

# 改进差分算法的仿人控制器设计与参数优化\*

李思宇<sup>a</sup>, 谭飞<sup>a,b</sup>

(四川轻化工大学 a. 人工智能四川省重点实验室; b. 自动化与电子信息学院, 自贡 643000)

**摘要:**为改善流程工业控制质量,减少噪声对控制决策规则的影响,根据专家控制操作的经验,提出了3种基本仿人智能控制(HSC)方式。通过分析被控系统的误差特征,提出了仿人智能控制的决策规则,并采用智能积分实现了位置学习。由于控制决策规则对噪声非常敏感,改进设计了一种基于误差大小的仿人智能控制规则。针对仿人智能控制在实际应用中参数多,不易设置的问题,对多种不同的工业过程模型,采用行域可变的差分进化(RVDE)算法对仿人智能控制器的参数进行优化。优化结果与以往优化结果以及常规控制方法的结果进行了比较,改进仿人智能控制算法对控制系统性能有明显改善。

**关键词:**仿人智能控制;差分进化;决策规则

**中图分类号:**TH165;TG659

**文献标识码:**A

## Humanoid-Simulated Controller Design and Parameter Optimization Based on Improved Differential Algorithm

LI Si-Yu<sup>a</sup>, TAN Fei<sup>a,b</sup>

(a. Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Provincial; b. School of Automation and Electronic Information, Sichuan University of Science Engineering, Zigong 643000, China)

**Abstract:** According to the experience of control operation expert, the three basic human-simulated control (HSC) modes are put forward in order to improve the control quality of process industry and reduce the influence of noise on control decision rules. Through analysis of control system error characteristics, human-simulated control decision rules are proposed, and the learning position control is realized by the use of intelligent integral. Because the control decision rules are sensitive to the noise, the control rules are designed based on the error size. In view of the problem that many parameters of HSC in practice are not easy to set up, the parameters of the human-simulated controller are optimized by region-variable and differential evolution algorithm (RVDE). The optimization results are compared with the results of the original literature and the conventional PID control. The HSC algorithm is obviously improved for the performance of the control system.

**Key words:** human-simulated control; differential evolution; decision rule

## 0 引言

仿人智能控制(HSC)模拟人的控制智慧,将仿人思维控制方法与传统控制策略相结合<sup>[1]</sup>,是一种依据已有的先验知识决定对被控系统不同特征状态选择不同的控制策略的多模态控制技术<sup>[2]</sup>。在仿人智能控制发展过程中,许多固有缺陷并没有很好的解决,比如控制参数整定难问题<sup>[3-4]</sup>以及控制器的决策规则可靠性低等问题。控制器获得的控制效果与特征模型中特征状态的数量存在正比关系,但同时控制参数增加为控制器设计带来极大困难<sup>[5]</sup>。

仿人智能控制(HSC)器算法模型的建立是对系统获取的先验知识进行分析处理,对实现控制要求和控制行为过程的分析,是选定智能控制图式,建立控制模式映射的过程。这种映射通常有较多的参数,一般按

经验设置,但难以获得最优的控制效果<sup>[6-7]</sup>。当前各种进化算法以及计算机硬件技术的发展,求解非解析多参数的优化,不需要目标函数的过多信息<sup>[8-10]</sup>,有基于Fuzzy-HSIC控制参数优化的混合算法<sup>[11]</sup>,陈家俊等<sup>[12]</sup>将伺服系统中的常用的手动整定PID改为机器学习以及模糊控制自适应整定,提升了参数整定效率。张芳等<sup>[13]</sup>设计了基于二阶线性自抗扰控制设计了电压源换流器高压直流输电换流站控制器,提升了系统动态性能以及鲁棒性。以上文献为解决控制器参数设置提供了有效可行的手段,但在仿人控制器中噪声对控制决策规则的影响依旧没有得到很好解决。

为改善上述问题,本文主要在HSC的决策过程,提出一种基于偏差 $e_m$ 的仿人智能决策规则,在差分算法收敛速度慢,容易陷入局部最优的缺点下提出并采用行

收稿日期:2022-02-20;修回日期:2022-07-01

\*基金项目:国家自然科学基金(61902268);四川省科技计划(2019YFSY0045)

作者简介:李思宇(1997—),男,硕士研究生,研究方向为智能算法控制,(E-mail)lisiyu\_suse@163.com。

域可变差分进化算法(RVDE)研究 HSC 在不同对象上的参数优化设置问题,研究减小决策失误的控制策略。

## 1 行域可变差分进化算法(RVDE)

设算法的优化问题如式(1):

$$z = \min f(\mathbf{x}), \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in S \subseteq \mathbf{R}^m \quad (1)$$

式中,  $S$  为目标函数  $f(\mathbf{x})$  的可行域;  $x_i \in [a_i, b_i], i = 1, 2, \dots, m; a_i, b_i \in \mathbf{R}$ , 分别为  $x_i$  的下界和上界;  $m$  为目标函数变量维数。

首先初始化种群  $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_p\}$ , 种群的大小  $p$  一般取进制数加 1 ~ 10 倍目标函数变量数, 如采用 10 进制浮点数, 优化 3 个变量, 种群可随机可取 13 ~ 40 个  $x$  个体构成初始矩阵  $\mathbf{X}$ , 矩阵每行为一个个体。对每个个体进行评价可得到矩阵  $\mathbf{Z}$ 。然后进行循环评价更新, 直到得到规定评价次数或达到认可的收敛精度。算法有多种更新策略<sup>[14]</sup>, 其中最常用 DE/rand/1/bin 策略, 基于个体更新变异如式(2)所示, 对式(2)同时更新矩阵  $\mathbf{Z}$ 。

$$\mathbf{v}_i^{t+1} = \mathbf{x}_{r_1}^t + F(\mathbf{x}_{r_2}^t + \mathbf{x}_{r_3}^t) \quad (2)$$

式中,  $r_1, r_2, r_3 \in \{1, 2, 3, \dots, p\}$  且互不相同的随机整数;  $\mathbf{x}_i^t$  为父代个体;  $\mathbf{v}_i^t$  为扰动向量;  $F$  为缩放比例因子;  $t$  为当前代;  $t+1$  为下一代。式(2)为常规变异策略, 本文在列文伯格-马夸特法的寻优基础上, 改进变异策略使得目标函数可行域为动态可变, 改进后变异策略为:

步骤 1: 计算式(2), 更新下一代个体。

步骤 2: 对于  $t+1$  代个体, 更新可行域  $S$  如式(3)所示。

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{J}(\mathbf{v}_i^{t+1} + \mathbf{J}(\mathbf{v}_i^{t+1})^T(\mathbf{v}_i^{t+1} - \mathbf{v}_i^t))\|^2, \quad (3)$$

$$\text{s. t. } \|\mathbf{D}\mathbf{v}_i^{t+1}\|^2 \leq \alpha$$

式中,  $\alpha$  为可行域半径;  $\mathbf{D}$  为系数矩阵;  $\mathbf{J}(\mathbf{v}_i^{t+1})$  为残差的雅克比矩阵。

$$Q = \frac{f(\mathbf{v}_i^{t+1}) - f(\mathbf{v}_i^t)}{\mathbf{J}(\mathbf{v}_i^{t+1})^T(\mathbf{v}_i^{t+1} - \mathbf{v}_i^t)} \quad (4)$$

步骤 3: 根据经验值设定可行域规则如式(5)所示。

$$\alpha = \begin{cases} 2\alpha, & \text{if } (Q > \frac{3}{4}) \\ \alpha, & \text{if } (\frac{3}{4} \geq Q \geq \frac{1}{4}) \\ 0.5\alpha, & \text{if } (Q < \frac{1}{4}) \end{cases} \quad (5)$$

步骤 4: 之后更新的下一代与第  $i$  个个体进行交叉操作得到个体  $\mathbf{u}$ , 如式(6)所示。

$$u_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} v_{i,j}^t, & \text{if } (\text{rand}_j \leq C) \text{ or } (j = r_i) \\ x_{i,j}^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $\text{rand}_j$  为  $[0, 1]$  的均匀分布的随机数;  $C$  为给定的交叉概率, 属于  $[0, 1]$ ;  $r_i \in \{1, 2, 3, \dots, p\}$  的随机整数。然后得到的交叉个体进行评价如果更好就选择式(6)得到的新个体, 否则原个体不变复制到下一代, 如式(7)所示。

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_i^{t+1}, & \text{if } f(\mathbf{u}_i^{t+1}) \leq f(\mathbf{x}_i^t) \\ \mathbf{x}_i^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

通过  $i$  从 1 ~  $p$  取值, 对改进变异策略和式(6)、式(7)的重复迭代应用, 就可完成对目标函数(1)的全局

最小值求解。

## 2 改进的 HSC 设计

对仿人智能控制系统进行设计<sup>[15]</sup>, 仿人智能控制系统的结构如图 1 所示,  $R(S)$  为目标参数,  $G_c(S)$  和  $G_p(S)$  为控制器和被控制对象的传递函数,  $E(S)$  为误差函数,  $U(S)$  为控制器输出,  $H(S)$  为系统反馈,  $Y(S)$  为优化后参数。

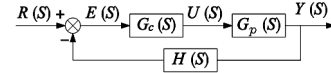


图 1 闭环控制系统结构

一个有时延的对象在常规控制下的阶跃响应误差曲线如图 2 所示。

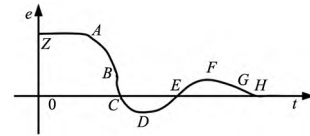


图 2 系统误差曲线

分析图 2, 一个经验丰富的控制专家根据系统误差变化特征对系统进行操作控制, 通常可以分为 3 种控制方式: I 加速控制, II 减速控制, III 等待观察。在等待观察的过程中, 控制器需要给出个持续的激励, 保证执行机构移动的适当的位置, 使系统输出误差满足要求。这个持续的激励需要控制器对系统偏差的学习, 采用设计积分器仿真与控制方式 I 和 II 中进行执行机构位置的学习。

系统的误差特征信息和决策可总结到表 1。

表 1 偏差特征信息与控制模式对照表

误差特征信息	ZA	AB	BC	CD	DE	EF	FG	GH	H 以后
$e$	+	+	+	-	-	+	+	+	+
$\dot{e}$	+	-	-	-	+	+	-	-	+
$\ddot{e}$	+	-	+	+	+	-	-	+	+
控制模式	I	II	III	I	II	I	II	III	I

表中, “+”表示大于等于 0, “-”表示小于 0; I、II、III 分别表示 3 种控制模式。

根据控制决策方法<sup>[16]</sup>的基本方法和表 1 的信息特征, 总结出一般 HSC 规则完成 3 种基本控制方式的决策算法。

规则一: 若  $(e \cdot \dot{e} \geq 0 \cup |e/\dot{e}| \geq k_m)$  则采用式(8)。

$$\begin{cases} u = k_p \cdot e + U_{i(n-1)} \\ \Delta U_{i(n)} = k_i \cdot \int_{t_n}^{t_{n+1}} e dt \end{cases} \quad (8)$$

规则二: 若  $(e \cdot \dot{e} < 0 \cap \dot{e} \cdot \ddot{e} \geq 0 \cap |e/\dot{e}| < k_m)$  采用式(9)。

$$\begin{cases} k_d \cdot de/dt + U_{i(n)} \\ U_{i(n)} = U_{i(n-1)} + \Delta U_{i(n)} \end{cases} \quad (9)$$

规则三: 若  $(e \cdot \dot{e} < 0 \cap \dot{e} \cdot \ddot{e} < 0 \cap |e/\dot{e}| < k_m)$  采用式(10)。

$$u = U_{i(n)} \quad (10)$$

算法中  $e$  为系统当前实际偏差;  $\dot{e}$  为偏差的一阶导数;  $\ddot{e}$  为二阶导数; 对象时延很小时 ZA 段时间很短, 规则  $|e/\dot{e}| \geq k_m$  的作用是划分规则二、规则三的部分时间

到规则一,使 3 个规则成立时间相对均衡; $U_{i(n-1)}$  为控制规则成立时刻前一规则的位置学习<sup>[11]</sup>输出; $U_{i(n)}$  为当前位置学习输出; $\Delta U_{i(n)}$  表示规则一成立时间段的位置学习增量; $t_n \sim t_{n-1}$  表示规则从成立时刻到不成立的时间段; $k_p$  为正比例控制增益; $k_d$  为微分控制增益,起减速控制作用; $k_i$  是位置学习系数。

仿真发现,算法以偏差的一阶导数  $\dot{e}$  和二阶导数  $\ddot{e}$  决策,测量噪声对算法影响很大,完全依靠导数信息进行决策极易出错。用偏差绝对值参与决策,把 3 种控制模式分开,同时配以误差的导数信息对细节加以修正,使模式决策可靠性更高。大偏差时用加速回调模式,中等偏差时用减速模式抑制系统超调,由于系统对象通常具有滞后特性,小偏差时采用保持模式等待观察,如同人工操作的“等等看”。改进基于偏差  $e_m$  HSC 规则如式(11)~式(13)所示。

规则一:若  $(|e| \geq a \cdot |e_m|) \cup (e \cdot \dot{e} \geq 0)$  则采用式(11)。

$$\begin{cases} U = k_p \cdot e + U_{i(n-1)} \\ \Delta U_{i(n)} = k_i \int_{t_n}^{t_{n+1}} e dt \end{cases} \quad (11)$$

规则二:若  $(a \cdot |e_m| > |e| \geq b \cdot |e_m|) \cap (e \cdot \dot{e} < 0)$  则采用式(12)。

$$U = k_p k_d \dot{e} + U_{i(n)} \quad (12)$$

规则三:若  $(b \cdot |e_m| > |e|) \cap (e \cdot \dot{e} < 0)$  则采用式(13)。

$$U = U_{i(n)} = U_{i(n-1)} + \Delta U_{i(n-1)} \quad (13)$$

此算法中的参数  $a, b$  是根据偏差大小的规则切换系数; $e$  为系统当前实际偏差, $e_m$  为当前方向(可能是正向或负向)当前时刻绝对值最大的偏差(偏差过 0 时  $e_m$  置 0,然后重新实时求取), $e_m$  的计算方法为式(14)。图 3 的曲线实线部分给出了  $e_m$  的变化情况,虚线部分将保持虚线起始点值不变,如图中  $g$  点到  $h$  点实际系统误差如虚线部分,但  $e_m$  取值保持  $g$  点的值不变。若  $(e \cdot e_m \geq 0 \cap |e| > |e_m|) \cup e \cdot e_m < 0$  则

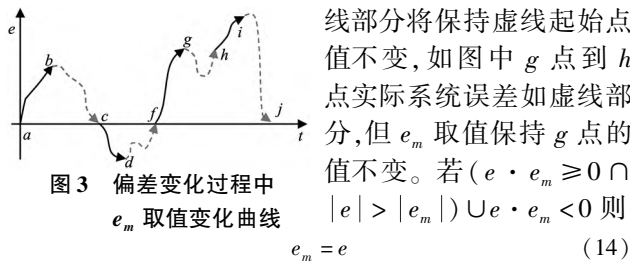


图 3 偏差变化过程中  $e_m$  取值变化曲线

$$e_m = e \quad (14)$$

### 3 系统仿真与优化

根据对差分进化算法改进的一种有别于传统负荷模型的非仿真模型辨识模型<sup>[17]</sup>,设计仿人智能控制(HSC)算法  $k_p, k_i, k_d, a, b$  等 5 个参数,其中  $a$  和  $b$  决定了规则成立的时间段长度,且要  $1 \geq a > b > 0$ ,这 2 个参数密切相关控制另外 3 个控制参数的大小,根据控制的特征,可先确定或者再优化更有利于合适的参数,使控制变量适应工业过程。

优化的控制目标选取很重要,希望系统快速且没有大的超调,设计的优化目标函数如式(15)所示。函数对超过 2% 的超调加以 108 惩罚。

$$J_{\min} = t_s \cdot \int_0^{\infty} t \{1 + [y(t) > 1.02r(t)] * 1E8\} |e(t)| dt \quad (15)$$

式中, $t_s$  为控制系统的建立时间; $t$  为时间变量; $r(t)$  为

系统的输入; $y(t)$  为系统的输出; $e(t)$  为系统的响应偏差。该目标函数是偏差绝对值时间加权积分指标(ITAE)的一种改进。

同时为说明仿人智能控制(HSC)的性能,把实际微分 PID 控制式(16)结果并与仿人智能控制(HSC)结果进行比较,算式中的微分增益在工业应用中不能过大,因此取为固定值 10。

$$G_c(s) = k_p [1 + k_i/s + k_d s / (k_d s / 10 + 1)] \quad (16)$$

在进行优化时可根据 ZN 法或者通过仿真实验确定参数大致存在的范围,可使优化的效率提高。目标函数的求取需要用系统的仿真数据进行计算,仿真的步长及仿真的终止时间对算法计算效率影响很大。仿真步长一般取值以对象最小时间常数的 1/20 为参考,不宜过小,仿真终止时间以估计的最优状态下系统稳态无差为参考取值,不宜过长,否则计算量大,优化时间长。算法对控制参数的优化流程图如图 4 所示。

图 4 控制参数优化流程图

### 4 优化实例

对象 1:采用循环流化床锅炉的温床为对象<sup>[18]</sup>,其动力学特性具有大惯性特点,燃料的变化与床温可表示为式(17)。

$$G_{p1}(s) = \frac{6.839 \times 10^{-4} s + 1.358 \times 10^{-4}}{s^3 + 0.596 s^2 + 1.27 \times 10^{-3} s + 6.362 \times 10^{-7}} \quad (17)$$

该对象有 3 个极点一个零点,属于最小相位对象,仔细分析可发现系统纯比例控制是一个绝对稳定系统,因此可以用最大控制增益。设置种群数为 30,最大评价次数 5000,控制系统仿真步长 0.025,仿真终止时间 80,由于系统没时延,上升很快,改进仿人智能控制 HSC 的参数  $a$  取 0.5,参数  $b$  的优化范围取  $(0.0001, 0.5)$ , $k_p$  取最大范围  $(0, 400)$ , $k_i$  取  $(0.0001, 2)$ , $k_d$  取  $(0.0001, 20)$ 。另外现在超调用式(15)进行优化结果如 PID1;不限制超调用普通的 ITAE 指标进行优化的见 PID2,进行 3 次优化,最优结果统计如表 2 所示,它们的阶跃响应曲线如图 5 所示。从超调和调节时间来看,PID2 的超调很大,PID1 调节时间有点长,仿人智能控制(HSC)的调节时间只有 20.3 s,超调量不超过 1%,这个优秀结果比文献[19]所给的 2466 s 的调节时间有质的改善。

表 2 对象  $G_{p1}$  控制系统的优化结果比较

算法	$k_p$	$k_i$	$k_d$	$\sigma/\%$	$t_r$	$t_s$
PID1	8.98E-2	5.01E-4	4.41E+2	1.74	216	238
PID2	2.79E+2	1.00E-4	1.79E+1	31.0	1.35	11.3
HSC	4.00E+2	1.00E-4	3.59E+0	0.34	31.9	20.3

对象 2:采用有正零点的非最小相位对象如式(18)所示。仿真步长取 0.005,仿真最大时间 20 s,对于仿人智能控制算法, $b$  先确为 0.5,优化  $a$  的范围为



(0.5001, 1), 其他的参数取(0, 5)进行优化, 最大 5000 次评价, 3 次优化, 最优结果如表 3 所示, 相应的阶跃响应曲线如图 6 所示。表中还给出了基于临界 ZN 法整定的结果及文献[19]给的参数的仿真结果, 相应的系统阶跃响应曲线对照可以看到, 仿人智能控制的结果在快速和平稳性上表现是最优的。

$$G_{p2}(s) = \frac{1-s}{(1+s)^3} \quad (18)$$

表 3 对象  $G_{p2}$  控制系统优化参数及结果比

算法	$k_p$	$k_i$	$k_d$	$\sigma/\%$	$t_r$	$t_s$
ZN-PID	1.20	0.317	0.788	12.6	3.02	8.37
MBDE-PID	1.08	0.357	0.794	6.66	3.42	8.38
HSC $a=0.99, b=0.5$	2.86	0.757	0.559	1.51	3.18	2.97

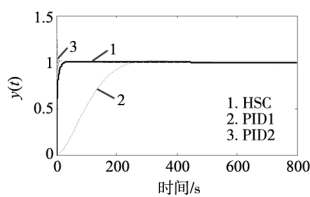


图 5  $G_{p1}$  对象控制系统的阶跃响应曲线

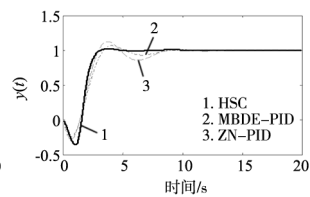


图 6  $G_{p2}$  对象控制系统的阶跃响应曲线

对象 3: 选用大滞后有时延的二阶对象如式(19)所示。设置仿真步长时间 0.05 s, 仿真终止时间 300 s,  $b=0.5$ , 对参数  $a$  的优化范围取值(0.5001, 1), 其它控制参数取(0, 100)对系统在式(15)下进行仿人智能控制(HSC)优化, 其结果与文献[20-21]提供的粒子群优化的 PID 控制结果及 ZN 法整定的控制参数及结果如表 4 所示, 相应的阶跃响应曲线如图 7 所示。仿人智能控制(HSC)的优化结果调节时间 22.4 s, 超调 1.9%, 与粒子群优化的 PID 控制(PSO-PID)相比有非常明显的优势。比较前面

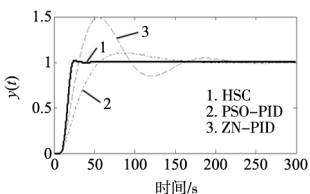


图 7  $G_{p3}$  对象控制系统的阶跃响应曲线

$$G_{p3}(s) = 0.75e^{-8.1s} / (1 + 61.4s)^2 \quad (19)$$

表 4 对象  $G_{p3}$  控制系统优化参数及结果对比

算法	$k_p$	$k_i$	$k_d$	$\sigma/\%$	$t_r$	$t_s$
ZN-PID	13.2	0.018	13.75	49.83	30.8	213.4
PSO-PID	6.12	0.010	21.24	10.56	58	151.0
HSC $a=0.99, b=0.5$	76.8	0.172	12.50	1.93	23.0	22.4

## 5 结论

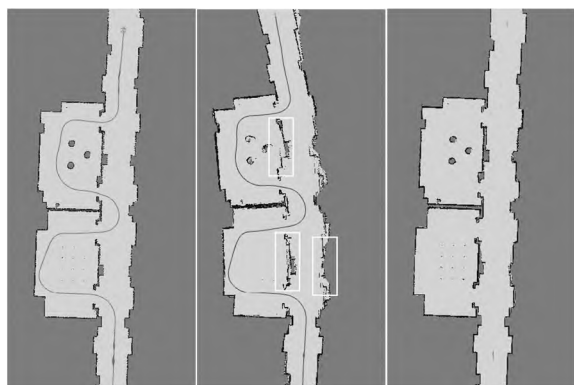
本文通过对专家操作控制系统的分析, 对仿人智能控制器做出了以下改进, 第一分析了控制系统的误差变化信息, 设计了两种仿人智能控制(HSC)控制器。第二对第一种控制规则在仿真和实践中的问题进行改进, 提出基于误差分段决策的改进仿人智能控制规则。第三对差分进化算法的变异策略进行改进, 采用行域可变速差分进化算法针对三种不同的过程对象进行控制

参数优化, 并分析比较了它们在常规 PID 控制和优化 PID 控制的控制效果, 算法在优化实例 1~3 的调节时间分别为 20.3 s、2.97 s、22.4 s, 在实例 1~3 中均为最优结果。实验结果表明改进仿人智能控制算法具有快速精确的寻优能力, 也说明该算法在大时滞延迟系统的控制效果上表现良好。

### 【参考文献】

- [1] 王培进, 张景辉. 仿人思维智能控制策略[J]. 烟台大学学报(自然科学与工程版), 2022, 35(2): 207-213, 247.
- [2] 李柏松, 任伟杰, 韩敏. 基于 HSIC-GL 的多元时间序列非线性 Granger 因果关系分析[J]. 信息与控制, 2021, 50(3): 356-365.
- [3] 郑重, 孙瑞华, 李怡卓, 等. 基于遗传算法的四旋翼 PID 控制器参数整定[J]. 现代制造技术与装备, 2018(5): 172-173.
- [4] 李志敏. 机械臂逆运动学的带修复策略自适应差分进化求解[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(5): 51-54, 58.
- [5] NANAYAKKARA T, SAHIN F, JAMSHIDI M. Intelligent control systems with an introduction to system of systems engineering[M]. Florida: Crc Press, 2018.
- [6] 戴小文, 宋建霖, 岳丽全. 仿人智能控制理论及应用研究进展[J/OL]. 自动化学报: 1-14 [2022-12-06]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2109.TP.20200521.1434.002.html>.
- [7] ZHENG X L, NGUYEN H. A novel artificial intelligent model for predicting water treatment efficiency of various biochar systems based on artificial neural network and queuing search algorithm[J]. Chemosphere, 2022, 287: 132251.
- [8] 田海林, 宋珂炜, 董铂龙, 等. 基于粒子群神经网络的无刷直流电机控制方法[J]. 电力电子技术, 2019, 53(12): 106-110.
- [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.
- [10] 杨辉跃, 涂亚庆, 彭钰钦. 科氏流量计仿人智能控制(HSC)器参数的量子遗传优化[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 112-118.
- [11] 王冲, 孙传猛, 靳鸿, 等. 基于混合算法改进的采煤机采高仿人智能控制(HSC)模型设计[J]. 电子测量技术, 2022, 45(1): 35-42.
- [12] 陈家俊, 贺云波. 伺服系统中 PID 控制器参数整定的研究[J]. 机床与液压, 2021, 49(1): 13-16, 62.
- [13] 张芳, 陈晓凯. VSC-HVDC 换流站二阶线性自抗扰控制器参数整定研究[J]. 电网技术, 2018, 42(11): 3744-3755.
- [14] AKHTARUZZAMAN M, HASAN M K, KABIR S R, et al. HSIC bottleneck based distributed deep learning model for load forecasting in smart grid with a comprehensive survey[J]. IEEE Access, 2020(8): 222977-223008.
- [15] MA Z M, ZHAN Z R, OUYANG X Y, et al. Nonlinear dimensionality reduction based on HSIC maximization[J]. IEEE Access, 2018(8): 55537-55555.
- [16] 徐鹏, 肖建, 杨奕, 等. 基于仿人智能控制的永磁同步电机调速系统设计[J]. 微电机, 2013, 46(7): 58-61.
- [17] 周晋航, 陆超, 张欣然, 等. 基于进化计算的类噪声负荷辨识改进方法[J]. 电网技术, 2022, 46(8): 3159-3167.
- [18] 李丰泽, 马素霞. 基于动态论域的循环流化床锅炉燃烧系统的模糊自适应 PID 控制[J]. 动力工程学报, 2021, 41(3): 195-200.

(下转第 112 页)



(a) 参考建图 (b) 使用 RF20 算法得到定位数据建图 (c) 使用本文方案得到定位数据建图

图 5 不同定位方案估计轨迹以及地图对比

对比 3 种方案建立的地图效果可知,仅使用 RF20 算法计算得到的定位数据误差最大,图 5b 方框中的地图边缘模糊,出现明显形变,这是 RF20 算法计算得到的角速度误差较大导致的。而图 5c 使用本文提出的算法方案,最终建立的地图边缘清晰、距离估计准确,非常接近参考地图,证明定位数据误差较小。

表 1 为不同算法方案的运行时长。对比发现,本文提出的算法计算量远远小于基于粒子滤波的参考定位方案。算法运行初期,方案平均耗时为 0.068 s。随着 AMCL 算法逐渐收敛,方案的计算量逐渐减小,在系统运行 10 s 后,方案平均耗时逐渐稳定,仅为 0.025 s。

表 1 不同算法方案运行时长 (s)

方案	平均耗时
仅 RF20 算法	0.018
粒子滤波 SLAM	0.305
本文算法方案	0.025

## 5 结论

本文针对无里程计移动机器人的定位问题,提出一种多传感器融合定位算法,通过 EKF 融合 IMU 数据和 RF20 算法计算出的机器人线速度和角速度,得到相对定位数据;使用 AMCL 算法修正机器人的相对定位数据,得到绝对定位数据,从而完成移动机器人的定位任务。实验结果表明,本文提出的定位算法得到的定位数据误差较小,具有定位精度高且计算量小的优点,由于不依赖里程计数据,所以能够避免轮式里程计因轮子打滑、长时间运行误差累积而导致定位失败的问题,实现在无里程计的情况下完成精确定位。

本文目前提出的定位算法依赖激光雷达传感器,在动态场景下 RF20 算法计算的机器人速度数据仍然会有较大误差,因此下一步计划引入人工路标,进行信息的深度融合,以辅助移动机器人进行定位与导航。

### [参考文献]

[1] 李群明,熊蓉,褚健. 室内移动机器人定位方法研究综述[J]. 机器人,2003,25(96):560-567,573.

(上接第 108 页)

[19] 潘晖,钱麟,王灵,等. 基于 MBDE 和参数稳定域的 PI/PID 控制器参数整定[J]. 系统仿真学报,2014,22(11):2692-2697.

[20] 孟丽,韩璞,任燕燕,等. 基于多目标粒子群算法的 PID

[2] 田明锐,杨皓,胡永彪. 大视场室内移动机器人高精度动态定位方法[J]. 中国机械工程,2022,33(2):194-201.

[3] ZHI L, MEI X S. Navigation and control system of mobile robot based on ROS[C]//2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). IEEE,2018.

[4] 贝旭颖,平雪良,高文研. 轮式移动机器人里程计系统误差校核[J]. 计算机应用研究,2018,35(9):2696-2699,2703.

[5] 张书亮,谭向全,吴清文. 基于多传感器融合技术的室内移动机器人定位研究[J]. 传感器与微系统,2021,40(8):53-56.

[6] IBRAGIMOV I Z, AFANASYEV I M. Comparison of ros-based visual slam methods in homogeneous indoor environment[C]//2017 14th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC). IEEE,2017.

[7] 龚学锐,闵华松. 基于 ROS 的惯性和视觉里程计的机器人室内定位[J]. 组合机床与自动化加工技术,2019(5):106-110.

[8] 严小意,郭杭. 激光 SLAM 移动机器人室内定位研究[J]. 测绘通报,2019(12):8-11.

[9] 金静雅,朱锋,陶贤露,等. 消费级惯性传感器动态系统误差分析与建模[J]. 测绘科学,2022,47(2):55-61.

[10] 胡钊政,刘佳惠,黄刚,等. 融合 WiFi、激光雷达与地图的机器人室内定位[J]. 电子与信息学报,2021,43(8):2308-2316.

[11] 夏凌楠,张波,王营冠,等. 基于惯性传感器和视觉里程计的机器人定位[J]. 仪器仪表学报,2013,34(1):166-172.

[12] JAIMEZ M, MONROY J G, GONZALEZ-JIMENEZ J. Planar odometry from a radial laser scanner. A range flow-based approach[C]//2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE,2016.

[13] 李永强,唐旭东,李兆凯,等. 移动机器人的多传感器信息融合[J]. 西北工业大学学报,2021,39(S1):59-65.

[14] 许垚. 基于二维码的室内移动机器人多传感器融合定位方法研究[D]. 杭州:浙江科技学院,2020.

[15] 叶泳骏,陈新度,吴磊,等. 基于视觉与陀螺仪组合的机器人粒子滤波定位[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(11):1-4.

[16] 刘鹏,刘凯,周愉. 基于 Wi-Fi 和自适应蒙特卡洛的移动机器人的定位方法的研究[J]. 计算机应用与软件,2021,38(4):75-81,94.

[17] 杨傲雷,金宏宙,陈灵,等. 融合深度学习与粒子滤波的移动机器人重定位方法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(7):226-233.

[18] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems[C]//2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE,2012.

(编辑 祝智铭)

控制器设计[J]. 计算机仿真,2013,30(7):388-391.

[21] 曹刚,令狐克均,吴怀超,等. 基于 PSO-PID 的重型 AT 主油压调节的研究[J]. 机床与液压,2019,47(16):152-156.

(编辑 祝智铭)