

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415485

基于BAS-PSO优化自抗扰的高速列车速度跟踪控制

马冬寅 王新屏 李卫东

(大连交通大学自动化与电气工程学院 大连 116028)

摘要: 针对高速列车自动驾驶系统,采用基于天牛须粒子群(BAS-PSO)优化自抗扰控制(ADRC)的算法,设计速度跟踪控制器。基于列车动力学模型设计自抗扰控制器,并以ITAE作为目标函数,利用BAS-PSO实现参数整定。选用CRH380A型动车组参数,通过MATLAB进行仿真验证,对比BAS-PSO、PSO以及改进鲨鱼优化ADRC算法对列车目标速度曲线的追踪效果,其中基于BAS-PSO优化ADRC算法的列车目标速度曲线跟踪误差保持在 ± 0.4 km/h的范围内,相比另外两种算法更加紧密地贴近目标速度曲线。结果表明,基于BAS-PSO优化ADRC具有跟踪误差小、抗干扰能力强的优点。

关键词: 自抗扰控制;天牛须粒子群算法;高速列车;速度跟踪

中图分类号: U284.48 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8010

Speed tracking control of high-speed train based on BAS-PSO optimized active disturbance rejection control

Ma Dongyin Wang Xinping Li Weidong

(School of Automation and Electrical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China)

Abstract: Aiming at the Automatic Train Operation of high-speed train, an algorithm based on BAS-PSO optimized auto disturbance rejection control (ADRC) is used to design speed tracking controller. The ADRC is designed based on the train dynamics model, ITAE is used as the objective function, and the parameters are tuned by BAS-PSO. CRH380A train parameters are selected, The tracking effect of BAS-PSO, PSO and improved shark optimized ADRC algorithm on the target speed curve of the train is compared by MATLAB simulation, The tracking error of the train target speed curve based on the BAS-PSO optimized ADRC algorithm is kept in the range of ± 0.4 km/h, which is closer to the target speed curve than the other two algorithms. The results show that the ADRC based on BAS-PSO optimization has the advantages of small tracking error and strong anti-interference ability.

Keywords: active disturbance rejection control; beetle whisker particle swarm optimization algorithm; high-speed train; speed tracking

0 引言

在中国,高速列车的发展正处于新兴阶段^[1],高速列车因其安全、环保、运输量大等优点作为我国交通运输的主要载体之一^[2]。曾经的人工驾驶,难以满足日益发展的铁路行业需求,自动驾驶模式是未来大势所趋。列车自动驾驶系统(automatic train operation, ATO)的性能很大程度上影响高速列车的运行工况^[3],这对高速列车运行过程中的安全、精确停车等性能指标提出了更为严格的要求^[4],如果控制系统难以跟踪目标速度曲线,那么就没有任何意义^[5]。

韩京清在文献[6]中首次提出自抗扰控制(active disturbance rejection control, ADRC),核心思想是把系统

中的不确定性和干扰看作一个扩张状态,通过估计扰动的方式把扰动消掉,不需要被控制对象的具体形式,有较好的前景。连文博等^[7]将自抗扰控制用在了高速列车速度跟踪控制上,可精准跟踪列车速度曲线。文献[8]将PI控制替换为自抗扰控制,解决了速度响应超调的问题,鲁棒性较好。针对自抗扰控制参数整定困难的问题,众多学者尝试使用多种优化算法来整定ADRC的参数,文献[9]利用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法优化ADRC参数,系统的抗干扰性能增强。文献[10]采用改进鲨鱼算法优化ADRC,对转速超调的抑制更加显著。文献[11]分别采用天牛须搜索(beetle antenna search, BAS)和PSO优化ADRC的参数,结果表明,BAS寻优速度更快但存在一

定的超调。文献[12]将变异环节引入天牛须算法来优化ADRC参数,减少了超调量,抗干扰性能强。文献[13]将BAS和PSO相结合实现ADRC参数的优化,该算法的减振效果很不错。BAS算法已逐渐应用于PID控制器、电力调度、定位、经济管理、路径规划以及图形处理等多项领域^[14],但在高速列车领域方面应用较少。

本文采用天牛须搜索粒子群优化(battle antenna search-particle swarm optimization,BAS-PSO)优化ADRC参数,首次将该方法应用到高速列车上,通过与PSO和改进鲨鱼算法进行对比可以明显看出速度误差变小,仿真表明该方法可以精准跟踪列车速度曲线。

1 模型建立

本文参考文献[7]建立列车模型,列车ATO系统结构如图1所示。

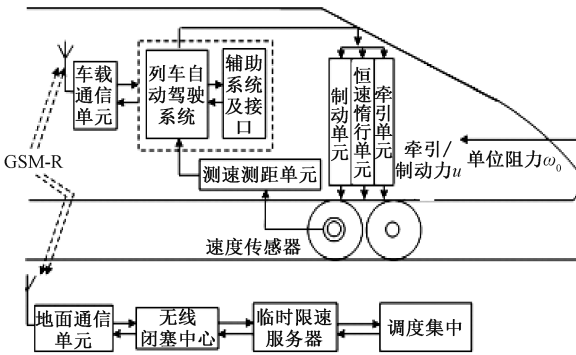


图1 列车ATO系统结构图

由图1可知,列车受到单位阻力和牵引/制动两个力,列车动力学方程为:

$$\begin{cases} \frac{ds}{dt} = v \\ \frac{dv}{dt} = \xi(u - \omega_0) \\ \xi = \frac{0.0098}{1 + \gamma} \\ \omega_0 = a + bv + cv^2 \end{cases} \quad (1)$$

式中: s 为位移; v 为速度; ξ 为加速度系数; u 为牵引力/制动力; ω_0 为列车的基本阻力; γ 为车轮回转质量系数; a 、 b 、 c 分别是滚动阻力系数、摩擦阻力系数、空气阻力系数^[7]。速度超过350 km/h时,空气阻力的比重会变大,超过80%,实际运行时,列车的阻力分为基本阻力和附加阻力,列车速度对基本阻力有影响^[6]。本文研究的列车是在直线上行驶,因此不需要考虑额外阻力,仅考虑基础阻力即可。

根据式(1)的动力学方程,建立考虑外部扰动的状态空间表达式:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \xi u - a\xi - b\xi x_2 - c\xi x_2^2 + \varphi(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_1 是列车位移, x_2 是列车速度, x_2 的导数 \dot{x}_2 为列车加速度, $\varphi(t)$ 为列车所受的外部干扰。

列车模型选择CRH380A型,具体参数如表1所示。

表1 CRH380A型动车组参数

参数	数值
动力配置	6M2T
最高运营速度/(km/h)	400
受流电压/kV	25(50 Hz)
车辆回转系数 γ /(rad/s)	0.11
阻力参数/(N/kN)	$\omega_0 = 0.16 + 0.0053v + 0.0018v^2$

2 自抗扰控制

自抗扰控制器由3个部分组成,分别是:跟踪微分器(tracking differentiator, TD)、非线性状态误差反馈控制律(nonlinear states error feed-back, NLSEF)以及扩张状态观测器(expanded state observer, ESO),其中ESO是ADRC控制器最核心的部分。

非线性ADRC结构如图2所示。

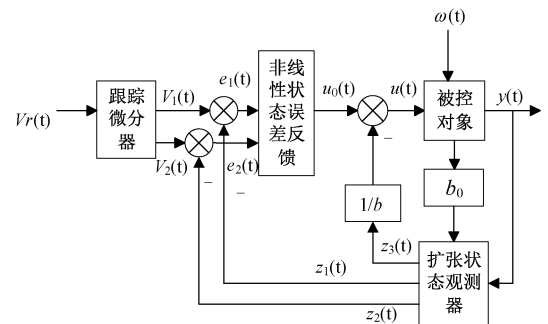


图2 非线性ADRC结构框图

假设二阶被控对象模型如下:

$$\ddot{y} = f(y, \dot{y}, \omega(t), t) + bu \quad (3)$$

其中, $\omega(t)$ 为外扰作用, $f(y, \dot{y}, \omega(t), t)$ 为总扰动。ADRC的核心是如何实时估计总扰动并消除它,使式(3)变为如下形式的积分器串联标准型:

$$\ddot{y} = u_0 \quad (4)$$

令状态变量 $x_1 = y, x_2 = \dot{y}$,将式(3)转换为状态方程:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x_1, x_2, \omega(t), t) + bu \\ y = x_1 \end{cases} \quad (5)$$

2.1 TD

本文采用如下形式的TD:

$$\begin{cases} fh = fhan(x_1(k) - v(k), x_2(k), r_0, h_0) \\ x_1(k+1) = x_1(k) + hx_2(k) \\ x_2(k+1) = x_2(k) + h \times fh \end{cases} \quad (6)$$

式中: x_1, x_2 为系统状态, v 为期望输入, v_1 为 v 的跟踪值,

同时 v_1 的导数为 v_2 , 积分步长 h , 跟踪因子 r_0 决定追踪 v 的快慢, 滤波因子 h_0 , 能够滤除噪声。 $fhan$ 是最速综合函数, 公式如下:

$$\begin{cases} d = r_0 h_0^2 \\ a_0 = h_0 x_2 \\ y = x_1 + a_0 \\ a_1 = \sqrt{d(d+8|y|)} \\ a_2 = a_0 + \text{sign}(y)(a_1 - d)/2 \\ s_y = [\text{sign}(y+d) - \text{sign}(y-d)]/2 \\ a = (a_0 + y - a_2)s_y + a_2 \\ s_a = [\text{sign}(a+d) - \text{sign}(a-d)]/2 \\ fhan = -r[a/d - \text{sign}(a)]s_a - r_0 \text{sign}(a) \end{cases} \quad (7)$$

2.2 ESO

ADRC 的核心部分是 ESO, 它可以估计列车系统的未知状态、外界干扰, 将这些影响视为扰动并进行补偿给扰动取消掉, 消除干扰对系统的影响。ESO 可以对系统进行高精度估计, 并且具有良好的鲁棒性。

对于式(3)所示的系统, 把 $f(y, \dot{y}, w(t), t)$ 当作一个新的未知状态变量:

$$x_3(t) = f(x_1, x_2, w(t), t) \quad (8)$$

加入原系统中, 原系统变为如下形式:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 + bu \\ \dot{x}_3 = \dot{f}(x_1, x_2, w(t), t) = w_0(t) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (9)$$

建立如下的状态观测器:

$$\begin{cases} e = z_1 - y \\ \dot{z}_1 = z_2 - \beta_1 e \\ \dot{z}_2 = z_3 - \beta_2 \text{fal}\left(e, \frac{1}{2}, \delta\right) + bu \\ \dot{z}_3 = -\beta_3 \text{fal}\left(e, \frac{1}{4}, \delta\right) \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 是增益参数, b 为补偿因子, 合理的参数选择效果更佳, $\text{fal}(x, \alpha, \delta)$ 为非线性函数:

$$\text{fal}(x, \alpha, \delta) = \begin{cases} \frac{x}{\delta^{1-\alpha}}, & |x| \leq \delta \\ \text{sign}(x) |x|^\alpha, & |x| > \delta \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\text{sign}()$ 是符号函数。

2.3 NLESF

基于 TD 生成的输入信号过渡过程与其微分信号和观测器输出信号之间的差值, 得到误差信号 $e_1 = x_1 - z_1$ 和误差微分信号 $e_2 = x_2 - z_2$, 并基于该误差来确定控制律 u_0 。在 PID 的基础上, 引入非线性设计精确跟踪目标速度曲线。韩京清教授提出了如下方案:

$$u_0 = \mu_1 \text{fal}(e_1, \alpha_1, \delta) + \mu_2 \text{fal}(e_2, \alpha_2, \delta) \quad (12)$$

式(12)中: μ_1, μ_2 为增益, u_0 是虚拟控制量。真正控制量是

u , 其形式为:

$$u = \frac{u_0 - z_3}{b_0} \quad (13)$$

其中, z_3 是系统扩张状态的估计值, b_0 是补偿因子。

3 BAS-PSO 优化 ADRC 算法

3.1 PSO

PSO 由 Kennedy 等^[15]提出, 把鸟假想成粒子, 粒子有两种属性: 速度和位置, 分别表示移动的快慢和方向。一群数量为 m 的粒子在 d 维优化问题解空间中参照自身历史最优和群体最优, 并随机地搜索最优解。Shi 等^[16]提出的基本 PSO 的形式如下:

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^k \quad (14)$$

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega \cdot v_{i,d}^k + c_1 \cdot \text{rand}_1 \cdot (P_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 \cdot \text{rand}_2 \cdot (P_{g,d}^k - x_{i,d}^k) \quad (15)$$

式(14)和(15)中, 下标 i 为粒子的编号, d 代表的是维度, $v_{i,d}, x_{i,d}$ 分别表示第 i 个粒子在 d 维时的速度和位置, 当前迭代次数是 k , ω 是惯性权重, c_1, c_2 是学习因子, $p_{i,d}^k$ 为粒子在前 k 次迭代中最优的第 d 维, 即个体最优。 $P_{g,d}^k$ 是全部粒子在前 k 次迭代中最优的第 d 维, 即全体最优。 rand 是 0 到 1 之间的随机数, 每个 rand 相互独立, 随机生成。

3.2 BAS

Jiang 等^[17]于 2017 年提出 BAS 算法。其基本仿生学原理为天牛根据两根触角感知到的食物气味浓淡来决定自己下一时刻的前进方向^[18]。不需要函数具体形式, 运算量降低。

天牛须给予启示: 食物的气味可视为函数, 天牛左右须能感知气味大小, 来找到所有气味强度最大点。

作如下假设:

- 1) 质心两边是天牛的左须和右须。
- 2) 步长 $step$ 和两须之间距离 d_0 的比值是一个常数, 即 $step/d_0 = c$, 该常数是 c 。
- 3) 天牛前进方向随机。

天牛是由质心和左右两须组成的, 如图 3 所示, 第 1 步: x_l 是左须坐标, x_r 是右须坐标, x 是质心坐标, d_0 是两须之间距离。由假设 3 可知, 因为方向随机, 天牛右须指向左须的指向也随机。生成随机向量表示并进行标准化:

$$\vec{dir} = \frac{\text{rand}(n, 1)}{\|\text{rand}(n, 1)\|_2} \quad (16)$$

天牛的左右须公式如下:

$$\begin{cases} x_l = x' + d_0 \times \frac{\vec{dir}}{2} \\ x_r = x' - d_0 \times \frac{\vec{dir}}{2} \end{cases} \quad (17)$$

式中: d_0 是两须之间的距离, x' 表示在第 t 次迭代时的质心坐标, t 是迭代次数, x_r 是右须坐标, x_l 是左须坐标, \vec{dir} 表示天牛的随机指向。

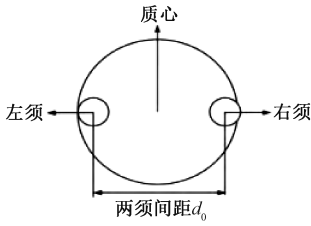


图3 天牛的简化模型

第2步:求左右两须的值: $f_{left} = f(x_l)$; $f_{right} = f(x_r)$;

如果 $f_{left} < f_{right}$, 为了实现寻优, 天牛应向左须方向移动, 即:

$$x^{t+1} = x^t + step \times \vec{dir}(x_l - x_r) \quad (18)$$

如果 $f_{left} > f_{right}$, 为了实现寻优, 则天牛应向右须方向移动, 即:

$$x^{t+1} = x^t - step \times \vec{dir}(x_l - x_r) \quad (19)$$

综合以上两种情况考虑, 可以合并起来统一写成:

$$x^{t+1} = x^t - step \times \vec{dir} \times sign(f_{left} - f_{right}) \quad (20)$$

式(18)~(20)中: x^{t+1} 是 $t+1$ 次迭代时质心的位置, $step$ 是迭代的步长。然后看迭代是否满足上面的过程, 如果满足则结束, 否则继续。

3.3 BAS-PSO

BAS 和 PSO 虽然都简洁高效, 运算量低, 但 PSO 强调种群, 在面对优化问题较复杂、解空间维度较高等情况时, 容易陷入局部最优^[18]。但 BAS 侧重于个体的搜索, 没有考虑到它和群体之间的联系。采用 BAS-PSO, 增加对周围环境判断过程, 避免陷入局部最优。

ω 更新公式如下:

$$\omega = \omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min}) \cdot \frac{iter}{iter_{max}} \quad (21)$$

式中: ω_{min} , ω_{max} 分别是最小和最大惯性权重, $iter$ 是当前迭代次数, $iter_{max}$ 是最大迭代次数。

天牛位置和速度的更新如下:

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega \cdot v_{i,d}^k + c_1 \cdot rand_1 \cdot (P_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 \cdot rand_2 \cdot (P_{g,d}^k - x_{i,d}^k) - c_3 \times rand_3 \times step \times \vec{dir} \times sign(f_{left} - f_{right}) \quad (22)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^k \quad (23)$$

式(22)和(23)中, $x_{i,d}^k, v_{i,d}^k$ 分别表示第 k 次迭代时第 i 个粒子 d 维的位置和速度, k 是当前迭代的次数, c_1, c_2, c_3 都是学习因子, $rand()$ 是随机数, \vec{dir} 表示天牛的随机朝向, $p_{i,d}^k$ 为粒子在前 k 次迭代中最优时的第 d 维, $P_{g,d}^k$ 为目前所有的粒子在前 k 次迭代中最优位置的第 d 维。

BAS-PSO 算法流程图如图 4 所示。

3.4 BAS-PSO 优化 ADRC

BAS-PSO 优化 ADRC 结构图如图 5 所示。

时间乘绝对误差积分 (integral time absolute error, ITAE) 指标是指系统在某一特定输入条件下, 响应时间和

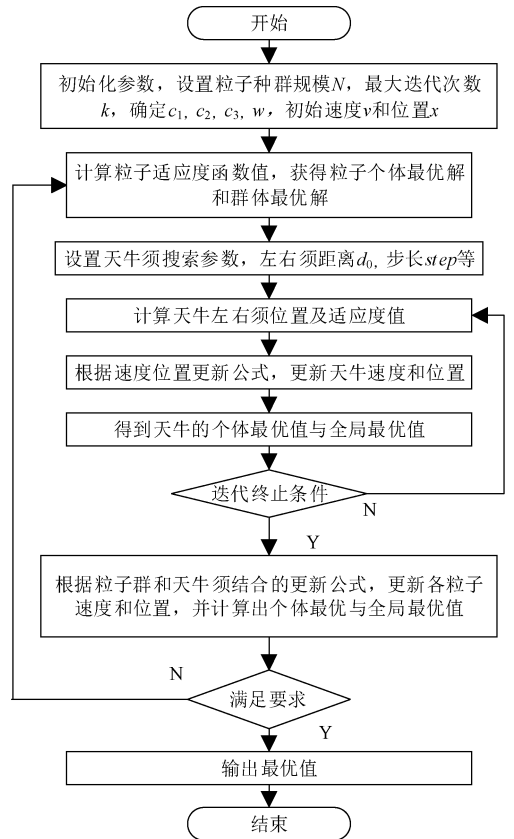


图4 BAS-PSO 算法流程图

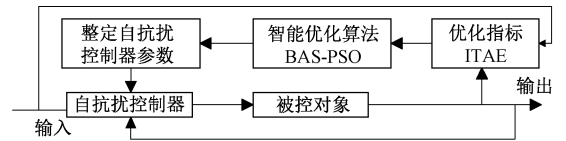


图5 BAS-PSO 优化 ADRC 结构图

输出相对于理想输出的误差的综合效果。

BAS-PSO 的 ITAE 指标公式如下:

$$ITAE = \int_0^t |e(t)| dt \quad (24)$$

式中: t 代表时间, $e(t)$ 是理想输出和实际输出误差。

4 仿真分析

本文利用 MATLAB 中的 Simulink 针对前面提到的 BAS-PSO 优化 ADRC 列车速度追踪控制器进行仿真分析, 以此来验证 BAS-PSO 优化 ADRC 控制器有高精度的速度跟踪能力。对比本文采用的 BAS-PSO、PSO、以及文献[10]提出的改进鲨鱼算法, 证明了 BAS-PSO 优化 ADRC 控制器的优越性。

其中目标速度的曲线相关参数如文献[7]所示。本文的列车运行过程是“启动-匀速-减速-匀速-加速-匀速-减速-停车”状态。实际加速目标 V_{inc} 应遵循指数规律, 按照既定目标, 列车在经过 3 个加速时间常数后, 速度稳定在 350 km/h,

令 $T=1\ 200\text{ s}$, 实际加速目标 $V_{inc}=368.34\text{ km/h}$, 转折时间 $t_1=125.284\ 1\text{ s}$, T 用于分段时间处理, 因此, 参考文献[7]设计列车实际运行目标速度轨线如式(25)所示。

$$v(t) = \begin{cases} \text{Min}[V_{inc}(1 - e^{-t/120}), 350], & 0 \leq t < T/2 \\ \text{Max}[V_{inc}(1 - e^{-\frac{T}{2} + 240 - t}/80), 350], & T/2 \leq t < T \\ \text{Min}[V_{inc}(1 - e^{-\frac{-t - T + t_1}{160}}), 350], & T \leq t < 3T/2 \\ \text{Max}[V_{inc}(1 - e^{-\frac{3T}{2} + 480 - t}/160), 350], & 3T/2 \leq t < 2T \end{cases} \quad (25)$$

其中, 仿真时间设置为 $2\ 400\text{ s}$, 令 $\varphi(t) = \sin(0.77t)$ 。ADRC 初始参数为, $\mu_1 = 6\ 000, \mu_2 = 5\ 500, \alpha_1 = 0.75, \alpha_2 = 1.5, r_0 = 5, h_0 = 0.001, \beta_1 = 1\ 200, \beta_2 = 1\ 700$ 。BAS-PSO 中, $c_1 = c_2 = 2, \omega = 0.6, \beta_3 = 4\ 500$ 。

首先输入阶跃曲线, 仿真时间设置为 10 s , 阶跃响应曲线如图 6 所示。

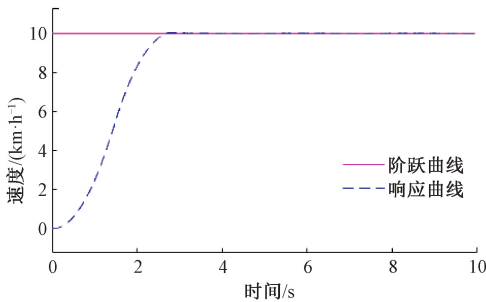


图 6 BAS-PSO 自抗扰阶跃响应跟踪曲线

由图可知, 追踪性能良好, 无超调。

接下来输入追踪目标速度曲线, 仿真时间设置为 $2\ 400\text{ s}$, 对比 BAS-PSO、PSO 和改进鲨鱼算法, 3 种控制器采用式(2)的状态空间方程表示列车模型, 同时都采用式(25)的目标速度曲线, 并且设定相同的干扰 $\varphi(t) = \sin(0.77t)$, 3 种控制器速度跟踪控制对比如图 7 所示。速度误差如图 8 所示。

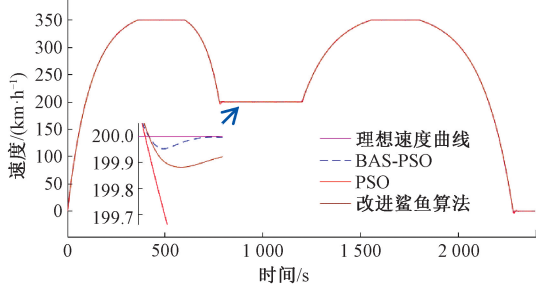


图 7 3 种控制器速度跟踪对比曲线

根据仿真数据可以看出, BAS-PSO 相比于另外两种速度误差更小, BAS-PSO 几乎可以良好的贴近目标速度曲线, 具体来说, 速度曲线的跟踪误差保持在 $\pm 0.05\text{ km/h}$ 的范围内, 符合误差容忍范围, 这说明 BAS-PSO 优化 ADRC 控制器的抗干扰能力较强。而 PSO 和改进鲨鱼算法都不

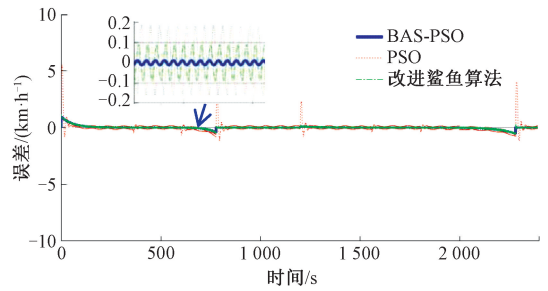


图 8 3 种控制器的追踪误差

能更紧密的贴合理想的速度目标曲线且有一定的震荡, 其中 PSO 误差最大达 $\pm 4\text{ km/h}$, 改进鲨鱼算法误差在 $\pm 0.2\text{ km/h}$ 左右, PSO 的震荡更为明显, BAS-PSO 优化 ADRC 控制下的追踪曲线能够紧密的贴合目标曲线, 既不会越过目标曲线也不产生较大的波动, 追踪性能更加理想, 且相比于 PSO 和改进鲨鱼算法, BAS-PSO 的速度误差更小, 响应速度更快, 可以满足列车的运行条件。因此选用 BAS-PSO 优化 ADRC 控制。

BAS-PSO 的 ITAE 指标如图 9 所示。

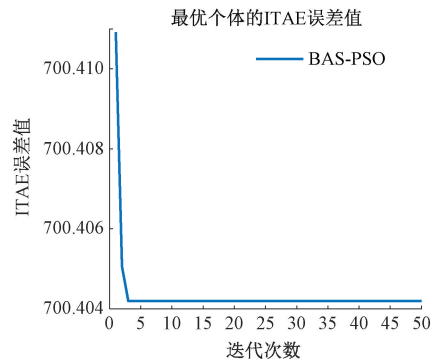


图 9 BAS-PSO 的 IATE 性能评价指标

从图 9 可以看出, 4 次迭代之后就趋于稳定, 不会过早陷入局部最优。

图 10~12 分别为 ESO 中 z_1, z_2, z_3 对 x_1, x_2, x_3 的观测结果。

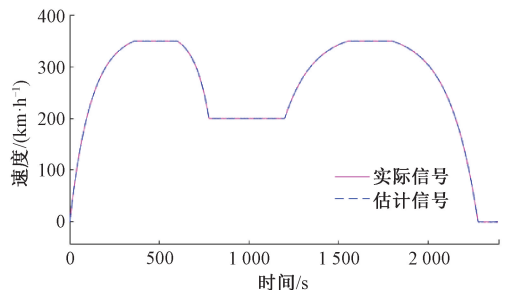
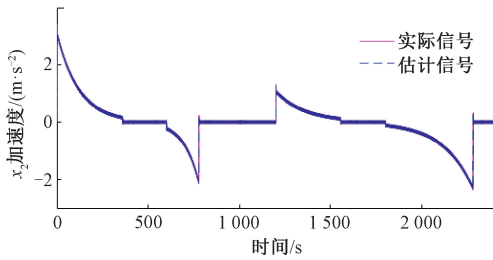
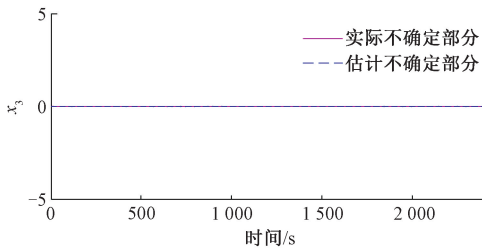


图 10 ESO 对 x_1 观测

图 10 表示实际 ESO 对列车速度 v 的观测结果 z_1 及实际速度变化结果, 图 11 表示实际列车加速度 \dot{v} 的变化及其观测结果 z_2 , 图 12 表示观测加入外部扰动前后的误差曲

图 11 ESO 对 x_2 观测图 12 ESO 对 x_3 观测

线 f 的变化及观测结果 z_3 , 从 ESO 观测器中可以看出, 速度观测值和实际值的误差很小, 几乎完全重合, 而加速度虽然有震荡但震荡并不明显, 干扰部分误差也很小, 可以忽略不计达到良好的观测效果, 能够保证较好控制的精度。

5 结 论

本文采用 BAS-PSO 优化 ADRC 的方法设计高速列车速度跟踪控制器, 跟踪列车速度曲线, 得到结论如下: 1) 列车种类选择 CRH380A, 将 BAS-PSO 与 PSO 和改进鲨鱼算法对目标速度曲线的追踪做对比, 仿真结果表明, PSO 的误差最大, 改进鲨鱼算法虽然误差相对较小, 但是不能紧密地贴近目标速度曲线, 而 BAS-PSO 几乎贴近目标速度曲线, 没有较大的波动, 目标速度曲线的跟踪误差更小, 更加稳定, 寻优效果更好, 且计算不复杂, 易于实现。2) ESO 的仿真结果表面该控制器对于列车速度、加速度以及扰动的观测效果良好, 没有发生明显的震荡, 且误差较小, 能够保证良好的控制精度。

参考文献

- [1] 宁云志, 宁静, 李艳萍, 等. 基于数据不平衡下的高速列车小幅蛇行预测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(6): 149-154.
- [2] 赵凯辉, 邱鹏旗, 张昌凡, 等. 高速列车分布式速度协同跟踪控制方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(9): 12-20.
- [3] 梁乐观. 高速列车自动驾驶速度控制器设计研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2022.
- [4] 刘诗雨. 基于引力粒子群算法的高速列车优化控制研究[D]. 南昌: 华东交通大学, 2023.
- [5] 付雅婷, 胡东亮. 基于动态面滑模控制的高速列车自动驾驶速度控制[A]. 第 32 届中国过程控制会议

(CPCC2021)论文集[C]. 中国自动化学会过程控制专业委员会、中国自动化学会, 中国自动化学会过程控制专业委员会, 2021: 1.

- [6] 韩京清. 自抗扰控制器及其应用[J]. 控制与决策, 1998, 13(1): 19-23.
- [7] 连文博, 刘伯鸿, 李婉婉, 等. 基于自抗扰控制的高速列车自动驾驶速度控制[J]. 铁道学报, 2020, 42(1): 76-81.
- [8] 匡萃璋, 汪华章. 一种非线性自抗扰控制的 PMSM 速度控制策略研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(8): 35-40.
- [9] 刘晓悦, 陈瑞, 白尚维. 基于粒子群算法的永磁同步电机自抗扰控制[J]. 华北理工大学学报(自然科学版), 2021, 43(3): 97-103.
- [10] 王龙达, 徐传芳, 鞠艳杰, 等. 永磁同步电机改进鲨鱼优化非线性自抗扰控制[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 303-312.
- [11] 颜笑. ADRC 参数优化及其应用仿真研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2020.
- [12] 李镇, 潘若妍, 朱霄, 等. 改进天牛须算法优化自抗扰 APF 直流侧电压控制[J]. 电子测量技术, 2022, 45(2): 72-77.
- [13] 张前满, 汪志锋, 徐洁. 基于 BAS-PSO 的半主动悬架自抗扰控制[J]. 测控技术, 2023, 42(11): 73-79.
- [14] 廖列法, 杨红. 天牛须搜索算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(12): 54-64.
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]. Proceedings of ICNN-95 International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [16] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]. 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. Piscataway: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [17] JIANG X, LI S. BAS: beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. ArXiv Preprint, ArXiv:2017, 1710: 10724.
- [18] 陈阳, 姚晔. 基于天牛须-粒子群优化算法的大型中央空调系统节能控制[J]. 制冷学报, 2021, 42(4): 43-49.

作者简介

马冬寅, 硕士研究生, 主要研究方向为轨道交通信息与控制技术。

E-mail: 1344303580@qq.com

王新屏, 博士, 副教授, 主要研究方向为铁路信息与通信智能化、自动控制技术等。

E-mail: 45737486@qq.com

李卫东, 博士, 教授, 主要研究方向为铁路信息与通信智能化技术、智能传感器与测控技术、复杂系统分析与控制、智能控制等。

E-mail: li@djtu.edu.cn