

# 基于偏好的多目标粒子群优化的结晶器预测控制

戴永彬 吕 旭

(辽宁工业大学 软件学院, 辽宁 锦州 121001)

**摘 要:** 针对结晶器出口温度和液位控制问题,提出了一种基于改进的偏好多目标粒子群优化的非线性预测控制算法(IMPSONPC)。改进的偏好多目标粒子群优化算法(IP-MPSO)将参考点偏好算法和参考区域偏好算法融合在一起,在参考点和参考区移动过程中动态调整参考区,控制解集的偏好范围。另外,为了选取粒子群全局最优粒子,提出一种球扇占优的策略,提高了粒子群的搜索能力。将改进算法应用于结晶器的控制过程,仿真结果证明了其有效性和可行性。

**关键词:** 粒子群优化; 非线性预测; 偏好算法; 结晶器

**中图分类号:** TP301 **DOI:** 10.13543/j.bhxbzr.2018.02.014

## 引 言

结晶器系统是连铸系统的重要组成部分,也是控制钢铁生产质量的关键设备。当前,有关结晶器系统的研究集中在结晶器系统建模和控制两个方面。在建模方面,主要是根据结晶器运行机理建模,获取结晶器参数之间的关联,从而为结晶器的精确控制提供依据。目前,已有较多相关的研究成果<sup>[1-2]</sup>。在结晶器控制方面,已经有很多算法被成功应用于结晶器控制系统中<sup>[3-5]</sup>,大部分控制算法都是将结晶器作为单输入单输出系统进行控制,而将结晶器作为多变量系统进行研究的工作较为罕见。文献[6-7]将结晶器的拉速、水口开度作为输入变量,并以液位、坯壳温度(或坯壳厚度)为输出变量,将结晶器视为一个多变量的耦合系统,采用神经网络或自抗扰技术实现解耦控制,但其算法比较复杂,实现有一定难度。

非线性预测控制是一种先进的控制算法,尤其在采用粒子群算法解决了预测的滚动优化问题后,该算法在各个生产领域得到了广泛应用。非线性预测控制算法(IMPSONPC)在实际的预测模型、反馈校正两方面改进或提高的难度较大,因此改进滚动优化算法是提高非线性预测控制算法性能的最有效

的手段。传统预测控制算法通过保证目标函数中多个系统输出预测误差之和最小,从而实现单目标滚动优化<sup>[8]</sup>。实际上,将目标函数中的多个预测误差视为多个控制目标,则可将单目标优化求解转化为多目标优化求解,获得更佳的控制效果。

在多目标优化求解过程中,为了获取偏好解可以采用区域偏好、参考点偏好、权重矩阵等多种算法<sup>[9-10]</sup>。每种偏好算法各有优缺点,因此采用单一的偏好算法不能同时保证偏好解的有效性和准确性。为此,本文提出一种改进的偏好多目标粒子群算法(IP-MPSO),改进算法融合了区域偏好和参考点偏好的思想,既保证了粒子群向 Pareto 前沿移动的方向,也实现了对偏好解的数量和偏好解集范围的控制。这样,只需求解特定区域内的 Pareto 非劣解,就能满足实际问题中决策者个人的偏好和需求,将有助于提高求解效率,降低计算机的计算负担,同时也提高了决策效率。另外,为了获取粒子群的全局最优粒子,本文提出球扇占优的策略,确保了粒子种群的引导。

## 1 非线性预测控制和改进粒子群算法的基本原理

### 1.1 非线性预测控制基础理论

首先,非线性预测控制算法的数学模型可描述为

$$\begin{aligned} y(t) &= f(y(t-1), \dots, y(t-n_a), \\ &u(t-1-d), \dots, u(t-1-d-n_b)) \end{aligned} \quad (1)$$

式中,  $f(\cdot)$  为非线性预测控制函数表达式;  $n_a, n_b$  为

收稿日期: 2017-10-25

基金项目: 辽宁省自然科学基金(2013020036)

第一作者: 男, 1972年生, 教授

E-mail: dyb16@163.com

系统输入和输出的阶次;  $d$  为非线性预测控制模型的时滞, 一般设  $d=0$ 。

其次, 多目标问题可描述如下

$$\begin{aligned} \min f(X) &= \{f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X)\} \\ \text{s. t. } &\begin{cases} g_i(x) \geq 0 & i=1, 2, \dots, p \\ h_j(x) = 0 & j=1, 2, \dots, q \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

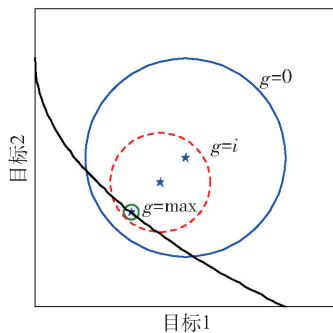
式中,  $X$  为  $R$  空间的决策变量;  $g_i(x)$  为约束不等式,  $h_j(x)$  为约束等式。

多目标优化问题可以采用多种求解方法, 其中 Pareto 占优是一种常用策略。

最后, 有关粒子群算法的原理可参见文献[8], 本文不再一一赘述。

## 1.2 IP-MPSO 算法的基本原理

本文提出的改进的偏好算法主要是将区域偏好算法和参考点偏好算法相结合, 算法运行过程如下: ①算法初始化, 需要设定足够大的参考区以确保包含足够多的粒子, 随着算法的运行, 参考区逐渐减小, 算法停止运行时, 参考区缩小到设定值, 即可获得所需数量的非劣解; ②在算法运行时, 不断移动参考点, 算法停止时, 参考点移动到 Pareto 前沿。因此, 改进算法既保证了偏好方向, 也可以控制偏好解集的范围和解的数量。以两个目标、圆形参考区为例来说明改进算法运行的过程, 具体如图 1 所示。



$g$  为当前运行代数; 实线为初始时刻 ( $g=0$ ) 和终止时刻 ( $g=\max$ ) 运行状态, 虚线为过渡时刻 ( $g=i$ ) 的运行情况;  $\star$  为参考区中点。

图 1 IP-MPSO 算法运行过程

Fig. 1 Running process of the IP-MPSO algorithm

改进的偏好算法主要包括参考点移动公式和参考区公式。

参考点移动的表达式为

$$r_{g+1} = r_g - \eta(r_g - s_g) \quad (3)$$

其中,  $\eta = \frac{g}{g_{\max}}$ ,  $g$  为当前运行代数;  $g_{\max}$  为运行总代数;  $r_g$  为参考点;  $s_g$  为实际 Pareto 表面上的粒子。

目前, 有文献提出多种形状的参考区, 包括多面体参考区、球形参考区等<sup>[11]</sup>。本文采用球形参考区, 其半径公式为

$$r = R_{\max} - \eta(R_{\max} - R_{\min}) \quad (4)$$

其中,  $R_{\max}$  为最大半径;  $R_{\min}$  为最小半径。

## 1.3 粒子群全局最优粒子的选取

本文选择外部档案来管理非劣解。为了获取更有效的解, 对外部档案按一定概率进行扰动, 外部档案的扰动公式为

$$x_i = x_i(1 + \beta R(-1, 1)) \quad (5)$$

其中,  $x_i$  为外部档案中的粒子;  $\beta$  取值为  $[0, 0.5]$ ;  $R(-1, 1)$  为随机数。

扰动概率阈值  $\sigma$  为

$$\sigma = \sigma_{\max} - \eta(\sigma_{\max} - \sigma_{\min}) \quad (6)$$

其中,  $\sigma_{\max}$ 、 $\sigma_{\min}$  为最大、最小扰动阈值。

另外, 为了获得最优的全局粒子, 本文参考 g-dominance 概念<sup>[10]</sup>, 提出了一种球扇占优 (spherical sector dominance, 简称 ss) 策略。在球扇形状的空间内选择全局最优粒子, 引导种群向 Pareto 曲面趋近。

球扇占优定义如下。

点  $w$  球扇占优 (ss)  $w^*$  是指存在两个点  $w, w^* \in R^n$ :

1)  $Flag_{ss}(w) > Flag_{ss}(w^*)$ ;

2) 当  $w_i \leq w_i^*$  时, 满足  $Flag_{ss}(w) = Flag_{ss}(w^*)$ , 最少有  $j$  使得  $w_j < w_j^*$ , 其中  $i=1, 2, \dots, n$ 。

$Flag_{ss}(w)$  定义为

$$Flag_{ss}(w) =$$

$$\begin{cases} 1, w_i \leq v_i, & w_i \in \left\{ x_i \mid \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - v_i)^2} \leq r \right\} \\ & \forall i = 1, 2, \dots, m \\ 1, v_i \leq w_i, & w_i \in \left\{ x_i \mid \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - v_i)^2} \leq r \right\} \\ & \forall i = 1, 2, \dots, m \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $v$  为球扇圆心,  $w$  为解空间的任一点。

## 1.4 改进算法的验证

本文采用 ZDT 函数来检验改进算法的性能。考虑到 g-dominance 算法是经典的参考点偏好算法, MOPSO-RA 是典型的区域偏好算法<sup>[9]</sup>, 因此本文将 g-dominance、MOPSO-RA 和 IP-MOPSO 算法进行对

比分析。仿真的主要参数为:g-dominance 的交叉概率 0.99,变异概率 0.1,算法循环 200 次;粒子群的规模 100,外部档案规模 50,变量维数 30。

ZDT 系列函数主要包括 5 个函数,本文选用 ZDT1、ZDT2 和 ZDT3 函数分别测试改进算法对 Pareto 前沿为凸、非凸、非连续形状的寻优能力。设参

考区半径最小值分别是 0.05、0.1、0.13,相应的参考点坐标分别为 (0.5, 0.3)、(0.4, 0.4)、(0.6, 0.12)。具体仿真结果如图 2 所示,其中  $f_1$ 、 $f_2$  为测试函数 ZDT 函数的目标值,两个目标可以组成二维的目标空间。

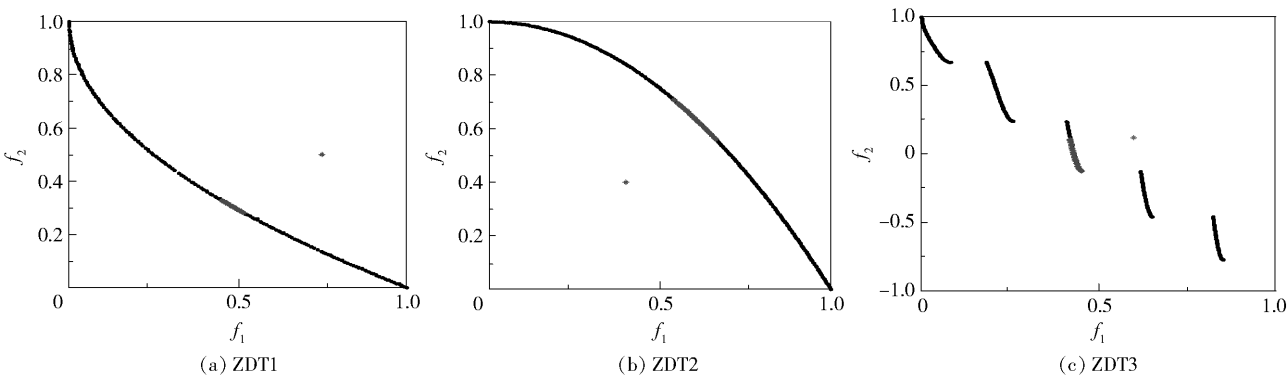


图2 ZDT1,ZDT2 和 ZDT3 的测试结果  
Fig.2 Test results for ZDT1, ZDT2 and ZDT3

仿真结果显示,针对不同的测试函数,按照设置的参考点改进算法都可以控制非劣解集的范围和数量。由于篇幅所限,其他函数的测试结果不再一一说明。

为了进一步说明改进算法的收敛性和分布性,本文获取了相关算法的世代距离 (generational distance, GD)、分布性指标 (spacing, SP) 的均值,GD、SP 的值越小表明解集的收敛性和分布性越好。具体测试结果如表 1 所示。

表1 GD 和 SP 数据  
Table 1 Values of GD and SP

函数	优化算法	GD	SP
ZDT1	g-dominance	$1.870 \times 10^{-3}$	$6.823 \times 10^{-3}$
	MOPSO-RA	$1.335 \times 10^{-3}$	$9.968 \times 10^{-4}$
	IP-MOPSO	$9.610 \times 10^{-4}$	$1.037 \times 10^{-3}$
ZDT2	g-dominance	$8.437 \times 10^{-4}$	$6.513 \times 10^{-3}$
	MOPSO-RA	$7.544 \times 10^{-4}$	$1.125 \times 10^{-3}$
	IP-MOPSO	$5.730 \times 10^{-4}$	$3.726 \times 10^{-4}$
ZDT3	g-dominance	$4.236 \times 10^{-4}$	$5.584 \times 10^{-3}$
	MOPSO-RA	$6.971 \times 10^{-3}$	$5.890 \times 10^{-3}$
	IP-MOPSO	$3.801 \times 10^{-4}$	$8.675 \times 10^{-5}$

由表 1 可知,MOPSO-RA 在 ZDT1 和 ZDT2 等连续 Pareto 前沿的寻优能力较强,尤其是解集的分散性优于 g-dominance 算法,但是在 ZDT3 等非连续

Pareto 前沿的寻优能力有所不足。与之相反,g-dominance在非连续 Pareto 前沿的寻优能力要优于 MOPSO-RA 算法。本文提出的改进算法融合了参考点偏好和区域偏好两种算法的优点,针对不同形状 Pareto 前沿都可以获得较好的解集。因此,改进算法的收敛性指标和分布性指标均好于常规的 g-dominance 算法和 MOPSO-RA 算法。

综合以上分析,改进算法可以使决策者根据决策的需要选择参考点的位置,并借助调节参考区半径的最小值来控制解集中解的数量。因此,该算法在保证求解偏好方向的同时,也增加了选择压力,引导偏好解集向 Pareto 前沿移动。

2 基于 IMPSO-NPC 的结晶器控制

2.1 结晶器的数学模型

本文选择两输入两输出的多变量结晶器模型。输入变量为拉速控制信号和水口开度,输出变量为液位和结晶器出口温度(结晶器出口铜板温度)。结晶器模型主要包括滑动水口模型、液位和拉速控制公式与出口温度转换公式。

1)滑动水口模型

$$A_v = R^2 (\alpha_1 - \sin \alpha)$$
$$\alpha_1 = 2 \cos^{-1} \left( 1 - \frac{x_v}{2R} \right), \quad 2R \leq x_v \leq 4R \tag{8}$$

其中, $R$  为阀门半径, $x_v$  为水口位移, $A_v$  为有效流动

截面积。

## 2) 液位控制公式

$$\frac{dy}{dt} = \frac{A_v A_{cv}}{A_m} \sqrt{2gh_y} - v \quad (9)$$

其中,  $A_m$  为结晶器截面积,  $A_{cv}$  为系数,  $h_y$  为结晶器高度,  $v$  为拉速。

## 3) 拉速控制公式

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\frac{1}{T_i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{K}{T_i} \end{bmatrix} u_g \\ y_d = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $T_i$  为电机电流环的惯性系数;  $K$  为电机控制系统增益;  $y_d$  为输出转速;  $x_1$ 、 $x_2$  为电机控制模型的状态变量<sup>[6]</sup>。

## 4) 结晶器出口铜板温度方程

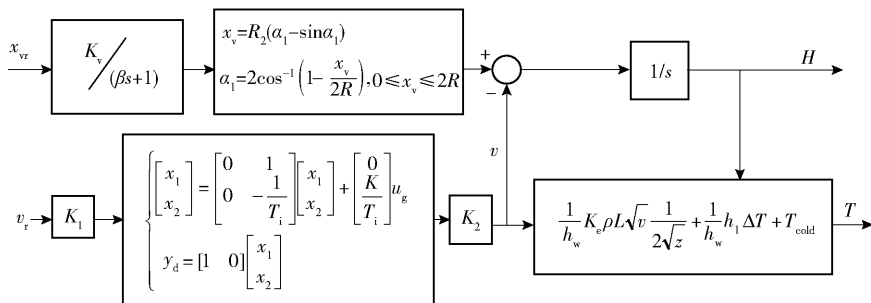


图 3 结晶器系统非线性模型

Fig. 3 Nonlinear models for the mold system

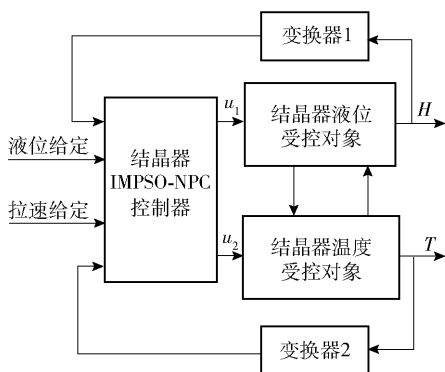


图 4 结晶器多变量控制结构图

Fig. 4 Structure of the mold control system

根据控制机理, 预测控制也具有较强的解耦能力。预测解耦按照解耦方式一般可分为自动解耦、开环解耦以及闭环解耦 3 种<sup>[12]</sup>。开环解耦和闭环解耦需要设计补偿环节, 对补偿环节以及被控对象的数学模型的精度有较高要求。因此本文采用自动

$$T = \frac{1}{h_w} K_e \rho L \sqrt{v} \frac{1}{2\sqrt{z}} + \frac{1}{h_w} h_1 \Delta T + T_{cold} \quad (11)$$

其中,  $K_e$  为凝固系数;  $L$  为钢坯凝固潜热;  $z$  为拉坯方向长度;  $h_w$ 、 $h_1$  为对流换热系数;  $\rho$  为钢密度;  $\Delta T$  为过热度;  $T_{cold}$  为冷却水温度。

## 2.2 结晶器多变量系统的控制结构

根据 2.1 节分析可获得结晶器系统数学模型。拉速不但控制结晶器出口温度, 同时也影响结晶器的液位输出; 水口开度主要控制液位变化, 同时也影响结晶器出口温度的输出。因此, 结晶器实际上是一个非线性的多变量耦合系统, 具体如图 3 所示, 其中,  $x_{vr}$ 、 $v_r$  分别是滑动水口开度和拉速的设定值,  $K_1$  和  $K_2$  为速度转换传递环节,  $1/s$  为结晶器近似模型,  $K_v$ 、 $\beta$  为伺服驱动位置系统的参数。本文将 IMPSO-NPC 算法应用到结晶器系统中, 构成如图 4 所示的 IMPSO-NPC 控制器。

解耦方式, 将多变量系统的耦合视作外部干扰, 在目标函数中表现为输出误差, 进行滚动优化求解时可以消除系统耦合, 从而克服开环解耦和闭环解耦的繁琐和不足。

## 2.3 仿真分析

本文将 IMPSO-NPC 算法、常规 PSO-NPC 算法以及文献[7]中的自抗扰解耦控制算法(ADRC)应用在结晶器控制系统中, 进行 MATLAB 仿真实验。仿真主要参数为: 结晶器高 904 mm, 断面 (201/230) mm × (700 ~ 1450) mm, 钢水注入系数 0.51, 冷却水温度 40 °C, 钢坯注入温度 1530 °C, 拉速 0.8 ~ 2.4 m/min。设定拉速变化为 1.4 ~ 1.6 m/min, 控制结晶器液面变化为 50 ~ 60 mm。预测控制域步数为 3, 预测域步数为 6; 粒子群参数详见 1.4 节; 自抗扰控制器静态解耦矩阵  $B$  如式(12)所示



$$B = \begin{bmatrix} \frac{\Delta y_1}{\Delta u_1} & \frac{\Delta y_1}{\Delta u_2} \\ \frac{\Delta y_2}{\Delta u_1} & \frac{\Delta y_2}{\Delta u_2} \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中,  $y_1, y_2$  分别为系统的输出,  $u_1, u_2$  分别为系统的输入。

按照本文选定的系统模型, 利用公式(12)可得到具体的静态解耦矩阵  $B$

$$B = \begin{bmatrix} 0.13 & -1.17 \\ 0.31 & -0.96 \end{bmatrix} \quad (13)$$

自抗扰控制器的扩张状态观测器(ESO)选定为三阶非线性结构, 非线性状态误差反馈律(NLSEF)以及跟踪微分器(TD)的设计参见文献[7]。

另外, 在预测控制中, IMPSO-NPC 给出的是一个偏好解的集合, 因此预测控制根据控制系统需求选择解集中的解作为控制输入。解的选取一般可分为两种情况: ①当系统对控制系统的实时性有较高要求时, 可以随机从偏好解集中选取偏好解; ②当系统对实时性要求不高时, 可以在线或离线对解集中的解进行分析与比较, 例如, 将全部偏好解输入至系统模型中得到相应的输出, 通过对比获得最优控制解。本文选择第一种方式用于结晶器偏好解的选取。此外, 根据结晶器控制的决策需要, 以温度输出预测误差和液位输出预测误差作为参考点的横、纵坐标, 可得到偏好解目标分布情况, 如图5所示。系统输出具体情况如图6、图7所示。

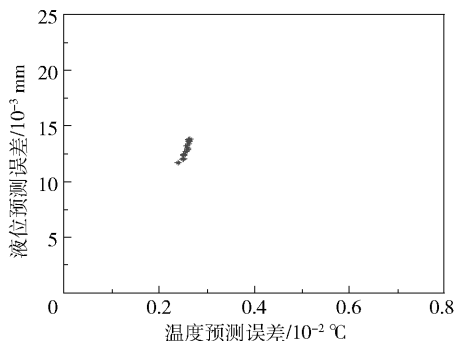


图5 解目标分布状态

Fig. 5 Objective state of the solution set

结晶器出口温度变化情况如图6所示。首先,  $t = 0$  s 时, 结晶器拉速从 1.4 m/min 阶跃至 1.6 m/min, 从图6可知, 结晶器出口温度增加 3~4 °C, 说明 IMPSO-NPC 算法、常规 PSO-NPC 算法和 ADRC 都能够实现温度的调控。其中, 本文提出的 IMPSO-NPC 算法超调最小, 响应最快, 而其他两种算

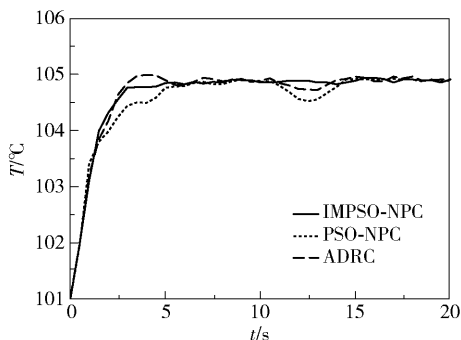


图6 出口温度曲线

Fig. 6 Plots of exit temperature

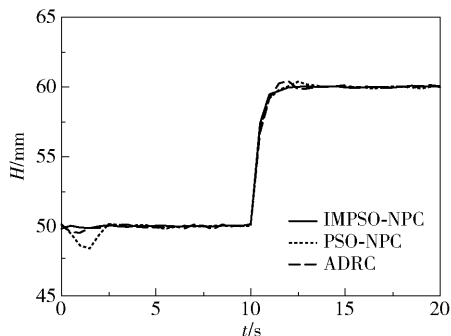


图7 液位输出曲线

Fig. 7 Plots of the liquid level

法的温度输出超调较大, 波动时间较长。其次, 当  $t = 10$  s, 结晶器拉速保持 1.6 m/min 不变, 结晶器液位发生阶跃变化, 液位从 50 mm 提高至 60 mm 时, 基于常规的 PSO-NPC 控制器的温度出现了 0.3 °C 左右的波动, 表明结晶器出口温度受到了液位输出的耦合影响; 基于自抗扰控制器的温度输出曲线波动相对较小, 受到耦合干扰较小; 本文提出的 IMPSO-NPC 控制器的温度曲线稳定, 没有波动, 说明温度输出没有受到液位输出的耦合影响, 取得了较好的控制效果。

结晶器液位变化情况如图7所示。首先,  $t = 10$  s 时, 结晶器液位设定值从 50 mm 提高到 60 mm, IMPSO-NPC 控制器的输出比较稳定, 没有发生超调及震荡, 性能最优。其次, 当  $t = 10$  s, 拉速从 1.4 m/min 阶跃至 1.6 m/min 时, 常规 PSO-NPC 控制器的液位输出发生了较大波动, 说明结晶器出口温度变化对结晶器液位产生了较大的耦合影响。自抗扰控制器的液位曲线震荡比较小, 受到耦合影响较弱。IMPSO-NPC 控制器则可以较好跟踪设定值, 输出稳定, 解耦性能最好。

综上所述, 由于常规的 PSO-NPC 控制器采用单目标优化求解, 获得的不都是最优解, 所以解耦效果

较差;自抗扰解耦控制器采用了静态解耦方式,因此具有一定的解耦效果,但对于动态非线性系统而言,静态解耦误差较大,自抗扰控制器很难快速消除这些误差,因而造成了一定程度的超调和震荡;本文提出的 IMPSO-NPC 算法可以根据结晶器液位和出口温度的控制需要获得一定范围和数量的偏好解。另外,改进算法采用了离散化的结晶器非线性数学模型和多目标优化策略,因此控制精确、输出稳定,同时获得了较好的解耦效果。

### 3 结束语

本文提出的 IP-MOPSO 算法可根据决策者的求解需要获取偏好解集,降低了计算负担,提高了求解速度。另外,将 IP-MOPSO 算法和非线性预测控制算法相结合,提出基于偏好多目标粒子群优化的非线性预测控制策略,解决了结晶器系统非线性精确控制的问题。将改进的非线性预测控制算法应用在结晶器系统中,MATLAB 仿真结果表明本文所设计的结晶器控制算法是可行且有效的。

### 参考文献:

- [1] 任磊,张立峰,王强强. 插钉法研究板坯连铸结晶器液面特征[J]. 钢铁,2016,51(2):49-54.  
Ren L, Zhang L F, Wang Q Q. Nail board experiments to investigate level characteristic in slab continuous casting mold[J]. Iron and Steel, 2016,51(2):49-54. (in Chinese)
- [2] 黄琦,熊霄,邓小旋,等. 凝固坯壳对高拉速板坯连铸结晶器钢水流动特征的影响[J]. 钢铁,2015,50(1):37-42.  
Huang Q, Xiong X, Deng X X, et al. Effect of solidified shells on fluid characteristics in high casting speed slab mold[J]. Iron and Steel, 2015,50(1):37-42. (in Chinese)
- [3] 徐薇,张丽,高扬. 圆坯连续铸造中拉速与表面温度协调控制系统设计[J]. 铸造技术,2015,36(11):2722-2724.  
Xu W, Zhang L, Gao Y. Design of control system of withdrawal speed and surface temperature coordination in continuous casting process for round billet[J]. Foundry Technology, 2015,36(11):2722-2724. (in Chinese)
- [4] 亢克松,刘乐,方一鸣,等. 伺服电机驱动的连铸结晶器振动位移系统反步滑模控制[J]. 控制理论与应用,2016,33(11):1442-1447.

- Kang K S, Liu L, Fang Y M, et al. Backstepping sliding mode control for continuous cast mold oscillation displacement system driven by servo motor[J]. Control Theory & Applications, 2016,33(11):1442-1447. (in Chinese)
- [5] 刘陆. 基于 PLC 的连铸机结晶器液面控制系统[J]. 铸造技术,2014,35(7):1573-1574.  
Liu L. Control system for metal liquid level in caster mold based on PLC[J]. Foundry Technology, 2014,35(7):1573-1574. (in Chinese)
- [6] 乔国林,童朝南,孙一康. 基于神经网络自抗扰控制的结晶器液位拉速协调系统研究[J]. 自动化学报,2007,33(6):641-648.  
Qiao G L, Tong C N, Sun Y K. Study on mould level and casting speed coordination control based on ADRC with DRNN optimization[J]. Acta Automatica Sinica, 2007,33(6):641-648. (in Chinese)
- [7] 李壮举,王允建,肖磊. 连铸结晶器多变量系统建模及控制[J]. 中南大学学报:自然科学版,2011,42(5):1361-1368.  
Li Z J, Wang Y J, Xiao L. Modeling of mould multivariable system in continuous casting process and its control[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2011,42(5):1361-1368. (in Chinese)
- [8] 关圣涛,楚纪正,邵帅. 粒子群优化算法在非线形模型预测控制中的应用[J]. 北京化工大学学报:自然科学版,2007,34(6):653-656.  
Guan S T, Chu J Z, Shao S. Application of nonlinear model predictive control based on particle swarm optimization[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology: Natural Science, 2007,34(6):653-656. (in Chinese)
- [9] 麦雄发,李玲. 基于决策者偏好区域的多目标粒子群算法研究[J]. 计算机应用研究,2010,27(4):1301-1303/1348.  
Mai X F, Li L. Multi-objective particle swarm optimization algorithm based on DMs preference region[J]. Application Research of Computers, 2010,27(4):1301-1303/1348. (in Chinese)
- [10] Molina J, Santana L V, Coello C, et al. G-dominance: reference point based dominance for multi-objective metaheuristics[J]. European Journal of Operational Research, 2009,197(2):685-692.
- [11] 刘芳. 基于免疫多目标优化的否定选择算法[D]. 西安:西安电子科技大学,2011:11-35.  
Liu F. Immune multi-objective optimization based negative selection algorithm[D]. Xi'an: Xidian University,

2011; 11-35. (in Chinese)

- [12] 戴永彬, 杨卫东, 王少福, 等. 多变量预测解耦控制综述 [J]. 电气自动化, 2008, 30(6): 1-3.

Dai Y B, Yang W D, Wang S F, et al. A summary of multivariable predictive decoupling control methods [J]. Electrical Automation, 2008, 30(6): 1-3. (in Chinese)

## Mold predictive control based on preference multi-objective particle swarm optimization

DAI YongBin LV Xu

(College of Software, Liaoning University of Technology, Jinzhou, Liaoning 121001, China)

**Abstract:** A nonlinear predictive control algorithm based on a preference multi-objective particle swarm optimization algorithm (IMPSO-NPC) has been proposed in an attempt to control problems of mold level and temperature at the mold. An improved preference multi-objective particle swarm optimization (IP-MPSO) algorithm combines a reference region with a reference point in order to guarantee the preference direction. In the process of moving reference regions and reference points, IMPSO-NPC dynamically adjusts the reference regions and controls the preference range. In order to further improve the search performance, spherical sector dominance is proposed for gBest of PSO. The proposed method can be applied to mold control systems and simulation results show that the new method is feasible and effective.

**Key words:** particle swarm optimization; nonlinear predictive; preference algorithm; mold

(责任编辑: 吴万玲)