DOI: 10.19666/j.rlfd.202509026

基于改进粒子群算法的间接空冷系统广义预测控制参数优化

董子健[1]，高　洋[1]，冉　宁[2]
（1. 华北电力大学控制与计算机工程学院，河北　保定　071003；
2. 河北大学电子信息与工程学院，河北　保定　071002）

［摘　　要］针对间接空冷系统在外界因素扰动下控制性能不佳的问题，同时传统 PID 控制难以满足大滞后、强耦合、非线性系统的控制需求，而广义预测控制（generalized predictive control，GPC）虽具有良好的控制效果但参数调节困难，提出一种基于改进粒子群算法的 GPC 参数整定方法。建立了间接空冷系统的传递函数模型和环境风速扰动模型，构建了以循环水出水温度为被控量的 GPC 控制器。针对传统粒子群算法易陷入局部最优和收敛精度不高的问题，设计了融合差分进化算法和速度暂停机制的 DE-VPPSO 混合优化算法，采用双种群协同搜索策略增强算法的搜索能力和收敛精度。利用 DE-VPPSO 算法同时优化 GPC 的预测时域、控制时域、控制权重和柔化因子 4 个关键参数，综合仿真结果表明，在连续阶跃扰动工况下、环境风速扰动下、模型参数失配、随机噪声干扰条件下和综合工况下，所提方法均表现出优异的控制性能和鲁棒性。

［关　键　词］间接空冷系统；广义预测控制；粒子群优化算法；控制器参数整定

［引用本文格式］董子健，高洋，冉宁. 基于改进粒子群算法的间接空冷系统广义预测控制参数优化[J]. 热力发电，2026，55(4)：166-174.　DONG Zijian, GAO Yang, RAN Ning. Generalized predictive control parameter optimization for indirect air cooling system based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(4): 166-174.

Generalized predictive control parameter optimization for indirect air cooling system based on improved particle swarm optimization algorithm

DONG Zijian[1], GAO Yang[1], RAN Ning[2]
(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;
2. College of Electronic Informational and Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China)

Abstract: To address poor control performance of indirect air cooling systems under external disturbances, where conventional PID control fails to meet requirements of large time-delay, strong coupling, and nonlinear systems while generalized predictive control (GPC) offers superior performance but suffers from parameter tuning difficulties, an improved PSO-based GPC parameter tuning method is proposed. Transfer function and environmental wind speed disturbance models are established with a GPC controller using circulating water outlet temperature as the controlled variable. Targeting limitations of conventional PSO prone to local optima and low convergence accuracy, a DE-VPPSO hybrid algorithm combining differential evolution and velocity pausing mechanisms is designed, employing dual-population collaborative search to enhance search capability and convergence precision. The algorithm simultaneously optimizes four key GPC parameters: prediction horizon, control horizon, control weighting, and softening factor. Simulation results demonstrate that under step disturbances, wind speed disturbances, parameter mismatches, noise interference, and comprehensive operating conditions, the proposed method exhibits excellent control performance and robustness, effectively enhancing system performance.

收 稿 日 期：2025-09-25　修 回 日 期：2025-10-24　接 受 日 期：2025-11-04　网络首发日期：2025-11-19
基 金 项 目：国家自然科学基金项目（62373132）
Supported by：National Natural Science Foundation of China (62373132)
第一作者简介：董子健（1984），男，博士，副教授，主要研究方向为网络化控制、大型火电机组智能优化控制，dongzijian@ncepu.edu.cn。
通信作者简介：高洋（1999），男，硕士研究生，主要研究方向为火电机组间接空冷系统的辨识与控制优化，220232216024@ncepu.edu.cn。

Key words: indirect air cooling system; generalized predictive control; particle swarm optimization algorithm; controller parameter tuning

随着我国经济的快速发展和环保要求的日益严格，火力发电厂面临着水资源短缺和环境保护的双重压力。间接空冷系统具有节水、节能、环保等特点，是我国缺水地区火电厂首选的冷端系统[1]。然而，环境风速对于空冷系统散热效率的影响却非常严重[2]，在间接空冷系统的控制逻辑中，背压是控制的关键因素。研究表明，背压每升高 1 kPa，将导致机组煤耗升高 1%[3]。当空冷系统面临大风天气等极端环境时，间接空冷系统处于低效工作状态，环境风速在 12 m/s 时对系统影响达到最大，之后空冷系统换热量随风速的增大有所改善[4]。间接空冷塔的出水温度变化会直接导致凝汽器背压的变化，因此控制系统常常以出水温度作为被控量，从而间接控制背压的变化。间接空冷系统从百叶窗调节到背压变化具有大滞后特性，同时存在多变量耦合和非线性等复杂特性，特别是在环境风速扰动下，系统的动态特性更加复杂，传统的 PID 控制策略难以满足复杂工况下的抗扰动控制需求。

广义预测控制（generalized predictive control，GPC）作为一种先进的预测控制方法，能够处理时滞、约束和模型不确定性等问题，在工业过程控制中表现出良好的控制性能[5-8]。GPC 控制器的性能很大程度上取决于其关键参数的合理配置，包括预测时域、控制时域、控制权重和柔化因子等，这些参数需要根据被控对象的特性进行精确调节[9]。杨湘等[10]利用粒子群优化算法对控制对象的模型参数进行在线辨识，显著改善了 GPC 的控制效果。张文彬[11]提出了基于改进蚁狮优化算法的 GPC 参数调节方法，实现了控制系数和柔化因子的自动优化，减少了人工调节的工作量。张悦等[12]考虑到实际工况中对象参数时变性和现场干扰的影响，建立了 GPC 多参数协调优化策略，通过同时调节 4 个关键参数来提升系统的综合控制性能。

综上，可以通过智能优化算法对 GPC 进行参数整定，并进一步提高其自身性能。美国学者 Kennedy 和 Eberhart 共同提出了粒子群优化（particle swarm optimization，PSO）算法[13]，然而，标准 PSO 算法存在易陷入局部最优和收敛精度不高等问题[14]。针对这些问题，研究者们提出了多种改进方法，如自适应参数调整、混沌初始化、多种群协同优化等，以提高算法的全局搜索能力和收敛效率[15-19]。

为此，本文结合差分进化（differential evolution，DE）算法和速度暂停机制粒子群优化（velocity pausing particle swarm optimization，VPPSO）算法，提出了一种改进的 DE-VPPSO 算法，能够降低陷入局部最优的可能性，并在此基础上利用改进的 DE-VPPSO 算法，同时优化 GPC 控制器的 4 个关键参数（预测时域、控制时域、控制权重和柔化因子），来提高间接空冷系统的控制性能。

1 间接空冷系统的广义预测控制

1.1 间接空冷系统的动态模型

1.1.1 系统传递函数建立

由于现场实际条件较为复杂，一些参数的准确、实时、连续的获取较为困难，很难建立出准确的模型。因此，现阶段众多学者采取利用动态数据分析的方法进行模型的确定[20-21]。

以内蒙古某火电试验机组为研究对象，在保证外界环境条件稳定的前提下，将百叶窗开度从 32% 阶跃变化到 26%，直至空冷系统达到稳定状态。通过数据采集系统连续记录了 800 s 内共计 800 个数据点，包含百叶窗开度和循环水出水温度的变化过程。对现场扰动试验所得海量数据进行分析处理，剔除异常数据点和冗余信息，从中筛选出具有代表性的关键数据点，如表 1 所示。

表 1 百叶窗开度阶跃响应试验数据
Tab.1 Step response test data of louver opening

时间/s	百叶窗开度/%	循环水温度/℃
0	32	10.000
50	32	12.925
100	26	18.091
150	26	22.905
200	26	26.706
300	26	30.800
400	26	32.168
500	26	32.570
600	26	32.681
700	26	32.710
800	26	32.717

模型采用二阶惯性迟延环节，可以将循环水出水温度控制中更多的信息包含进来，建立的模型更准确，也更贴近实际生产现场的对象特性[22-23]。

最终利用 MATLAB 软件的 System Identification 工具箱对完整数据集进行辨识，建立的传递函数为：

$$G(s)=\frac{-0.71}{(70.2s+1)(60.15s+1)}\mathrm{e}^{-3.14s} \tag{1}$$

为验证所建立模型的准确性，对比分析了模型输出与实际测量数据，结果如图 1 所示。

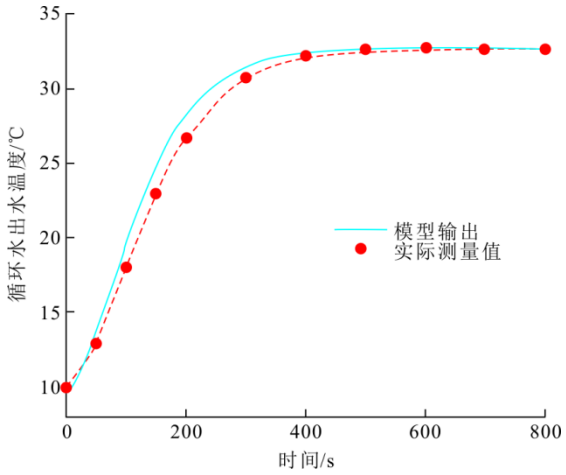


图 1 间接空冷系统模型验证

Fig.1 Model verification of indirect air cooling system

由图 1 可见，该模型的拟合精度达到 95.2%，残差标准差为 0.087 ℃，能够较好地反映间接空冷系统的动态特性。

1.1.2 环境风速扰动模型建立

自然通风间接空冷塔换热量会随着环境风速的增加表现出先减小后增大的特点[24]。以某电厂长期运行数据为基础，从历史运行记录中筛选出环境条件相近的典型工况数据。在环境温度为 13.5 ℃、百叶窗开度为 100%的条件下，从运行数据中提取不同环境风速对应的间接空冷塔总出水温度，筛选结果如表 2 所示。

表 2 环境风速对循环水温度影响数据

Tab.2 Data on the effect of environmental wind speed on circulating water temperature

项目	数值					
环境风速/(m s^{-1})	5.0	6.5	6.0	12.0	15.0	20.0
循环水温度/℃	27.75	30.26	32.05	35.36	34.59	33.65

从表 2 数据分析可知，环境风速对循环水温度的影响呈现非线性特征。利用三阶多项式最小二乘法拟合得到环境风速与循环水温度的函数关系：

$$T=0.004\ 2x^3-0.246\ 5x^2+4.192\ 8x+12.252\ 1 \tag{2}$$

式中：T 为循环水温度；x 为环境风速。拟合方程的相关系数 R^2=0.989 2，拟合精度较高，能够较好地描述环境风速对循环水温度的非线性影响规律，为后续控制系统设计中考虑环境扰动因素提供了重要的数学模型基础。

1.2 广义预测控制原理

广义预测控制是基于预测控制原理，结合自适应控制形成的控制算法，最早是由 Clarke 等人提出的[25]，其控制结构如图 2 所示。

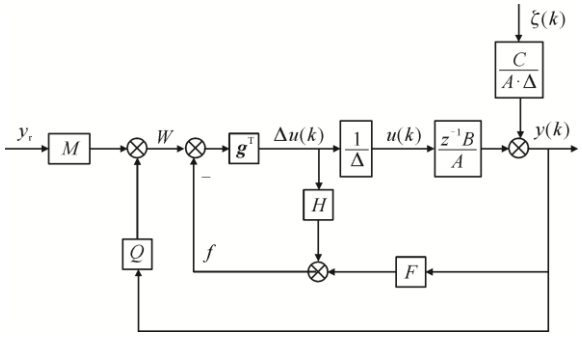


图 2 广义预测控制结构

Fig.2 Structural diagram of generalized predictive control

GPC 采用 CARIMA 模型作为预测基础：

$$A(z^{-1})y(k)=B(z^{-1})u(k-1)+C(z^{-1})\frac{\xi(k)}{\Delta} \tag{3}$$

式中：Δ=1–z^{-1} 为差分算子；z^{-1} 为后移算子；$\xi(k)$为均值为 0 的白噪声序列；$y(k)$为系统的输出；$u(k)$为系统的输入。

对 CARIMA 模型引入丢番图(Diophantine)方程：

$$1=E_j(z^{-1})A(z^{-1})\Delta+z^{-j}F_j(z^{-1}) \tag{4}$$

可推导出系统未来 j 步输出的预测值：

$$\begin{aligned}y(k+j)=&\boldsymbol{G}_j(z^{-1})\Delta u(k+j-1)+\\&\boldsymbol{F}_j(z^{-1})y(k)+\boldsymbol{E}_j(z^{-1})\xi(k+j)\end{aligned} \tag{5}$$

GPC 通过最小化式(6)目标函数来获得最优控制律：

$$\begin{aligned}J=&\sum_{j=1}^{N_\mathrm{p}}\left[y(k+j)-w(k+j)\right]^2+\\&\sum_{j=1}^{N_\mathrm{u}}\lambda(j)[\Delta u(k+j-1)]^2\end{aligned} \tag{6}$$

式中：N_P 为最大预测长度；N_u 为控制长度，且 $n\leqslant m$；$\lambda(j)$为大于 0 的控制加权系数，值为常数；$w(k+j)$为系统跟踪的参考轨迹，其计算方法为：

$$w(k+j)=\alpha^j y(k)+(1-\alpha^j)y_\mathrm{r} \tag{7}$$

式中：y_r 为系统的设定值；$y(k)$为系统的输出；α为柔滑系数。

将式(6)写成矩阵的运算形式，并且将最优预测模型代入，得到 GPC 广义预测控制目标函数，表达

式为：

$$J=(\boldsymbol{G}\Delta\boldsymbol{U}+\boldsymbol{f}-\boldsymbol{W})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{G}\Delta\boldsymbol{U}+\boldsymbol{f}-\boldsymbol{W})+\lambda\Delta\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\Delta\boldsymbol{U} \quad (8)$$

式中：$\boldsymbol{W}=[w(k+1), w(k+2), \ldots, w(k+j)]^{\mathrm{T}}$ 为参考轨迹的向量。

GPC 的控制律通过最小化目标函数 J 获得。令 J 关于控制增量向量 $\Delta\boldsymbol{U}$ 的梯度为零，即可导出控制律的表达式：

$$\Delta\boldsymbol{U}=(\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{G}+\lambda\boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{G}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{W}-\boldsymbol{f}) \quad (9)$$

2 DE-VPPSO 算法设计

2.1 算法介绍

DE-VPPSO 算法采用双种群协同搜索机制，将总种群划分为 N_1 和 N_2 2 个子种群，分别执行不同的搜索机制。N_1 子种群的速度更新公式如下：

$$V_i(t+1)=\begin{cases} V_i(t) & \text{if } r_1<\alpha_1 \\ V_i(t)^{r_2\omega(t)}+c_1r_3(P_{\mathrm{best}i}(t)-X_i(t))+ & \text{其他} \\ \quad c_2r_4(g_{\mathrm{best}}(t)-X_i(t)) & \end{cases} \quad (10)$$

$$\omega(t)=\omega_{\max}\times \mathrm{e}^{\left(-2.5\times\frac{t}{T}\right)^{2.5}} \quad (11)$$

式中：$V_i(t)$和 $V_i(t+1)$分别为第 i 个粒子在第 t 和 $t+1$ 次迭代时的速度；r_1—r_4 为[0,1]区间的随机数；$P_{\mathrm{best}i}(t)$为第 i 个粒子的个体最优的位置；$g_{\mathrm{best}}(t)$为群体最优的位置；α_1 为速度暂停系数；$\omega(t)$为惯性权重；T 为最大迭代次数。

N_2 子种群基于概率选择的混合更新策略，通过参数α_2控制在 DE 算法变异操作与群体最优位置邻域搜索之间进行切换，位置更新方程为：

$$X_i(t)=\begin{cases} g_{\mathrm{best}}(t)\pm\delta & \text{if } r_5<\alpha_2 \\ X_{r_6}(t)+F\cdot(X_{r_7}(t)-X_{r_8}(t)) & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$$F=F_{\max}-(F_{\max}-F_{\min})\times\frac{\log_2(1+t)}{\log_2(1+T)} \quad (13)$$

式中：X_{r_6} — X_{r_8} 为随机生成的个体；α_2为控制参数；F 为变异因子；δ为扰动因子，其更新公式为：

$$\delta=r_9\times(x_{\max}-x_{\min})\times\omega(t) \quad (14)$$

为了更直观地表达本文提出的基于 DE-VPPSO 优化算法的间接空冷系统 GPC 参数整定策略，通过图 3 展示其具体流程。

2.2 结果与分析

为了验证 DE-VPPSO 算法的优越性，选取 5 种代表性优化算法进行对比，分别为 VPPSO 算法、DE 算法、遗传算法（genetic algorithm，GA）、鲸鱼优化算法（whale optimization algorithm，WOA）和灰狼优化算法（grey wolf optimizer, GWO）。选用 CEC2017 测试函数集中的 F5 和 F13 函数进行算法性能验证。所有算法采用相同的基本参数设置：种群规模为 50，最大迭代次数为 500 次（表 3）。图 4 和图 5 分别为各算法在 F5 和 F13 函数的表现。

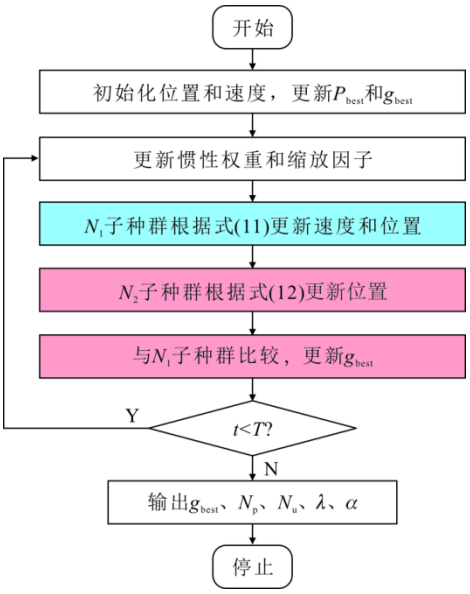


图 3 基于 DE-VPPSO 的 GPC 参数整定流程

Fig.3 Flowchart of GPC parameter tuning based on DE-VPPSO

表 3 各优化算法参数设置

Tab.3 Parameter settings for various optimization algorithms

优化算法	参数	数值
DE-VPPSO	$\omega_{\max}$、$F_{\max}$、$F_{\min}$	0.8、0.9、0.5
VPPSO	$\omega_{\max}$	0.3、0.8
DE	F	0.9
GA	交叉概率，变异概率	0.8
WOA	缩放因子	2～0
GWO	缩放因子	2～0

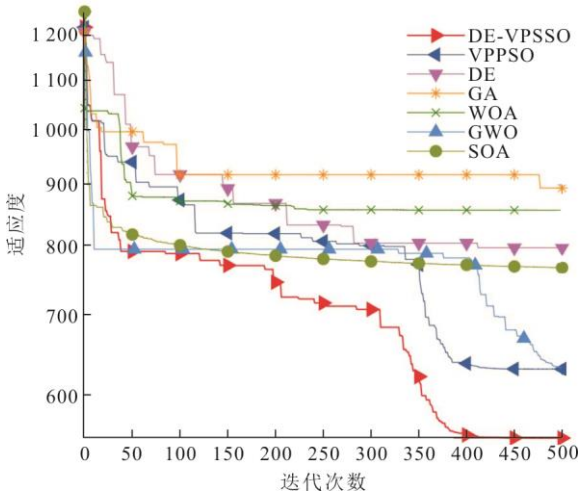


图 4 各算法在 F5 函数的表现

Fig.4 Performance of various algorithms in the F5 function

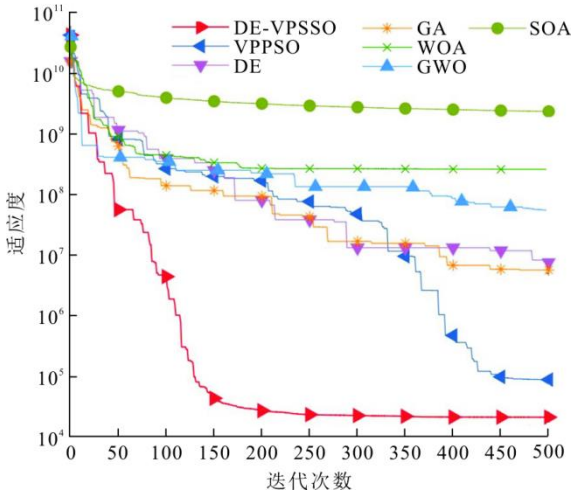


图 5 各算法在 F13 函数的表现
Fig.5 Performance of various algorithms in the F13 function

由图 4 和图 5 可见，DE-VPPSO 算法不仅具备较强的跳出局部的最优能力，且在收敛精度和收敛速度方面均优于其他群智能算法。

3 仿真试验及结果分析

在 MATLAB 中构建间接空冷系统模型，用以评估 DE-VPPSO 算法的控制器优化性能。通过仿真试验，在模型精确与失配 2 种条件下，对比分析 DE-VPPSO 优化的 GPC、经验整定 GPC、DE-VPPSO 优化的 PID 及 ZN 整定 PID 共 4 种控制策略的性能。

其中 PID 控制器采用标准形式，其传递函数为：

$$G_c(s)=K_p\left(1+\frac{1}{T_i s}+T_d s\right) \tag{15}$$

式中：K_p 为比例增益；T_i 为积分时间常数；T_d 为微分时间常数。

在不同试验场景（连续阶跃、风速扰动、参数失配、噪声干扰）下，上述各控制策略所使用的具体参数取值分别列于表 4 与表 5。

表 4 不同试验场景下 GPC 控制器参数设置
Tab.4 Parameters setting of generalized predictive controller under different experimental scenarios

控制器类型	试验场景	N_P	N_u	λ	α
手动调参 GPC	连续阶跃	13	1	0.1	0.100 0
	风速扰动	15	2	0.1	0.100 0
	参数失配	17	3	0.3	0.100 0
	噪声干扰	15	1	0.1	0.100 0
优化 GPC	连续阶跃	16	1	0.1	0.347 6
	风速扰动	12	1	0.1	0.014 0
	参数失配	19	1	0.1	0.098 0
	噪声干扰	17	3	0.1	0.500 0

表 5 不同试验场景下 PID 控制器参数设置
Tab.5 Parameters setting of PID controller under different experimental scenarios

控制器类型	试验场景	K_P	T_i	T_d
手动调参 PID	连续阶跃	4.961	63.954	23.095
	风速扰动	7.441	52.295	16.877
	参数失配	4.031	88.825	13.324
	噪声干扰	5.271	71.060	2.665
优化 PID	连续阶跃	5.426	66.898	17.234
	风速扰动	8.320	55.093	11.079
	参数失配	4.341	102.315	8.617
	噪声干扰	6.512	78.704	2.462

3.1 模型适配下 GPC 控制性能仿真分析

考虑到现场实际工况中循环水温度设定值可能动态调整，且系统存在初始温度，本研究设置多组阶跃设定值扰动[32 ℃→29.5 ℃→32 ℃→33 ℃→30 ℃]验证基本控制性能。图 6 为连续阶跃扰动输入下控制系统响应曲线。

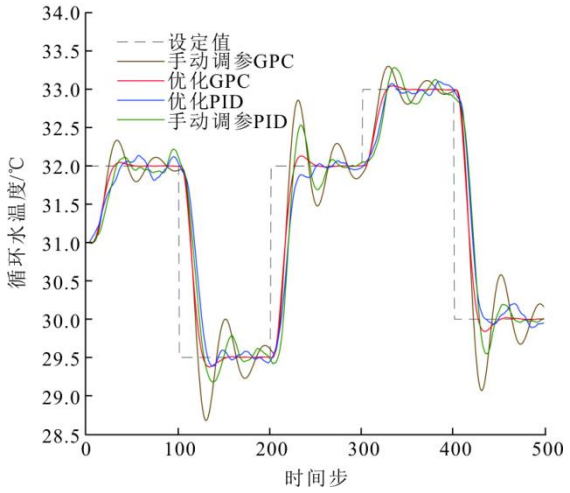


图 6 连续阶跃扰动输入下控制系统响应曲线
Fig.6 Response curves of the control system under continuous step disturbance input

由图 6 可见，多组设定值变化下，DE-VPPSO 优化 GPC 展现出快速跟踪能力，设定值跳变后能迅速稳定至新目标值。PID 控制器存在明显滞后和振荡现象，特别在 29.5 ℃低温设定时响应缓慢。手动调参 GPC 虽有改善但跟踪精度不足，存在稳态偏差。

3.2 模型失配下 GPC 控制性能仿真分析

3.2.1 环境风速扰动影响

间接空冷系统在实际运行中经常受到环境风速变化的影响，风速突变会直接影响凝汽器散热效果，对循环水温度控制造成扰动。为验证各控制算法的抗风速干扰性能，设置仿真工况为：系统前 100 个时间步稳定运行，循环水温度设定值 30 ℃；

第 100 步开始模拟环境风速由 5 m/s 突变至 10 m/s 的阶跃干扰。环境风速扰动下控制系统响应曲线如图 7 所示。

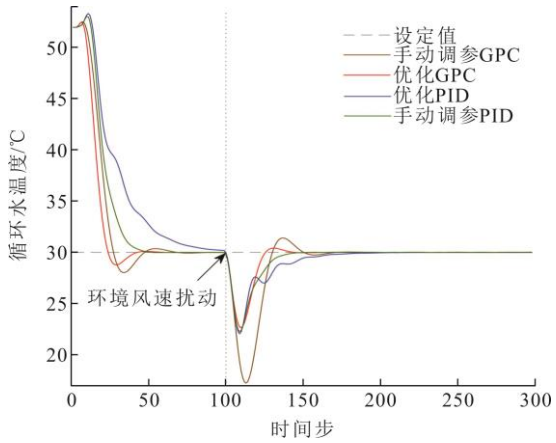


图 7 环境风速扰动下控制系统响应曲线
Fig.7 Response curves of the control system under environmental wind speed disturbance

由图 7 可见，第 100 步环境风速干扰时，DE-VPPSO 优化 GPC 表现出良好的抗扰动性能，能够快速恢复到设定值且超调量较小。手动调参 GPC 和 PID 控制器存在较大超调现象且调节时间较长。

3.2.2 模型参数改变

实际工程中，间接空冷系统的数学模型参数存在时变性和不确定性，主要源于设备老化、工况变化等因素影响。为评估各控制算法对模型失配的鲁棒性，设置参数失配测试：前 150 个时间步系统运行在标称参数条件下，循环水温度设定值为 30 ℃；第 150 步开始系统增益 K 及时间常数 T_1、T_2 同时增加 20%，模拟系统特性偏移工况。仿真结果见图 8。

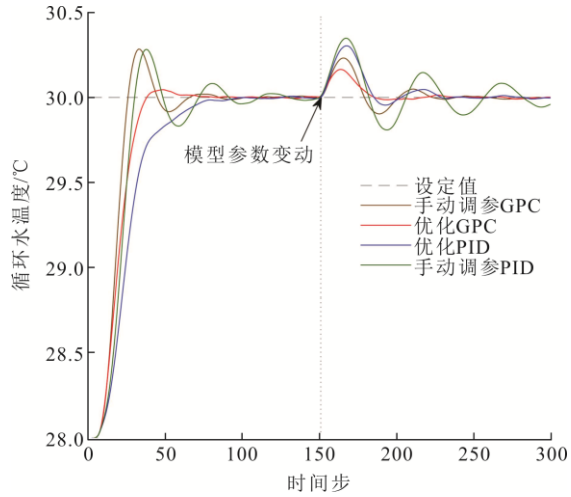


图 8 模型参数变动下控制系统响应曲线
Fig.8 Response curves of the control system under model parameter variations

由图 8 可见，第 150 步系统参数突变 20%后，3 种控制器均出现不同程度的性能下降。PID 控制器表现出较好的适应性，温度偏差明显且调节时间长。DE-VPPSO 优化 GPC 能够快速适应参数变化，保持良好的控制品质，验证了其对模型不确定性的鲁棒性。

3.2.3 随机噪声干扰

由于火力发电生产过程存在大量噪声，也会使辨识得到的模型参数与系统不符，造成模型失配，影响被控对象的稳定控制。为此在连续设定值变化[28 ℃~30 ℃]基础上加入方差 0.05 的噪声干扰。具体仿真结果如图 9 所示。

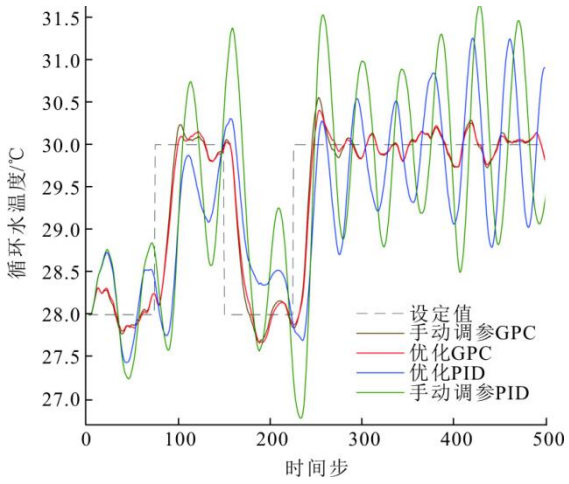


图 9 随机噪声干扰下控制系统响应曲线
Fig.9 Response curves of the control system under random noise interference

由图 9 可见，在连续设定值变化和 0.05 方差噪声双重干扰下，PID 控制器输出波动剧烈，特别在设定值跳变瞬间表现出明显的噪声敏感性。DE-VPPSO 优化 GPC 能有效抑制噪声影响，输出曲线相对平滑，保持了稳定的跟踪性能。

3.3 综合工况性能验证

为验证控制策略在复杂多变工况下的综合性能，构建融合连续设定值变化、环境风速扰动、模型参数失配和随机噪声干扰的综合测试工况，以获得对多种扰动场景均具有良好适应性的控制参数。

综合试验工况设置为：初始循环水出水温度为 31 ℃，系统稳定运行后，设定值按照[32 ℃→29.5 ℃→32 ℃→33 ℃→30 ℃]连续变化；在 100 时间步，环境风速由 5 m/s 突变至 10 m/s，模拟大风天气扰动；在 300 时间步，模型增益 K 及时间常数 T_1、T_2 同时增加 20%，模拟设备老化；全过程叠

加方差为 0.03 的高斯白噪声。该工况能够全面考察控制算法的跟踪性能、抗扰能力和鲁棒性。各控制策略参数配置见表 6，图 10 为综合工况下控制系统响应曲线。

表 6 综合工况下各控制策略参数配置
Tab.6 Parameter configuration of control strategies under comprehensive conditions

控制器类型	参数配置			
优化 GPC	N_P=18	N_u=1	λ=0.1	α=0.097 3
手动调参 GPC	N_P=15	N_u=1	λ=0.1	α=0.1
优化 PID	K_P=6.426	T_i=57.82	T_d=15.34	
手动调参 PID	K_P=5.424	T_i=60.96	T_d=27.09	

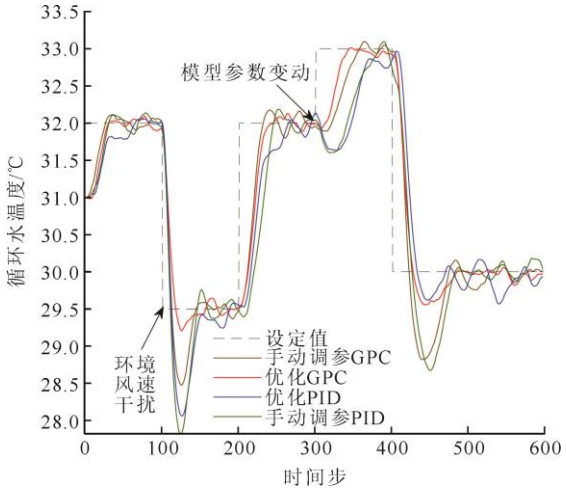


图 10 综合工况下控制系统响应曲线
Fig.10 Response curves of the control system under comprehensive conditions

从图 10 可以看出，经过 DE-VPPSO 优化 GPC 参数的控制器，在风速干扰、参数失配、噪声干扰等多种扰动叠加的复杂场景下，仍能保持快速的响应、良好的跟踪精度和较小的超调量，表现出良好的综合控制性能。手动调参 GPC 虽有一定改善但跟踪精度不足，在复杂扰动下存在较大波动。PID 控制器在多种扰动叠加时控制性能下降明显，存在较大超调和振荡，稳定时间长。

3.4 综合性能对比分析

为全面评估各控制策略在不同工况下的性能，本文采用时间加权绝对误差积分（integral of time-weighted absolute error，δ_{ITAE}）和误差平方积分（integral of squared error，δ_{ISE}）2 个性能指标，对 3.1—3.3 节的仿真结果进行综合对比分析。

$$\delta_{ITAE}=\int_0^T t|e(t)|\mathrm{d}t \tag{16}$$

式中：$e(t)$为系统输出与设定值的偏差；T 为仿真时长。δ_{ITAE} 指标对后期误差赋予更高权重，能够综合反映系统的快速性和稳定性，值越小表示控制性能越好。

$$\delta_{ISE}=\int_0^T e^2(t)\mathrm{d}t \tag{17}$$

δ_{ISE} 指标对大误差更为敏感，能有效评估系统的跟踪精度和抗干扰能力，值越小表示控制精度越高。

表 7 汇总了各种控制策略在不同扰动条件下的定量综合性能指标。

表 7 综合性能对比
Tab.7 Comprehensive performance comparison table

试验场景	性能指标	手动调参 GPC	优化 GPC	手动调参 PID	优化 PID
连续阶跃	δ_{ITAE}	59 968.39	38 108.50	60 409.24	54 750.20
	δ_{ISE}	306.10	251.81	380.48	335.96
风速扰动	δ_{ITAE}	27 199.18	11 745.10	21 223.83	13 562.80
	δ_{ISE}	2 026.345	539.328	686.709	591.503
参数失配	δ_{ITAE}	1 496.769	689.389	2 213.272	3 439.670
	δ_{ISE}	1.076 4	0.392 8	2.341 8	3.137 8
噪声干扰	δ_{ITAE}	27 274.3	27 180.8	86 519.6	113 286.0
	δ_{ISE}	159.02	155.00	415.53	697.73
综合工况	δ_{ITAE}	76 186.76	45 366.66	87 559.30	75 234.46
	δ_{ISE}	344.06	266.90	465.45	417.71

从表 7 的综合数据可以看出，基于 DE-VPPSO 算法的 GPC 参数整定方法在所有试验场景中均表现出良好的控制性能优势。特别地，在综合工况下，优化 GPC 展现出对复杂场景的综合适应能力。相比手动调参 GPC，δ_{ITAE} 和δ_{ISE} 分别降低 40.5%和 22.4%；相比优化 PID，δ_{ITAE} 和δ_{ISE} 2 项指标分别降低 39.7%和 36.1%；相比手动调参 PID，δ_{ITAE} 和δ_{ISE} 2 项指标分别降低 48.2%和 42.7%。这一结果验证了所提方法能够获得对多种扰动场景均适用的控制参数，在面对风速干扰、参数失配、噪声干扰等多重扰动叠加时仍能保持稳定的控制品质，对于间接空冷系统的实际工程应用具有重要意义。

此外，在其他单一扰动工况下，优化 GPC 同样表现优异：在连续阶跃工况中展现出快速响应特性；在风速扰动工况下体现出强抗扰能力；在参数失配工况下显示出良好的鲁棒性；在噪声干扰工况下保持了稳定的控制性能。综上分析，基于 DE-VPPSO 算法的 GPC 参数整定方法能够有效提升间接空冷系统的控制性能，在不同工况下均保持良好的稳定性和鲁棒性。

4 结 论

本研究以火电机组间接空冷系统为背景，针对

GPC 参数调节问题，得出如下结论：

1）建立了间接空冷系统的传递函数模型和环境风速扰动模型，为 GPC 控制器的设计提供了理论基础。通过现场试验数据辨识，所建立的二阶惯性迟延环节模型拟合精度达到 95.2%，能反映系统的动态特性。

2）提出的 DE-VPPSO 算法融合了差分进化算法和速度暂停机制的粒子群算法，采用双种群协同搜索策略，在测试函数上优于其他传统优化算法，可以较好降低陷入局部最优的可能性。

3）基于 DE-VPPSO 算法的 GPC 参数整定方法能够同时优化预测时域、控制时域、控制权重和柔化因子 4 个关键参数，在连续阶跃扰动、风速扰动、参数失配、噪声干扰和综合工况下，控制性能优于手动调参 GPC 和传统 PID 控制器。

［参 考 文 献］

［1］ 黄任. 间接空冷系统温控方案设计及优化研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2021: 1.
HUANG Ren, Design and optimization of temperature control scheme for indirect air cooling system[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021: 1.

［2］ 赵鑫, 杨珍帅, 范烨, 等. 环境参数影响下的火电机组空冷系统流动换热特性研究[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2025, 50(3): 115-126.
ZHAO Xin, YANG Zhenshuai, FAN Ye, et al. Flow heat transfer characteristics of air-cooling systems for thermal power units under the influence of ambient parameters[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science), 2025, 50(3): 115-126.

［3］ 林闽城, 华敏, 王林林, 等. 不同环境风速下间接空冷塔性能的模拟分析[J]. 电站系统工程, 2020, 36(6): 5-7.
LIN Mincheng, HUA Min, WANG Linlin, et al. Simulation analysis of indirect air cooling tower performance under different environmental wind speed[J]. Power System Engineering, 2020, 36(6): 5-7.

［4］ 张薇, 杜小泽, 杨立军, 等. 间接空冷散热器和空冷塔的流动传热特性研究[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2016, 47(2): 296-298.
ZHANG Wei, DU Xiaoze, YANG Lijun, et al. Study on heat-flow conduction characteristics of indirect air-cooled radiator and cooling tower[J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2016, 47(2): 296-298.

［5］ 周媛奉, 陈宽文, 胡婷婷, 等. 非线性时滞系统双阶段神经网络的改进广义预测控制[J]. 控制工程, 2024, 31(3): 567-576.
ZHOU Yuanfeng, CHEN Kuanwen, HU Tingting, et al. Improved generalized predictive control based on two-stage neural network for nonlinear time-delay system[J]. Control Engineering of China, 2024, 31(3): 567-576.

［6］ 郑阳, 陈启卷, 刘宛莹, 等. 基于多变量约束 GPC 的负荷频率控制[J]. 控制工程, 2022, 29(12): 2204-2212.
ZHENG Yang, CHEN Qijuan, LIU Wanying, et al. Load frequency control based on multivariable constrained generalized predictive control[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(12): 2204-2212.

［7］ 杨辉, 王颖, 陆荣秀, 等. 稀土萃取过程 PI 型广义预测控制[J]. 控制工程, 2021, 28(7): 1273-1280.
YANG Hui, WANG Ying, LU Rongxiu, et al. Generalized predictive control with PI structure for rare earth extraction process[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(7): 1273-1280.

［8］ 贺宁, 马凯, 傅山, 等. FDI 攻击下自触发预测控制安全策略研究[J]. 控制工程, 2022, 29(6): 988-995.
HE Ning, MA Kai, FU Shan, et al. Research on security strategy of self-triggered predictive control under FDI attack[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(6): 988-995.

［9］ 于蒙, 邹志云, 朱文超, 等. 基于神经网络逆模型的广义预测控制及应用[J]. 控制工程, 2021, 28(9): 1747-1753.
YU Meng, ZOU Zhiyun, ZHU Wenchao, et al. Generalized predictive control based on neural network inverse model and its application[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(9): 1747-1753.

［10］杨湘, 程明. 基于粒子群算法进行参数自我调整的广义预测控制 算法在汽包液位控制中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2014, 22(9): 2937-2940.
YANG Xiang, CHENG Ming. Generalized predictive control based on PSO and its application in drum water level control[J]. Computer Measurement and Control, 2014, 22(9): 2937-2940.

［11］张文彬. 基于改进蚁狮算法的广义预测控制对 T-S 模糊模型的控制研究[J]. 现代计算机, 2020(1): 12-15.
ZHANG Wenbin. Research on control of T-S fuzzy model based on generalized predictive control with improved antlion optimizer[J]. Modern Computer, 2020(1): 12-15.

［12］张悦, 何同祥. 基于蚁群算法的改进广义预测控制及参数优化[J]. 仪器仪表用户, 2021, 28(9): 27-29.
ZHANG Yue, HE Tongxiang. Improved generalized predictive control and parameter optimization based on ant colony algorithm[J]. Instrumentation Customer, 2021, 28(9): 27-29.

［13］KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth, WA, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.

［14］许文俊, 王锡淮. 基于变尺度黑洞和种群迁徙的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(11): 2036-2046.
XU Wenjun, WANG Xihuai. A particle swarm optimization algorithm based on variable-scale black hole and population migration[J]. Computer Engineering & Science, 2023, 45(11): 2036-2046.

［15］陈攀, 孙鉴, 吴佳伟, 等. 基于改进粒子群的云计算任务调度算法[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(12): 5045-5057.
CHEN Pan, SUN Jian, WU Zhuiwei, et al. Cloud computing task scheduling algorithm based on improved particle swarm optimization[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(12): 5045-5057.

［16］武晓雯, 郭孟营, 胡阿建, 等. 基于改进遗传粒子群算法的无人机路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(4): 315-325.
WU Xiaowen, GUO Mengying, HU Ajian, et al. Path planning for UAV based on improved hybrid genetic particle swarm algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(4): 315-325.

［17］孔明, 张琳, 张龙龙. 基于改进粒子群算法的 PID 参

数优化方法研究[J]. 计算技术与自动化, 2025, 44(2): 38-43.
KONG Ming, ZHANG Lin, ZHANG Longlong. Study on PID parameter optimization method based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Computing Technology and Automation, 2025, 44(2): 38-43.
[18] 黄训爱, 杨光永, 樊康生, 等. 基于改进粒子群算法的 PID 控制参数优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(2): 89-92.
HUANG Xunai, YANG Guangyong, FAN Kangsheng, et al. Optimization of PID control parameters based on improved particle swarm algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(2): 89-92.
[19] 曹琦, 程雷平, 徐成, 等. 求解全局优化问题的 SCA-VPPSO 算法及其应用[J]. 计算机技术与发展, 2024, 34(9): 182-187.
CAO Qi, CHENG Leiping, XU Cheng, et al. A novel SCA-VPPSO algorithm for global optimization problems and its engineering application[J]. Computer Technology and Development, 2024, 34(9): 182-187.
[20] 梁伟平, 薛文雅, 孙赫宇. 基于 GPC 模糊增益调度的直接空冷背压控制优化[J]. 电力科学与工程, 2021, 37(10): 55-63.
LIANG Weiping, XUE Wenya, SUN Heyu. Optimization direct air-cooled backpressure control based on GPC fuzzy gain scheduling[J]. Electric Power Science and Engineering, 2021, 37(10): 55-63.
[21] 平玉环, 李宗耀. 基于粒子群算法的 SCR 烟气脱硝系统模型辨识[J]. 热力发电, 2020, 49(12): 128-134.
PING Yuhuan, LI Zongyao. Model identification of SCR flue gas denitrification system based on particle swarm optimization algorithm[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(12): 128-134.
[22] 任岐. 300 MW 直接空冷机组背压设定值动态给定及背压控制策略优化[D]. 太原: 山西大学, 2020: 1.
REN Qi. Dynamic setting of back pressure setting value and optimization of back pressure control strategy for 300 MW direct air-cooling unit[D]. Taiyuan: Shanxi University, 2020: 1.
[23] 白建云, 任岐, 雷秀军, 等. 基于 GPC 的直接空冷机组背压控制优化研究[J]. 工业仪表与自动化装置, 2020(6): 105-109.
BAI Jianyun, REN Qi, LEI Xiujun, et al. Research on optimization of back pressure control of direct air- cooling unit based on GPC[J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2020(6): 105-109.
[24] 康卫东, 李高潮, 王子豪, 等. 基于环境风温-冷却水温耦合计算的间接空冷塔冬季运行及防冻研究[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2023, 49(4): 474-480.
KANG Weidong, LI Gaochao, WANG Zihao, et al. Winter operation and anti-freezing research of indirect air cooling tower based on coupling calculation between ambient wind temperature and cooling water temperature[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2023, 49(4): 474-480.
[25] 李昊, 许媛媛, 陶邦林, 等. 基于区间约束 GPC 的船舶 SCR 脱硝系统多工况控制[J]. 船舶工程, 2023, 45(2): 90-98.
LI Hao, XU Yuanyuan, TAO Banglin, et al. Multi-mode control of ship SCR denitration system based on interval constrained GPC[J]. Ship Engineering, 2023, 45(2): 90-98.

（责任编辑　杜亚勤）