

研究论文

基于模腔压力的注塑过程注射速度
设定曲线优化

李 闯¹, 王福利^{1,2}, 刘 阳¹, 常玉清^{1,2}

(¹ 东北大学信息科学与工程学院; ² 东北大学流程工业综合自动化教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 注塑成型中, 把熔前速度恒定(熔体均匀填充模具)作为设定注射速度参数的重要依据。针对熔前速度无法测量问题, 提出对于一类注塑制品, 用模腔压力随时间线性增加来近似熔前速度恒定。其次, 利用实验数据, 设计并建立了模腔压力递归神经网络(RNN)模型。在此基础上, 提出一种注射速度设定曲线的分级优化策略, 其中曲线分级是利用 Douglas-Peucker 方法自动确定速度分级数目和位置, 优化过程则采取基于滑动窗口的迭代优化方法来实现。实验结果表明, 该优化方法可以根据模腔复杂程度自动选择合适的注射曲线分级数目, 并且其优化精度较常规等间隔分级优化方法更高。

关键词: 模腔压力; 注射速度曲线; Douglas-Peucker 方法; 迭代优化

中图分类号: TQ 320.662

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2010) 05-1163-06

Optimization of injection velocity profile in injection
molding based on cavity pressure

LI Chuang¹, WANG Fuli^{1,2}, LIU Yang¹, CHANG Yuqing^{1,2}

(¹ School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, Liaoning, China;

² Key Laboratory of Process Industry Automation of Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110004, Liaoning, China)

Abstract: Uniform melt front (MFV) velocity throughout the filling of the mold cavity is recommended as the design criterion for injection profile. Due to the difficulty of measuring MFV, a criterion that cavity pressure followed a ramp with time was proposed as an approximate substitute to constant MFV in this study. Then a recurrent neural network was developed for estimating the cavity pressure from online measurable variables, based on which the profile problem was transformed to an optimization problem for the predicted cavity pressure to track a given ramp. Subsequently the velocity profile was treated as a piecewise ramp one with respect to the increment of screw stroke, and its turning points and the slopes of each section were the optimization variables. The Douglas-Peucker method was introduced to determine the number and positions of separation points of the profile and an iterative optimization method with sliding window was presented to solve the optimization problem. Experimental results showed that this optimization method could automatically give the number of pieces of injection velocity profile and its precision of optimization was higher than the regular optimization method with equal fixed intervals.

Key words: cavity pressure; injection velocity profile; Douglas-Peucker method; iterative optimization

2009-09-23 收到初稿, 2010-01-25 收到修改稿。

联系人: 王福利。**第一作者:** 李闯 (1982-), 男, 博士研究生。

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目 (2009CB320601); 国家自然科学基金项目 (60774068)。

Received date: 2009-09-23.

Corresponding author: Prof. WANG Fuli, wangfuli@ise.neu.edu.cn

Foundation item: supported by the National Basic Research Program of China (2009CB320601) and the National Natural Science Foundation of China (60774068).

引 言

一个典型的注塑成型过程可分为注射、保压和冷却三个阶段。在注射阶段,料筒内已塑化的高温塑料熔体在螺杆的推动下,经流道、浇口注入封闭的型腔,直至充满型腔约 95% 为止。整个注射过程通常在几秒内完成,约占整个注塑生产循环周期的 5%,甚至更少。尽管注射过程非常短暂,但其对注塑产品的质量性能有着重要的影响。注射速度设定的不合理将导致熔体前沿流动速度(以下简称熔前速度)不稳,产生收缩不均、翘曲、甚至局部烧焦等缺陷^[1-2]。

研究表明,理想的填充模式为,整个充填过程中熔体以固定的熔前速度填充制品,并能同时到达模具型腔的各个角落^[2]。其中,后者主要与浇口的位置有关,这在模具的设计阶段就已决定。而前者则可通过注射速度设定进行在线调节,从而保证固定的熔前速度,这便是本文研究的问题。

然而,由于熔体在封闭的模腔中进行,在模腔形状未知的情况下,熔前速度通常是无法检测的。Chen 等^[3]研制出了熔料在模腔内填充位移的电容传感器,它能有效地在线检测出熔体在模腔内的填充位移和速度。但是,由于电容传感器安装较复杂、增加模具生产成本,且检测精度易受干扰,文献所提方法在生产实际中很难推广。郁滨等^[4]通过保持熔体沿充模方向的压力梯度保持恒定,来设定最优注射速度曲线。然而,实际测量梯度时,螺杆位置被用于替代不可测的熔体充模长度,这使得优化结果在理论上偏离真实值。此外,还有通过数值模拟技术来获取熔前速度的方法^[5-7],但这类方法都需要预先知道模腔的形状,而且优化结果准确与否取决于所用机理模型的精确程度,然而建立一个精确的机理模型是非常困难的。

对于速度曲线的优化问题,Chen 等^[8-9]先建立熔前速度软测量模型,之后将注射曲线划分为等间隔的固定级数,最后利用序贯二次规划方法进行优化。但是对于形状多样的模具,等间隔划分方法在一定程度上限制了速度曲线的变化,当然通过增加分级段数可以更精确地描述速度曲线,但这样会增加优化的计算负担,并且实际注塑机对分级数都有一定的限制,不可能无限制增加级数。Zhang 等^[10]通过一次恒定注射速度实验得到的填充位移曲线,自动确定与实验模具相对应的注射速度曲线

分级位置。该方法属于不等间隔分级法,能根据模腔形状更合理地确定分级位置。但最优速度曲线的分级特征点往往较填充位移曲线的分级特征点更多,利用后者来简单地代替前者,往往不能充分描述最优注射速度曲线,从而降低优化结果的精度。

本文针对一类注塑制品,首先根据机理分析,提出以模腔压力是否随时间线性上升,作为模腔是否均匀填充判定依据。其次,通过实验数据,建立模腔压力的 RNN 模型来近似注射填充过程。之后,基于此模型,提出一种基于 Douglas-Peucker 曲线特征提取方法和滑动窗口的分级迭代优化策略,该方法先优化出近似最优速度曲线,再利用 Douglas-Peucker 方法对该曲线进行特征提取,确定曲线分级数和分级点近似位置,随后通过迭代优化方法获得精确最优注射速度曲线。最后,通过实验说明了该方法较常规等间隔分级优化方法的优势。

1 熔体的均匀填充

注射阶段熔体在模腔内的运动属于压力流动。为简化问题,对熔体填充如图 1 所示的矩形模腔,作如下假设:

- (1) 模具是薄壁的,即模腔厚度 $2H$ 远小于宽度 W ;
- (2) 熔体不可压缩,且其流动为等温流动;
- (3) 质量力和惯性力忽略不计。

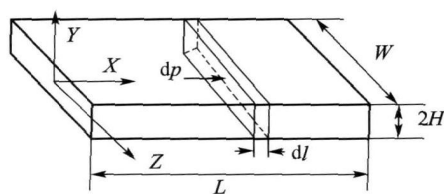


图 1 矩形模腔

Fig. 1 Rectangular mold cavity

取模腔长度 L 方向上 dl 长的微元,其两侧压力梯度为

$$\frac{dp}{dl} = \frac{k}{H} \left[\frac{(2n+1)}{2nWH^2} Q \right]^n \quad (1)$$

这里 n 代表非牛顿流变指数; k 代表熔体黏度系数,它是熔体温度和剪切速率的函数; Q 代表熔体的体积流速^[11]。

令 v_f 代表熔体前沿的平均流速,即熔前速度,那么显然

$$Q = 2WHv_f \quad (2)$$

$$dl = v_f dt \quad (3)$$

将式 (2) 和式 (3) 代入式 (1) 中可得

$$v_f^{1+\frac{1}{n}} = \frac{n}{2n+1} \left(\frac{dp}{k dt} \right)^{\frac{1}{n}} H^{1+\frac{1}{n}} \quad (4)$$

由式 (4) 可知, 如果认为 n 与 k 近似不变, 对于截面积为矩形的薄壁制品, 在厚度不变条件下, 只要保证 $\frac{dp}{dt}$ 恒定, 就可以保证 v_f 恒定。换言之, 对于薄壁制品, 只要其薄厚不变, 通过调整注射速度设定, 使模腔压力随时间线性增加, 就能保证薄壁制品的均匀填充。

2 模腔压力 RNN 模型

2.1 建模变量的选择

在模具和注射材料固定的条件下, 模腔压力 P 是熔体在模具内熔体流速的反映。那么与熔体流速最相关的输入变量是螺杆位置 SD 和注射速度 IV , 前者可反映模具形状变化的位置, 后者决定熔体流速的快慢。熔体温度和模具温度对熔前速度也有影响, 但通过实验数据观察, 其值在注射过程中变化不大, 所以未被选为输入。此外, 由于模腔压力的累积作用, 建模时不仅要选择其当前时刻 n 的采样值 CP_n , 还要选择前 k 时刻的采样 CP_{n-k} 作为输入, 才能得到合理的预测值, 这里 k 称为 CP 的阶次。因此本文要建立的是一个 ARMA 模型, 它是一个非线性动态模型。

2.2 RNN 模型

递归神经网络 (RNN) 是拟合非线性动态函数关系的有力工具, 设计模腔压力 RNN 的关键是确定输入阶次、网络结构和网络权值^[12]。在训练和测试数据已知的前提下, 这里采用凑试法, 寻找使测试数据泛化误差达到最小的各输入变量阶次和网络结构, 而网络权值的训练则采用 Levenberg-Marquart 优化方法。

离线优化注射速度时, 还需要给出与注射速度 IV 对应的螺杆位置 SD , 来预测模腔压力 CP 。由于 IV 与 SD 之间的关系相对简单, 这里使用线性模型对其预测, 用凑试法确定模型阶次, 用最小二乘方法对模型参数进行拟合^[10]。

3 注射速度的优化方法

3.1 注射速度曲线优化问题

由于优化对象是一条无穷维的速度曲线, 所以

必须对其降维才能实施优化。由于速度曲线的差异, 每次注射时间会不同, 但此时对应的熔体填充量是相同的, 因此可按螺杆行程 (填充量) 把速度曲线分为 m 级。令初始注射速度为 v_0 , 自模腔压力上升时刻 t_0 开始进入第 1 级, 速度在第 1 级随时间线性变化, 变化斜率为 R_1 , 到达螺杆行程 S_1 后, 转为 2 级, 以此类推, 直至填充完成。令该时刻为 t , 那么连续的注射速度曲线 C 可简化为 m 级的分段折线, 且该折线可表示为 $2m$ 维向量

$$C = [v_0 \ R_1 \ R_2 \ \cdots \ R_m \ S_1 \ S_2 \ \cdots \ S_{m-1}] \text{ or } C = [R \ S]$$

其中, $R = [v_0 \ R_1 \ R_2 \ \cdots \ R_m]$, $S = [S_1 \ S_2 \ \cdots \ S_{m-1}]$ 。

这样速度曲线优化问题就可以描述为

$$\min_{R, S} \int_{t_0}^{t_f} [RNN(R, S, t) - \text{slope}(t - t_0)]^2 dt \quad (5)$$

3.2 迭代优化

仿真经验表明, 序贯二次规划 (SQP) 方法更适用于变化斜率 R 的优化, 而单纯形法则适于 S 的优化。因此这里把问题 (5) 拆分为两阶段进行, 先固定 S 对 R 优化, 再固定 R 对 S 优化, 如此循环, 直至满足收敛准则。

此外, 在进行固定 S 对 R 优化时, 由于模腔压力的累积作用, 那么第 i 级模腔压力曲线 P^i , 只跟第 i 级速度曲线 C^i 及其之前级的速度曲线有关。并且一旦前 i 级速度曲线优化好, 即前 i 级模腔压力曲线已达到设定, 那么在优化 P^{i+1} 时, 就不需要再改变之前的速度优化结果, 只要优化 C^{i+1} 就可以了。但实际上由于动态模型为 k 阶, 还需要改变 C^i 甚至更前面的速度曲线来调整 P^{i+1} 。

这样就可以把原优化问题拆分成若干子优化问题求解。具体来说, 就是从前向后, 每次只优化连续的 M 级速度曲线, 完成后再一级级向后滑动, 直到所有级都优化完。这里将这种优化方法称为滑动窗口法, 采用该方法可以降低优化问题的维数, 大大提高优化计算速度和优化结果精度。

3.3 速度曲线的自动分级

速度曲线分级多少应与被充填模腔形状复杂程度有关, 模腔形状越复杂分级点越多。恒定注射速度注射时, 模腔形状的变化可以反映在熔体充填长度位置或喷嘴 (模腔) 压力的拐点上, 这些拐点信息可用于指导分级位置点选取^[4, 10]。但通过这种方法选取特征点常出现遗漏, 从而降低优化精度, 因为真实注射速度曲线的特征点往往多于上述的充填长度曲线拐点。

为了更全面地定位速度最优曲线特征点, 这里先利用 RNN 模型初步优化出速度曲线, 然后用这个解来选取特征点, 显然该结果更能代表最优曲线的特征。这里选取 Douglas-Peucker 矢量曲线特征提取方法^[13], 用于对已知矢量曲线分级点的提取定位。通过调整该方法的分级精度参数 δ , 得到特征点由少到多的一系列原始曲线的插值曲线, 再从中挑选出能足够表达最优速度曲线的一组特征点, 作为速度曲线分级点。

3.4 算法流程

注射速度曲线离线智能分级优化算法可分为 4 步。

(1) 给出设定模腔压力曲线 $P_s = \text{slope}(t - t_0)$ 。

(2) 获得初步优化曲线 C_0 。先把速度曲线等间隔分为 m 级得到 S^0 , m 应超过注塑机注射速度最大分级数。在 S^0 下使用滑动窗口 SQP 方法优化得 R^0 , 窗口包含优化级数 M 应与模型输入阶次有关。至此得到曲线 $C_0 = [R^0, S^0]$ 。

(3) 提取特征插值曲线 C_1 。使用 Douglas-Peucker 方法, 通过调整分级精度参数 δ , 获得 C_0 的一组插值曲线 C_0^i , i 表示 C_0^i 里含有分级点的数目。设定阈值 σ , 从 C_0^i 中挑选出集合

$$\{C_0^i \mid \|C_0^i - C_0\| < \sigma\} \quad (6)$$

其中 $\|\cdot\|$ 代表两条曲线上所有对应采样点速度值的均方根偏差 (RMSE)。再从集合式 (6) 中挑选出最小 i 对应的一组插值曲线 $C_1 = [R^1, S^1]$, S^1 即为最优速度曲线的特征分级点。

(4) 迭代优化获得最优速度设定曲线 C_F 。利用迭代优化方法, 先固定 S^1 , 以 R^1 为初始值, 使用滑动窗口 SQP 优化得 R^2 ; 再固定 R^2 , 以 S^1 为初始值, 使用单纯形法优化得 S^2 , 这样就得到新曲线 $C_2 = [R^2, S^2]$ 。如此迭代, 直至满足如下任一条件迭代终止: ① $\|P_q - P_s\| \leq \varepsilon$; ② 迭代次数达到最大次数限制 n , 从而获得 C_F 。这里 P_q 为第 $q-1$ 次迭代的速度曲线对应的模腔压力输出, P_s 为设定模腔压力曲线。

4 优化结果

实验所用注塑机为宁波海天公司生产的往复螺杆式注塑机, 其型号为 HTF58X2-B。模腔压力是由安装在模腔内的压力传感器 (Green Sensor TPT-250) 测量的, 螺杆位置是由电子尺 (NOVO Technik, type-LMN-130) 测量的。系统采用研华

的数据采集输出板卡, 采样周期为 10 ms。控制系统的软件部分是在嵌入式实时操作系统 QNX 平台下开发, 采用 C 语言编程。为便于比较研究, 这里采用如图 2 所示的工形和梯形两种模具, 它们具有相同尺寸的主流道和扇形浇口, 工件厚度均为 2 mm, 图中 P 点为压力传感器位置。实验用塑料材料为 HDPE。

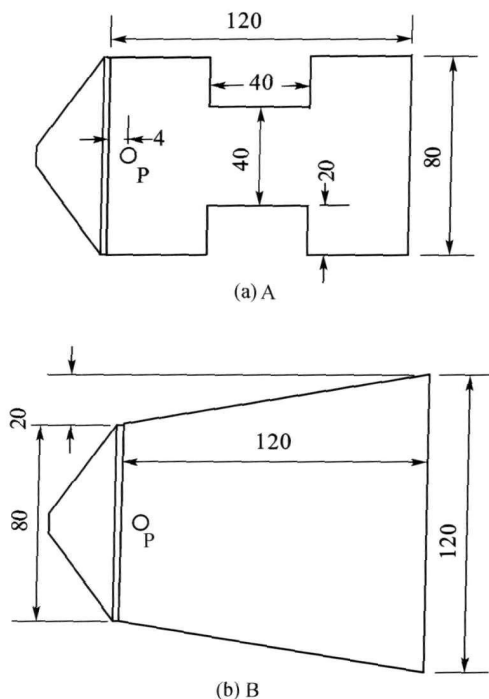


图 2 实验用的两种模具

Fig. 2 Two molds used in experiment (mm)

4.1 模型建立

首先通过实验数据获取训练和测试数据。针对模具大小, 将注射速度的范围限定在 $10 \sim 25 \text{ mm} \cdot \text{s}^{-1}$ 之间, 选择 3 类 19 条速度曲线进行实验, 并记录其对应模腔压力输出, 其中训练数据 14 组, 测试数据 5 组, 具体情况如表 1 所示。所有数据截取从模腔压力开始上升 (熔料进入模腔), 到注射保压切换时刻 (基本注满模腔), 作为有效填充量。两个时刻对应的螺杆位置差即为该模具的填充量。注射保压切换方法采取预设的螺杆位置转换法^[14]。

这里仅采用模具 A 的实验数据来确定神经网络结构, 因为模具 A 较模具 B 形状复杂。通过凑试法, 确定单隐层网络, 隐层节点数为 7, 各输入阶次如图 3 所示。采用该结构, 经网络权值训练后, 模具 A 的训练 RMSE=0.1038, 测试 RMSE=

表 1 输入数据的实验设计

Table 1 Design of injection velocity profile		
Type	Purposes of data	
	Training/ $\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$	Testing/ $\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$
constant	10, 15, 18, 20, 22, 25	23
step ^①	25-15, 15-25, 20-15, 15-20	25-20, 15-20
ramp	25-15, 15-25, 20-15, 15-20	25-20, 15-20

① If step profile jumps from high speed to low speed, turning point is situated on 2/3 of filling amount of mold, otherwise it is on 1/3 of that amount.

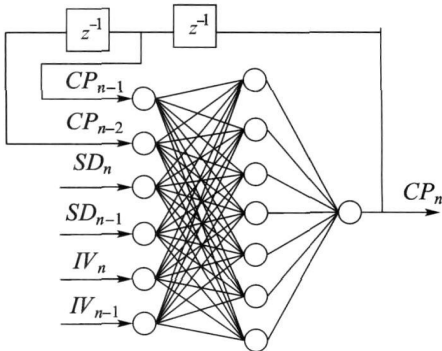


图 3 模腔压力递归神经网络模型
Fig. 3 RNN of cavity pressure

0.5008; 模具 B 的训练 RMSE = 0.0861, 测试 RMSE = 0.3987。

此外，再通过表 1 的训练和测试数据，确定螺杆位置线性预测模型的阶次为 2，表示如下

$$SD_n = a_1SD_{n-1} + a_2IV_n + a_3IV_{n-1} + a_4IV_{n-2}$$

并用最小二乘法拟合出模型的参数，模具 A 的训练 RMSE = 0.2304，测试 RMSE = 0.4564；模具 B 的训练 RMSE = 0.1032，测试 RMSE = 0.1571。

4.2 优化结果

根据 3.4 节所列的优化步骤，首先确定目标模腔压力曲线斜率，对于模具 A 和 B，设定 slope 分别为 0.12 和 0.08。随后，再等间隔分级，分级数 $m=15$ ，滑动窗口包含 2 级速度曲线的条件下，优化出初步最优速度曲线 C_0 。再通过 C_0 找出一系列特征点插值曲线，如表 2 所示。取阈值 $\sigma=2$ ，根据式 (6) 可得到简化特征曲线 C_1 ，对于较复杂的

表 2 速度曲线与其各个插值曲线的 RMSE

Mold	Grade							
	3	4	5	6	7	8	9	10
A	14.7938	7.7029	5.1609	2.6158	2.3555	2.3242	1.9371	1.9306
B	2.368	1.9799	0.7934	0.6011	0.5061	0.3523	0.128	0.0925

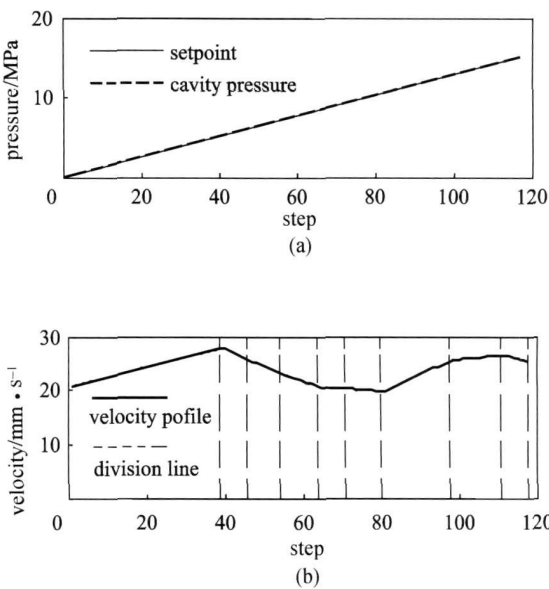


图 4 工形制品优化结果
Fig. 4 Optimization results of mold A

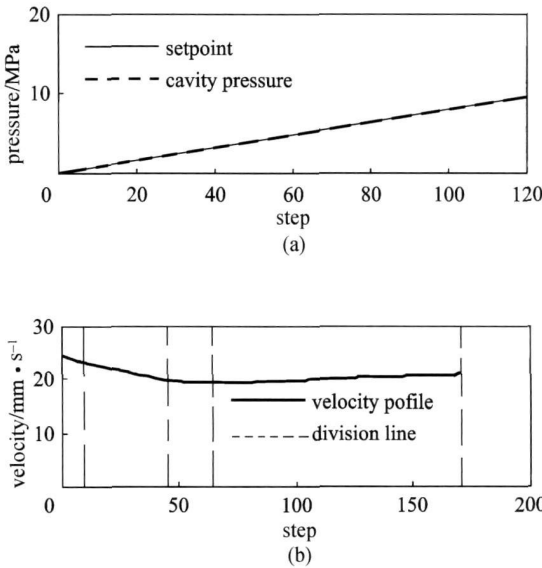


图 5 梯形制品优化结果
Fig. 5 Optimization results of mold B

模具 A，其分级数为 8，而对于模具 B，其分级数为 4。最后利用迭代优化方法优化 C_1 ，得到最终的速度优化曲线 C_F 。

工形制品和梯形制品的 C_F 分别如图 4 (b) 和

图 5 (b) 所示, 其对应的模腔压力曲线如图 4 (a) 和图 5 (a) 中虚线所示。可见对于工形制品的 C_F 在 40~100 采样之间先降后升, 而梯形制品 C_F 在 50 个采样后逐渐增加, 这完全符合模具截面积变化的定性分析。 C_F 前段的上升是由于初始速度 v_0 较小造成的。

表 3 给出 C_0 、 C_1 与 C_F 对应的模腔压力输出, 与设定模腔压力所有对应采样点的均方根偏差。由比较可知, C_F 较 C_0 虽然在分级数方面少了, 但其对应输出却较 C_0 更加靠近设定模腔压力了。这说明利用智能分级方法得到的分级位置更合理, 达到相同输出精度所需的分级数更少。此外, C_F 较 C_1 的 RMSE 显著减小, 说明了迭代优化方法的有效性。

表 3 优化结果比较

Table 3 Comparison of optimization results

Mold	C_0		C_1		C_F	
	Grade	RMSE	Grade	RMSE	Grade	RMSE
A	15	0.9740	8	1.2903	8	0.9502
B	15	0.2362	4	0.5758	4	0.2208

5 结 论

本文针对一类厚度不变的注塑制品, 提出将模腔压力是否随时间线性上升, 作为制品是否均匀填充判定依据。而后, 在利用实验数据建立的模腔压力 RNN 模型的基础上, 提出了一种注射速度的自动分级和迭代优化方法, 该方法可自动按照模腔复杂度, 给出适合该模型的速度分级方式, 并能准确地获得与模具相对应的最优速度曲线。实验结果表明, 使用智能分级优化方法得到的注射速度曲线分级数更少, 优化精度更高。此外, 采用何种手段 (比如选取某种质量指标) 来证明文中优化依据的有效性, 以及如何在 RNN 模型失配时, 自适应地调整速度设定优化曲线, 将是未来进一步的研究工作。

References

[1] Li Dequn (李德群). Principle, Method and Application of Modern Plastic Injection Molding (现代塑料注射成型原理、方法与应用). Shanghai: Shanghai Jiao Tong University Press, 2005

[2] Liu Laiying (刘来英). Injection Molding Technics (注塑

成型工艺). Beijing: China Machine Press, 2004

[3] Chen Xi, Chen Guohua, Gao Furong. Capacitive transducer for in-mold monitoring of injection molding. *Polymer Engineering and Science*, 2004, 44 (8): 1571-1578

[4] Yu Bin (郁滨), Yuen M M F. Research for automatic setting velocity profiles based on nozzle pressure curves. *China Plastics* (中国塑料), 2002, 16 (2): 63-71

[5] Zhai Ming (翟明), Gu Yuanxian (顾元宪), Shen Changyu (申长雨). Optimization on injection rate of filling phase in injection molding. *Acta Polymerica Sinica* (高分子学报), 2003 (1): 35-38

[6] Cui Kun (崔颢), Ouyang Jie (欧阳洁), Zheng Supei (郑素佩), Zhao Zhifeng (赵智峰), Ruan Chunlei (阮春蕾). Level Set method for 3D melt front surface. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2008, 59 (12): 3020-3026

[7] Liu Yongzhi (刘永志), Zhao Zhenfeng (赵振峰), Ma Lan (马兰), Shen Changyu (申长雨). Numerical simulation for velocity and pressure in filling stage of injection molded parts with uneven thickness. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2009, 60 (7): 1818-1822

[8] Chen X, Gao F R, Chen G H. A soft-sensor development for melt-flow-length measurement during injection mold filling. *Materials Science and Engineering A*, 2004, 384: 245-254

[9] Chen X, Gao F R. Profiling of injection velocity for uniform mold filling. *Advances in Polymer Technology*, 2006, 25 (1): 13-21

[10] Zhang L, Chen X, Gao F R, Lu J D. An intelligent profiling strategy of injection velocity for uniform cavity filling based on recurrent neural network model//18th International Congress of Chemical and Process Engineering. Praha: Czech Republic, 2008: 24-28

[11] Zhou Chixing (周持兴), Yu Wei (俞炜). Polymer Processing Theory (聚合物加工理论). Beijing: Science Press, 2004

[12] Faur C, Cougnard A, Drefus G, Le Cloirec P. Modeling the breakthrough of activated carbon filters by pesticides in surface waters with static and recurrent neural networks. *Chemical Engineering Journal*, 2008, 145: 7-15

[13] Wang Jing (王净), Jiang Gangwu (江刚武). Researching and realization of the quick compression method aimed at the non-topology vector data. *Acta Geodetica et Cartographica Sinica* (测绘学报), 2003, 32 (2): 173-177

[14] Li Chuang (李闯), Wang Fuli (王福利), Chen Juan (陈娟), Dong Zhaoran (董召然). Wavelet detection of filling-to-packing switchover point in injection molding. *Journal of Chemical Industry and Engineering (China)* (化工学报), 2009, 60 (5): 1213-1218