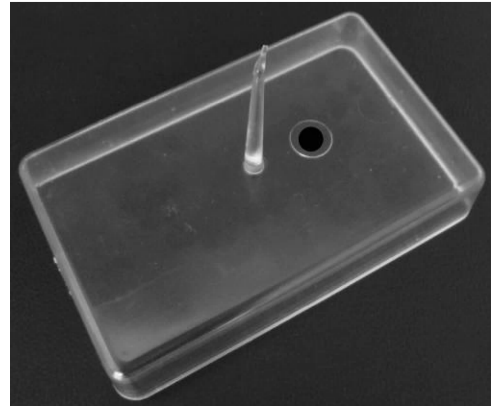


图 5 实验产品的照片

Fig. 5 Photograph of product

本实验构造的有限差分网格如图 6 所示，厚度和长度方向的网格数分别为 8 和 100。不同工艺参数下简化流动模型预测的型腔压力值与实验值的对比如表 1 所示，数据表明型腔压力的预测值与实验值吻合较好，相对误差限只有 8.41%，因此，将简化流动模型作为代理模型用于初始工艺的设置是切实可行的。

4.2 系统功能验证

为验证系统的整体功能，选取某模具企业的实际产品进行实验，产品如图 7 所示，型腔体积为 13.9 cm^3 ，流动长度为 180.55 mm，平均壁厚为 1.71 mm。塑料材料选用 PP，注塑机型号为 HTL140。

设置相似度阈值为 0.85，没有检索到相似实例，实例推理失败。注射温度和模具温度采用材料的推荐值，它们分别为 230 C 和 50 C ，构造简化流动模型通过搜索优化目标函数的最小值得到优选的注射时间为 1.4 s，并基于简化流动模型计算得到

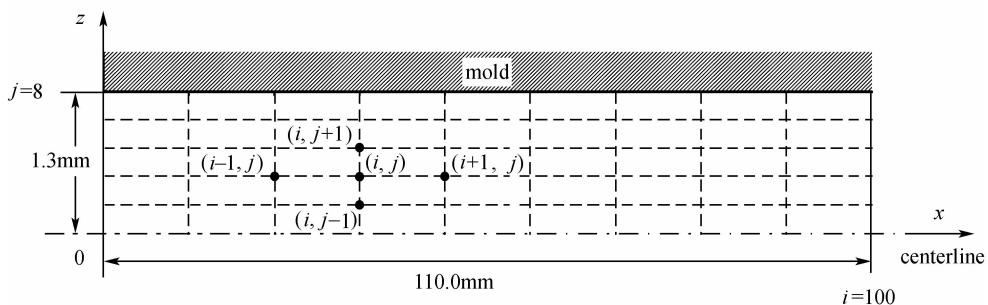


图 6 有限差分网格

Fig. 6 Schematic diagram for finite difference grid

表 1 型腔压力的预测值与实验值

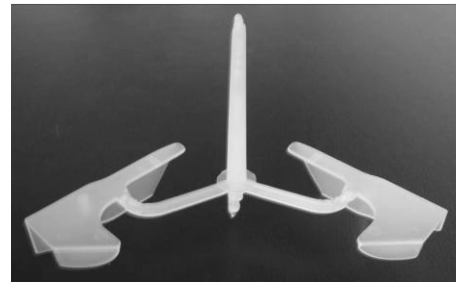
Table 1 Predicted cavity pressure and experimental data

Process parameter			Cavity pressure/MPa		Relative error/%
$T_0/^\circ\text{C}$	$T_w/^\circ\text{C}$	t_{inj}/s	Experimental	Predicted	
210	40	1.7	10.1	10.6	-4.95%
220	40	1.7	9.47	9.69	-2.32%
230	40	1.7	8.82	8.81	0.11%
240	40	1.7	8.28	7.95	3.99%
220	20	1.7	10.04	10.12	-0.80%
220	30	1.7	9.8	9.91	-1.12%
220	50	1.7	9.16	9.46	-3.28%
220	40	0.9	8.32	9.02	-8.41%
220	40	1.2	8.78	9.25	-5.35%
220	40	2.8	11.03	10.65	3.45%

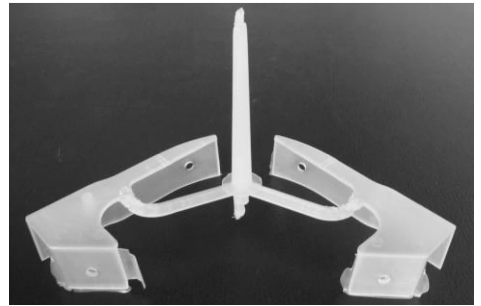
上述工艺参数下所需的注射压力为 15.0 MPa，主要工艺参数的初始参数见表 2，首次试模后，产品出现中等程度的“欠注”缺陷，用户反馈缺陷类型和缺陷程度，经过模糊推理得到第一次调整后的工艺参数（表 2），上传到注塑机控制器，再次试模，出现轻微的“飞边”缺陷，再次反馈缺陷的类型和程度，经过模糊推理得到第二次调整的工艺参数（表 2），上传到控制器进行试模，“飞边”缺陷消除，产品基本合格，得到了优化的工艺参数，图 7 (a) ~ (c) 依次为 3 次试模得到的产品。

4.3 系统性能验证

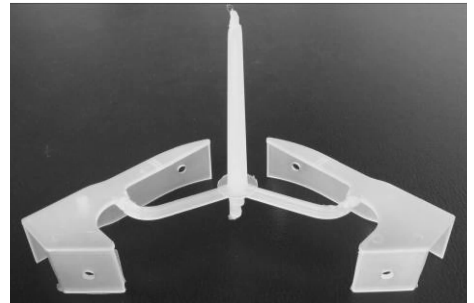
该案例是某模具企业生产的 10 L 润滑油油桶，塑料材料为 PP，一模一腔，采用直接浇口，产品质量为 398.0 g，平均壁厚为 1.5 mm，流动长度为 368.0 mm，注塑机型号为 HTW730B。工艺人员尝试了 15 模成功获得合格产品，智能系统仅用了 2 模就成功获得合格产品。图 8 为两种方法获得的最终产品图，由于保压参数设置不合理，人工试模得到的最终产品存在明显的缩痕，而智能系统获



(a) the 1st molding trial



(b) the 1st adjustment



(c) the 2nd adjustment

图 7 试模产品的照片

Fig. 7 Photographs of molded part

得的最终产品壁厚均匀、产品饱满，质量明显优于人工试模的最终产品。

5 结 论

传统的注塑机工艺参数设置方法主要是尝试

表 2 主要工艺参数优化过程

Table 2 Optimized process of main process parameters

Process parameter	Injection temperature / $^\circ\text{C}$	Injection pressure /MPa	Injection speed /%	Injection stroke /mm	Injection time/s	Packing pressure /MPa	Packing time/s	Cooling time/s
1st molding trial (initial setting)	230.0	15.0	30.0	16.3	1.4	15.0	14	5.0
2nd molding trial (1st adjustment)	236.0	27.0	40.0	32.3	2.0	15.0	15.0	5.0
3rd molding trial (2nd adjustment)	233.0	21.0	35.0	32.3	2.0	15.0	15.0	5.0



(a) molded by molding personnel



(b) molded by intelligent system

图 8 试模最终产品对比

Fig. 8 Final part molded in different methods

法, 从而导致生产周期长、费用高, 产品质量难以保证等问题。本文针对工艺人员的试模思路, 结合实例推理、代理模型和模糊推理技术在处理弱理论、强经验领域问题的优势, 建立了一种描述注塑机工艺参数设置与优化完整过程的混合智能模型。

实例推理解决问题的思维符合工艺人员在设置初始工艺时回忆、比较、借鉴过去类似方案的思路, 可用于设置注塑机初始工艺参数。型腔压力和熔体温差是反映注塑产品质量的两项重要质量指标, 将简化流动模型作为代理模型, 并基于一定的优化准则优选工艺参数, 实现实例推理失败时注塑机初始工艺参数的设置。模糊推理技术是以自然语言表示知识和信息的计算工具, 适合解决缺陷修正过程中缺陷的程度常常不能精确描述的问题。

实际生产案例表明, 基于上述模型开发的塑料注射工艺参数智能设置与优化系统可实现注塑机工艺参数的自动设置与产品缺陷的智能消除, 与基于经验的“尝试法”相比, 智能化系统大大缩短了工艺设置周期, 降低了生产成本, 提高了产品质量。

References

- [1] Mok S L, Kwong C K, Lau W S. Review of research in the determination of process parameters for plastic injection molding. *Advances in Polymer Technology*, 1999, **18** (3): 225-236
- [2] Shen C Y, Wang L X, Li Q. Optimization of injection molding process parameters using combination of artificial neural network and genetic algorithm method. *Journal of Materials Processing Technology*, 2007, **183** (2/3): 412-418
- [3] Zhang Xiang (张响), Tong Shuiguang (童水光), Li Qian (李倩), Wang Lixia (王利霞), Dong Jinhu (董金虎). Soft computing applied to gas-assisted injection molding process optimization. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2008, **59** (2): 508-513
- [4] Zhou J, Turng L S, Kramschuster A. Single and multi objective optimization for injection molding using numerical simulation with surrogate models and genetic algorithms. *International Polymer Processing*, 2006, **21** (5): 509-520
- [5] Wang Pengcheng (王鹏程), Yao Tao (姚涛). The optimization and prediction of pressure of injection molding based on GM (1, 1). *Journal of Inner Mongolia University of Technology* (内蒙古工业大学学报), 2004, **23** (3): 201-204
- [6] Gao Yuehua (高月华), Wang Xicheng (王希诚). Warpage optimization and influence factor analysis of injection molding. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2007, **58** (6): 1575-1580
- [7] Zhou J, Turng L S. Process optimization of injection molding using an adaptive surrogate model with Gaussian process approach. *Polymer Engineering and Science*, 2007, **47** (5): 684-694
- [8] Kwong C K, Smith G F, Lau W S. Application of case based reasoning in injection molding. *Journal of Materials Processing Technology*, 1997, **63** (1/2/3): 463-467
- [9] Shelesh-Nezhad K, Siores E. An intelligent system for plastic injection molding process design. *Journal of Materials Processing Technology*, 1997, **63** (1/2/3): 458-462
- [10] He W, Zhang Y F, Lee K S, Fuh J Y H, Nee A Y C. Automated process parameter resetting for injection molding: a fuzzy-neuro approach. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1998, **9** (1): 17-27
- [11] Lau H C W, Wong T T, Pun K F. Neural-fuzzy modeling of plastic injection molding machine for intelligent control. *Expert Systems with Applications*, 1999, **17** (1): 33-43
- [12] Yu Bin (郁滨), Zhong Hanru (钟汉如), Zhong Muliang (钟慕良), Mao Zongyuan (毛宗源), Yuen M M F. Research on intelligent method of defect correction for

- injection part. *China Mechanical Engineering* (中国机械工程), 2001, **12** (6): 624-628
- [13] Tan K H, Yuen M M F. A fuzzy multi-objective approach for minimization of injection molding defects. *Polymer Engineering and Science*, 2000, **40** (4): 956-971
- [14] Jang J S R, Sun C T, Mizutani E. *Neuro-fuzzy and Soft Computing: a Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. New Jersey: Prentice Hall Inc., 1997
- [15] Zhou Ying (周英), Gan Zhong (甘忠), Zhang Xianjie (张贤杰). Similarity calculation method of plastic injection part. *Aeronautical Manufacturing Technology* (航空制造技术), 2008 (7): 87-90
- [16] Wang Dexiang (王德翔), Liu Laiying (刘来英), Wang Zhenbao (王振宝), Zhou Huamin (周华民), Li Dequn (李德群). Optimization of injection mold process parameters based on artificial neural network technology. *Die and Mould Technology* (模具技术), 2001 (6): 1-4
- [17] Zhao Peng (赵朋), Zhou Huamin (周华民), Yan Bo (严波), Li Dequn (李德群). Fast prediction of the injection pressure and melt temperature during injection molding. *China Plastics* (中国塑料), 2007, **21** (9): 53-56