

基于GA-PSO的智能汽车横向LQR控制器优化设计*

王怡萌¹ 仝秋红¹ 孙照翔¹ 高越¹ 张武²

(1.长安大学,西安 710064;2.陕西智能网联汽车研究院有限公司,西安 710000)

【摘要】针对线性二次型调节器(LQR)在智能汽车横向控制中,系数矩阵 Q 和 R 选取困难导致的控制精度低和参数整定效率低的问题,提出了一种遗传粒子混合优化(GA-PSO)方法。基于车辆二自由度模型设计了横向LQR控制器和前馈控制器,以该模型下控制器自身能量损失函数作为代价函数对系数矩阵进行优化,并对比了GA-PSO和粒子群优化(PSO)算法的优化效果。CarSim/Simulink联合仿真结果表明,经GA-PSO算法优化后的控制器跟踪精度和计算效率分别提高了47.06%和63.54%,且优化后的控制器具有较强的鲁棒性。

关键词:智能汽车 横向控制 轨迹跟踪 线性二次型调节器 粒子群优化

中图分类号:U461.99;TP273 文献标志码:A DOI: 10.19620/j.cnki.1000-3703.20230278

Optimization Design of Lateral LQR Controller for Intelligent Vehicle Based on GA-PSO

Wang Yimeng¹, Tong QiuHong¹, Sun Zhaoxiang¹, Gao Yue¹, Zhang Wu²

(1. Chang'an University, Xi'an 710064; 2. Shaanxi Intelligent Connected Vehicle Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710000)

【Abstract】In order to solve the problem of low control accuracy and low parameter tuning efficiency caused by difficulty in selecting coefficient matrix Q and R of Linear Quadratic Regulator (LQR) in lateral control of intelligent vehicle, this paper proposed an optimization method of genetic particle mixing (Genetic Algorithm - Particle Swarm Optimization, GA-PSO). A lateral LQR controller and a feed-forward controller were designed based on the two-degree-of-freedom model of the vehicle. The coefficient matrix was optimized using the LQR controller's own energy loss function as the cost function. The algorithm optimization results of GA-PSO and PSO were compared. The CarSim/Simulink co-simulation shows that the GA-PSO optimized controller improves the tracking accuracy and computing efficiency by 47.06% and 63.54%, respectively, and the optimized controller has strong robustness.

Key words: Intelligent Vehicle, Lateral control, Trajectory tracking, Linear Quadratic Regulator (LQR), Particle Swarm Optimization (PSO)

【引用格式】王怡萌,仝秋红,孙照翔,等.基于GA-PSO的智能汽车横向LQR控制器优化设计[J].汽车技术,2024(3):47-55.
WANG Y M, TONG Q H, SUN Z X, et al. Optimization Design of Lateral LQR Controller for Intelligent Vehicle Based on GA-PSO[J]. Automobile Technology, 2024(3): 47-55.

1 前言

轨迹跟踪技术是智能汽车的重要研究方向。常见的轨迹跟踪控制算法有滑模控制^[1]、基于几何学的纯追踪控制^[2]和斯坦利(Stanley)控制^[3],以及基于动力学的模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)^[4]和线性二次型调节器(Linear Quadratic Regulator, LQR)控制^[5-6]等。

上述控制算法中,LQR主要用于线性系统的控制,其可损耗较小代价将非平衡状态分量调整至平衡状态,但由于LQR权重系数对系统控制效果影响极大,主流方法仍采用试错法对系数矩阵进行调参。许多专家学者将智能优化算法应用于权重系数的整调:文献[7]利用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对LQR搭建的电子稳定程序(Electronic Stability Program, ESP)控制器进行优化,显著提高了车辆稳定性;文

*基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFC3002602);“两链”融合企业(院所)联合重点专项-工业领域(2022LL-JB-03)。

献[8]、文献[9]分别利用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和改进人工蜂群算法优化了主动悬架LQR控制器的系数矩阵,提高了车辆行驶平顺性和操纵稳定性;文献[10]利用改进PSO算法优化倒立摆LQR控制器权重系数,提高了参数整定效率和系统鲁棒性;文献[11]通过PSO算法优化了基于LQR的车辆侧翻控制系统,有效改善了客车的主动防侧翻性能。以上优化算法均产生了良好的优化效果,但在优化效率及精度方面仍有进步空间。

本文针对横向LQR控制器系数矩阵的优化进行研究,提出基于GA-PSO的优化方法。为提高搜索能力,将算法中的惯性权重设计成线性递减;为减少不收敛的情况,将算法中的变异率设计为分段函数形式。最后,利用Simulink/CarSim开展联合仿真,验证GA-PSO算法优化后的LQR控制器在降低跟踪误差和减少计算负荷方面的效果。

2 车辆模型的建立

2.1 车辆动力学模型的建立

本文建立二自由度车辆动力学模型,既能准确地描述车辆状态,又简单易用。首先假设所研究的车辆是对称的,轮距可以忽略不计且车轮是刚性的。在此基础上,建立线性二自由度车辆动力学模型如图1所示。其中: o 为车辆质心; o' 为速度瞬心; C_{af} 、 C_{ar} 分别为前、后轮胎侧偏刚度; v 为质心处的速度; β 为质心侧偏角; δ 为前轮转角; F_{yf} 、 F_{yr} 分别为前、后轮的侧偏力; v_{lf} 、 v_{lr} 分别为前、后轮的速度; a 、 b 分别为质心到前、后轴的距离。

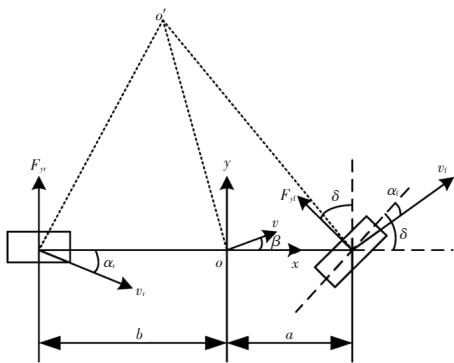


图1 车辆二自由度动力学模型

在车辆动力学建模时,作出以下假设:

- 车辆在平坦道路上行驶,忽略车辆的垂向运动;
- 车辆悬架系统为刚性,忽略其对车辆运动特性的影响;
- 不考虑车辆载荷的左、右转移;
- 只考虑轮胎侧偏特性,忽略轮胎力的横、纵向耦

合关系;

- 忽略纵向及横向空气动力学。

根据牛顿第二定律和转矩平衡方程可得二自由度车辆动力学模型微分方程为:

$$\begin{cases} ma_y = F_{yf} \cos \delta + F_{yr} \\ I\ddot{\varphi} = F_{yf}a \cos \delta - F_{yr}b \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 为整车质量, I 为车辆绕Z轴的转动惯量, a_y 为车辆横向加速度, $\ddot{\varphi}$ 为横摆角加速度。

由轮胎侧偏特性,根据刚体运动学和小角度假设,式(1)可写作:

$$\begin{cases} m(\dot{v}_y + v_x \dot{\varphi}) = C_{af} \left(\frac{\dot{\varphi}a + v_y}{v_x} - \delta \right) + C_{ar} \left(\frac{v_y - \dot{\varphi}b}{v_x} \right) \\ I\ddot{\varphi} = aC_{af} \left(\frac{\dot{\varphi}a + v_y}{v_x} - \delta \right) - bC_{ar} \left(\frac{v_y - \dot{\varphi}b}{v_x} \right) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\dot{\varphi}$ 为横摆角速度, v_x 、 v_y 分别为车辆纵向、横向速度, \dot{v}_y 为车辆横向加速度。

将式(2)改写成状态空间的矩阵形式可得:

$$\begin{bmatrix} \dot{y} \\ \ddot{\varphi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{C_{af} + C_{ar}}{mv_x} & \frac{aC_{af} - bC_{ar} - v_x}{mv_x} \\ \frac{aC_{af} - bC_{ar}}{Iv_x} & \frac{a^2C_{af} + b^2C_{ar}}{Iv_x} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y \\ \dot{\varphi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{C_{af}}{m} \\ -\frac{aC_{af}}{I} \end{bmatrix} \delta \quad (3)$$

式中: y 、 \dot{y} 分别为车辆横向速度、加速度。

2.2 动力学横向误差方程的建立

为了更好地实现车辆的横向控制,在动力学模型的基础上建立动力学横向误差模型,如图2所示。其中: o 表征当前车辆位置; o' 为当前车辆对应于规划路径投影点的位置; s 为规划路径; \dot{s} 为投影速度; x 为车辆的真实位矢; x_r 为投影的位矢; θ 为当前车辆真实位置的航向角; θ_r 为 o' 处的航向角; n 、 τ 分别为当前位置的法向和切向的单位向量; n_r 、 τ_r 分别为投影位置的法向和切向的单位向量。

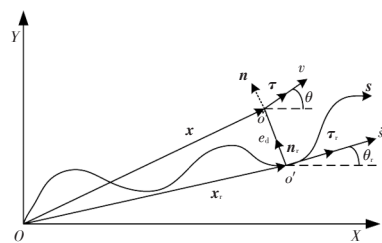


图2 轨迹跟踪误差模型

由图2可得横向误差 e_d 的表达式为:

$$e_d = (x - x_r) \cdot n_r \quad (4)$$

将 e_d 对时间求导,结合弗莱纳(Frenet)公式和由横摆角 φ 、质心侧偏角 β 和航向角 θ 之间的关系可以化简得到:

$$\dot{e}_d \approx v_y + v_x(\varphi - \theta_r) \quad (5)$$

β 很小时,航向误差 e_φ 可写作:

$$e_\varphi = \varphi - \theta_r \quad (6)$$

此时 e_φ 对时间求导可得:

$$\dot{e}_\varphi = \dot{\varphi} - \dot{\theta}_r \quad (7)$$

在设计路径时,通常将参考的航向角设计得相对平滑,从而忽略 $\dot{\theta}_r$ 。由此可得动力学模型到动力学误差模型的变换方程:

$$\begin{cases} \dot{v}_y = \dot{e}_d - v_x e_\varphi \\ \dot{v}_x = \dot{e}_d - v_x e_\varphi \\ \dot{\varphi} = \dot{e}_\varphi + \dot{\theta}_r \\ \ddot{\varphi} = \ddot{e}_\varphi \end{cases} \quad (8)$$

将式(8)带入式(2),并按状态空间表达式的形式转换得到:

$$\dot{X} = AX + BU + C\dot{\theta}_r \quad (9)$$

式中: $\dot{X} = (\dot{e}_d, \ddot{e}_d, \dot{e}_\varphi, \ddot{e}_\varphi)^T$, $X = (e_d, \dot{e}_d, e_\varphi, \dot{e}_\varphi)^T$, $U = [\delta]$,

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{C_{af} + C_{ar}}{mv_x} & -\frac{C_{af} + C_{ar}}{m} & \frac{aC_{af} - bC_{ar}}{mv_x} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{aC_{af} - bC_{ar}}{lv_x} & -\frac{aC_{af} - bC_{ar}}{l} & \frac{a^2C_{af} + b^2C_{ar}}{lv_x} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{C_{af}}{m} \\ 0 \\ -\frac{aC_{af}}{l} \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{aC_{af} - bC_{ar} - v_x}{mv_x} \\ 0 \\ \frac{a^2C_{af} + b^2C_{ar}}{lv_x} \end{bmatrix}.$$

3 横向LQR控制器的设计

3.1 横向LQR控制

在本文设计的轨迹跟踪系统中,期望的系统响应特性是车辆的跟踪偏差能够快速、稳定地趋近于零,同时为保证车辆行驶过程中的稳定性和安全性,控制量的输入应尽可能小。本文设计离散LQR控制器进行横向控制。对于式(9),忽略模型中 $C\dot{\theta}_r$ 的部分,LQR控制算法的能量损失函数为:

$$J = \sum_{k=1}^K (X^T Q X + U^T R U) \quad (10)$$

式中: K 为跟踪时的轨迹点数量; $Q = \text{diag}(5,5,5,5)$ 为状态加权矩阵, Q 增大表示系统希望跟踪偏差能够快速趋近于零; $R = [1]$ 为控制加权矩阵, R 增大表示系统希望控制输入尽量小,即用最小的控制代价得到最优的控制效果,实现所期望的系统响应特性。

对式(10)进行优化求解,最优控制律 U 表示为关于

状态变量 X 的线性函数:

$$U = -(R + B^T P B)^{-1} B^T P A X = -K X \quad (11)$$

式中: K 为反馈矩阵, P 为形如 $y' = p(x)y^2 + Q(x)y + R(x)$ 的黎卡提(Riccati)方程的解。

P 表示为常量矩阵,本文通过循环迭代的方法求解 P :

$$P = A^T P A - A^T P B (R + B^T P B)^{-1} B^T P A + Q \quad (12)$$

将解得的 P 代入式(11)求解反馈矩阵 $K = [k_1, k_2, k_3, k_4]$,进行车辆的控制。

3.2 前馈控制

由于LQR控制器在求解过程中没有控制路径本身的动态变化特性,在得到最优控制率后,将式(11)代入式(9)中可得:

$$\dot{X} = (A - BK)X + C\dot{\theta}_r \quad (13)$$

由式(13)可知,无论 K 如何取值, \dot{X} 与 X 均不可能同时为0,即车辆在行驶过程中存在稳态误差。这里引入前馈误差 δ 来消除稳态误差,假设:

$$U = -KX + \delta_r \quad (14)$$

将式(14)代入式(9)中,并令 $\dot{X} = 0$,则可以得到:

$$X = -(A - BK)^{-1} (B\delta_r + C\dot{\theta}_r) \quad (15)$$

将矩阵 A 、 B 、 C 分别代入式(15),为使 X 尽可能为0,计算得到:

$$X = \begin{bmatrix} \frac{1}{k_1} \left\{ \delta_r - \frac{\dot{\theta}_r}{v_x} \left[a + b - bk_3 - \frac{mv_x^2}{a+b} \left(\frac{b}{C_{af}} + \frac{a}{C_{ar}} k_3 - \frac{a}{C_{ar}} \right) \right] \right\} \\ 0 \\ -\frac{\dot{\theta}_r}{v_x} \left(b + \frac{a}{a+b} \cdot \frac{mv_x^2}{C_{ar}} \right) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

由式(16)可知,要实现 $e_d = 0$,则需满足:

$$\delta_r = \frac{\dot{\theta}_r}{v_x} \left[a + b - bk_3 - \frac{mv_x^2}{a+b} \left(\frac{b}{C_{af}} + \frac{a}{C_{ar}} k_3 - \frac{a}{C_{ar}} \right) \right] \quad (17)$$

由曲率 K 的定义,并考虑到 $|K| \ll 1$ 、 $|e_\varphi| \ll 1$,车辆运动正常情况下是无漂移的,故 $|v_x| \ll 1$,此时可得:

$$K = \frac{d\theta}{ds} = \frac{d\theta/dt}{ds/dt} = \frac{\dot{\theta}}{\dot{s}} \approx \frac{\dot{\theta}_r}{v_x} \quad (18)$$

式中: θ 为该段路径的切线方向角, s 为该段路径的弧长。

将式(18)代入式(17)中,最终得到:

$$\delta_r = K \left[a + b - bk_3 - \frac{mv_x^2}{a+b} \left(\frac{b}{C_{af}} + \frac{a}{C_{ar}} k_3 - \frac{a}{C_{ar}} \right) \right] \quad (19)$$

此外,式(16)中 e_φ 部分可由等效替换方法简化为:

$$e_\varphi = -\left(\frac{b}{R} + \alpha_r \right) \quad (20)$$

在图1中,根据几何关系,可以近似得到质心侧偏角为:

$$\beta = \frac{b}{R} + \alpha, \quad (21)$$

由式(6)可知:

$$-\beta = e_e \quad (22)$$

所以航向误差 e_e 的稳态部分不需要进行前馈消除,最终的前馈误差为:

$$\delta_i = K \left[a + b - bk_3 - \frac{mv_x^2}{a+b} \left(\frac{b}{C_{af}} + \frac{a}{C_{ar}} k_3 - \frac{a}{C_{ar}} \right) \right] \quad (23)$$

4 LQR 系数矩阵的优化算法

4.1 传统粒子群优化算法

PSO算法作为进化类智能寻优算法,在优化领域应用广泛^[12]。其基本流程如图3所示,将LQR控制器目标函数中的系数矩阵 Q 和 R 视为“粒子”,分别在四维和一维空间内进行搜索。粒子的适应度函数使用LQR控制算法进行求解时的目标函数。

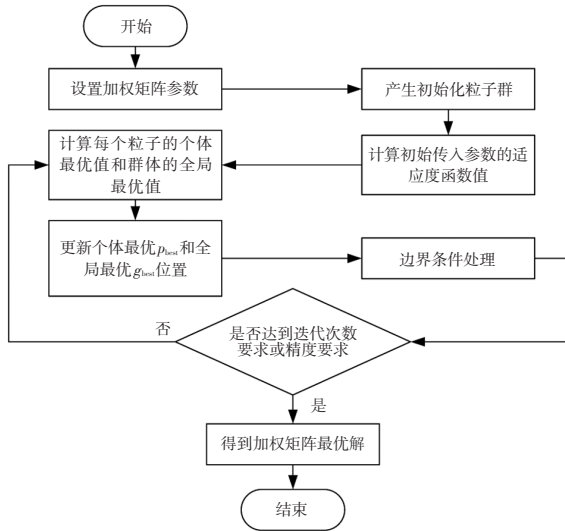


图3 粒子群优化算法流程

在 D 维空间中,设粒子总数为 N ,粒子 i 的位置为 $\mathbf{x}_i=(x_{i1},x_{i2},\dots,x_{id})$,粒子 i 的速度为 $\mathbf{v}_i=(v_{i1},v_{i2},\dots,v_{id})$,粒子 i 个体所经历的最好位置为 $\mathbf{p}_{besti}=(p_{i1},p_{i2},\dots,p_{id})$,粒子群体所经历的最好位置为 $\mathbf{g}_{best}=(g_1,g_2,\dots,g_D)$ 。本文中,最大迭代次数 M 为 500 次,粒子总数 N 为 30 个。

粒子 i 的第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 速度更新公式为^[13]:

$$v_{id}^m = wv_{id}^{m-1} + c_1r_1(p_{bestid} - x_{id}^{m-1}) + c_2r_2(g_{bestid} - x_{id}^{m-1}) \quad (24)$$

粒子 i 的第 d 维位置更新公式为:

$$x_{id}^m = x_{id}^{m-1} + v_{id}^{m-1} \quad (25)$$

式中: p_{bestid} 为粒子 i 个体所经历最好位置的 d 维分量; g_{bestid} 为粒子群体所经历最好位置的 d 维分量; x_{id}^m 为第 m 次迭代时,粒子 i 位置矢量的 d 维分量; v_{id}^m 为第 m 次迭代时,粒子 i 速度矢量的 d 维分量; w 为惯性权重,取 $w=$

0.9 ; c_1 、 c_2 为加速常数,分别用于调节向个体最优位置 p_{best} 和全局最优位置 g_{best} 方向移动的最大步长^[14],这里均设置为 1.2 ; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 范围内的随机数,用于增加粒子搜索时的随机性。

4.2 遗传粒子混合算法

虽然 PSO 算法中粒子能保持历史状态和当前状态,但是 PSO 算法后期受随机振荡现象的影响,极易陷入局部极小值,导致精度降低^[15]。而遗传算法具有独特的选择、交叉和变异操作,可以增加种群的多样性,提高寻优过程的可靠性^[16]。本文结合粒子群优化算法和遗传算法的优点,针对二自由度汽车动力学模型下 LQR 横向控制器的特点,建立了一种基于 GA-PSO 的 LQR 横向控制优化算法,如图 4 所示。

算法步骤为:

a. 编码。将每个粒子视为一个个体,按照 LQR 的特点,将个体分为 Q 染色体和 R 染色体, Q 染色体为 4×4 的对角阵(即 LQR 中的 Q 矩阵),即 4 个基因, R 染色体为 1×1 的矩阵(即 LQR 中的 R 矩阵),即 1 个基因。种群中粒子的数量为 30 个,每个个体中 Q 染色体的基因取值范围为 $[0,50]$, R 染色体的基因取值范围为 $[0,20]$ 。

b. 产生初始种群。通过随机函数生成随机的初始种群。

c. 适应度计算。按照轨迹跟踪过程中跟踪到的每一个轨迹点 k 的 LQR 损失函数值进行累加,从而得到该条轨迹中 Q 和 R 系数对于整条轨迹跟踪效果的影响程度。GA-PSO 的适应度函数公式为:

$$J = \begin{cases} \sum_{k=1}^K (X^T Q X + U^T R U), & |e_{dk}| < 3 \\ \infty, & |e_{dk}| \geq 3 \end{cases} \quad (26)$$

式中: e_{dk} 为跟踪到轨迹点 k 时与参考轨迹的横向误差。

当某点处的横向误差过大时,会导致该次轨迹跟踪失败,即所对应的系数矩阵优化失效,故此时的适应度 J 应该为 ∞ ,即无穷大。为提高计算效率,根据实际情况将 ∞ 设置为 10 000,既保证优化的正确性,又提高了计算效率。

d. GA-PSO 部分。本文应用遗传粒子混合算法将初始化的粒子种群先按照适应度进行排序,舍弃掉适应度较差的后半部分,对适应度较好的前半部分进行 PSO 算法优化,并以优化后的粒子群作为遗传算法中的染色体。

为了提高 GA-PSO 的搜索能力,本文对 PSO 中式(23)的惯性权重 w 进行改进,将其设计成线性递减的形式:

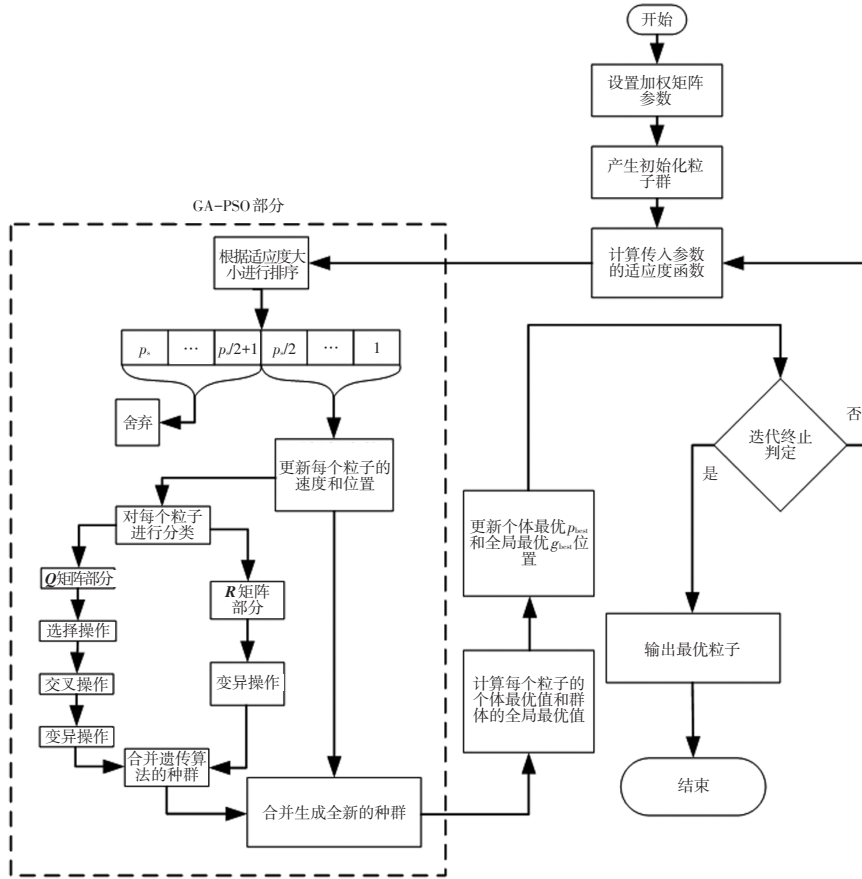


图4 GA-PSO流程

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \frac{m}{M} \quad (27)$$

式中: w_{\max} 、 w_{\min} 分别为最大和最小权值, m 为当前迭代次数, M 为算法的最大迭代次数。

这样可以提高前期的全局搜索能力和后期的局部搜索能力, 从而提高收敛精度。

将染色体分为 Q 矩阵部分和 R 矩阵部分。针对加权矩阵 Q 和 R 的特点, 设 Q 矩阵为 4×4 的对角阵, R 矩阵为 1×1 的矩阵。在局部采用遗传算法进行优化时, Q 矩阵执行选择、交叉、变异操作, 而 R 矩阵只执行变异操作。

针对迭代过程中上一次迭代 J 出现无穷大的现象, 本文通过对变异算子进行改进避免算法无法收敛, 设变异算子的变异概率 P_m 为:

$$P_m = \begin{cases} 0.2, & J \neq \infty \\ 0.5, & J = \infty \end{cases} \quad (28)$$

将执行完操作的 Q 矩阵和 R 矩阵合并, 生成数量为 $p/2$ 的个体, 与 PSO 算法生成的数量为 $p/2$ 的个体组成数量为 p_s 的个体的完整种群。

未达到迭代次数时, 继续进行上述操作生成新的子代。当达到迭代次数时, 输出最优的个体与适应度, 最终实现对 LQR 系数矩阵的优化。

5 仿真验证分析

5.1 仿真模型搭建

为验证本文提出的基于 GA-PSO 算法优化 LQR 系数矩阵后横向控制算法的性能, 搭建 CarSim/Simulink 联合仿真模型。仿真车辆参数如表 1 所示, CarSim/Simulink 联合仿真模型如图 5 所示。

这里车辆行驶轨迹采用双移线轨迹^[17]:

$$\begin{cases} Y_{ref}(X) = \frac{d_{y1}}{2}(1 + \tanh(z_1)) - \frac{d_{y2}}{2}(1 + \tanh(z_2)) \\ \varphi_{ref}(X) = \arctan\left(d_{x1} \left(\frac{1}{\cosh(z_1)}\right)^2 \left(\frac{1.2}{d_{x1}}\right) - \right. \\ \left. d_{x2} \left(\frac{1}{\cosh(z_2)}\right)^2 \left(\frac{1.2}{d_{x2}}\right)\right) \end{cases} \quad (29)$$

式中: $Y_{ref}(X)$ 、 $\varphi_{ref}(X)$ 分别为参考横向位置和参考横摆角, $z_1 = 2.4(X - 27.19)/25 - 1.2$, $z_2 = 2.4(X - 59.46)/21.95 - 1.2$, $d_{x1} = 25$, $d_{x2} = 21.95$, $d_{y1} = 4.05$; $d_{y2} = 5.7$ 。

5.2 算法计算效率验证

为验证本文提出的 GA-PSO 算法的有效性, 对 GA-PSO 算法和 PSO 算法的优化效果进行对比测试。跟踪轨迹设置为双移线工况, 纵向速度为 54 km/h, 在相同编

码的情况下,初始种群大小均设置为30,GA-PSO的遗传算法部分,选择概率设置为0.5,交叉概率设置为0.5。分别采用PSO算法与GA-PSO算法运行10次,每次算法迭代500次,迭代曲线对比如图6所示,算法运行结果如表2所示。

表1 仿真车辆参数

参数	取值
整车质量 m/kg	1 412
质心到前轴的距离 a/m	1.015
质心到后轴的距离 b/m	1.895
前轮侧偏刚度 $C_{\alpha f}/\text{N}\cdot\text{rad}^{-1}$	-110 000
后轮侧偏刚度 $C_{\alpha r}/\text{N}\cdot\text{rad}^{-1}$	-110 000
绕Z轴的转动惯量 $I/\text{kg}\cdot\text{m}^2$	1 536.7
轮胎型号	215/55 R17

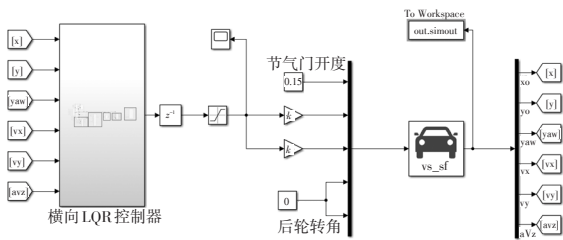


图5 CarSim/Simulink 联合仿真模型

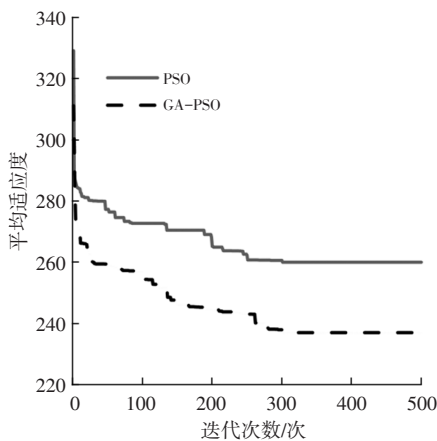


图6 算法迭代对比

表2 算法运行结果

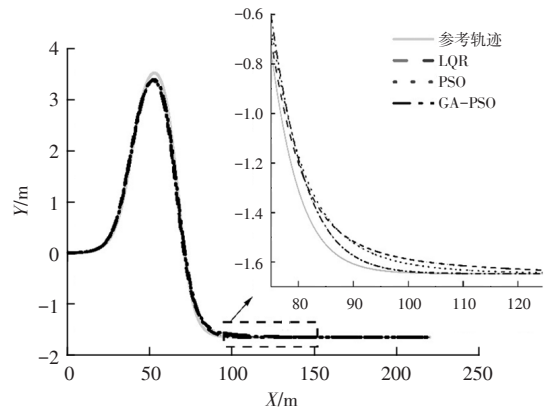
算法	单次最大最优适应度	单次最小最优适应度	平均最优适应度	平均CPU运行时间/s
PSO	436.517 305 1	74.380 300 5	260.598 791 1	936.923 545
GA-PSO	448.094 762 0	69.194 492 4	237.922 362 8	341.614 805

从图6中可以看出:2种算法最初代的平均适应度相差不多,但开始迭代后,GA-PSO算法的平均适应度逐渐优于PSO算法,并最终相比于PSO算法,本文算法在平均最优适应度方面提高了8.7%;GA-PSO算法的运行时间相对于PSO算法的运行时间缩短了63.54%。仿

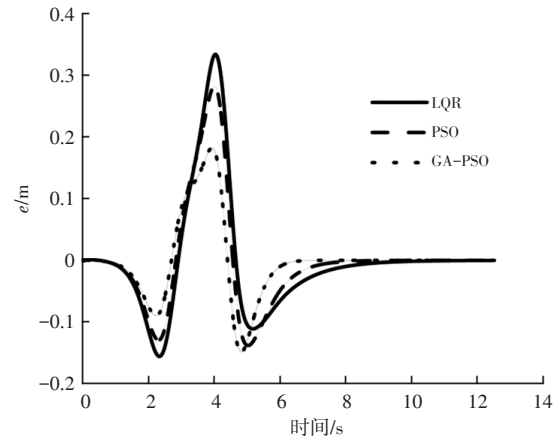
真结果表明,本文提出的GA-PSO优化LQR算法具有更好的性能,可以更快地找到最优解或者近似最优解。

5.3 轨迹跟踪性能测试

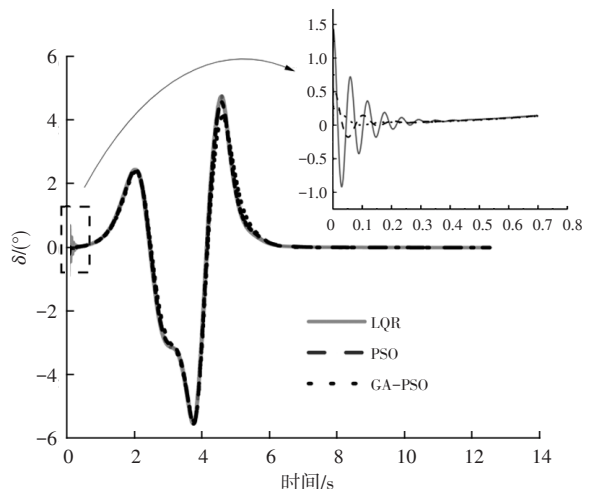
为充分验证优化后控制器的轨迹跟踪性能,基于双移线工况,设定速度为54 km/h,道路附着系数为0.9,分别采用默认系数矩阵的LQR控制器、基于PSO算法优化的控制器和本文设计的GA-PSO算法优化控制器进行仿真,仿真结果如图7所示。



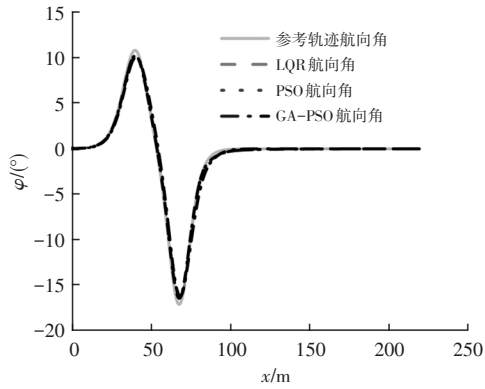
(a) 循迹曲线



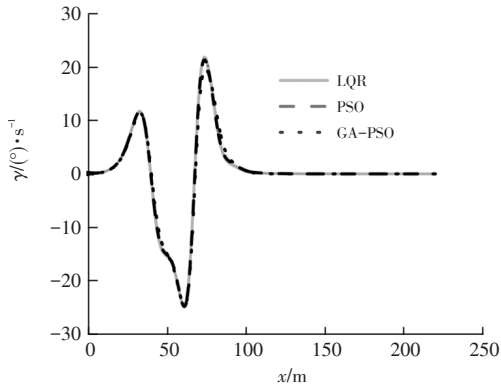
(b) 横向误差



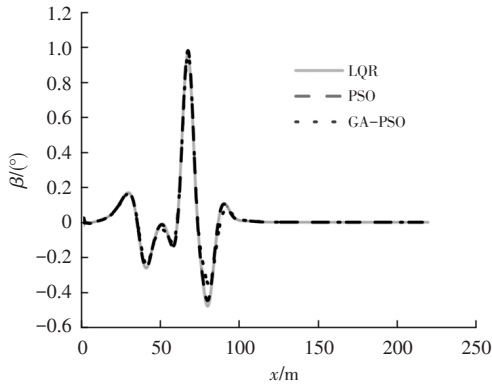
(c) 前轮转角



(d) 航向角跟踪曲线



(e) 横摆角速度



(f) 质心侧偏角

图7 54 km/h下不同控制器的轨迹跟踪仿真结果

由图7可以看出,3种控制器在54 km/h下均可有效跟踪参考轨迹,完成双移线轨迹跟踪任务。但在第4 s时,3种控制器均达到最大横向误差,其中采用默认系数矩阵LQR控制器误差最大,达到0.34 m,经PSO算法优化的控制器误差为0.28 m,降低了17.65%,而经过GA-PSO算法优化的控制器的横向误差为0.18 m,降低了47.06%。其原因在于,优化矩阵系数后,使得整个跟踪轨迹的适应度达到最优,且GA-PSO的优化效果相对于PSO的效果更优,最终表现为横向误差控制效果更好。

由图7c和图7d可知,3种控制器的航向角跟踪效

果较好,但在车辆起始位置,前轮转角出现了振荡现象,该现象是由于起始处航向角不连续,导致车辆行驶时相对于参考轨迹产生摆动造成的。其中GA-PSO优化的控制器相比于其他2种控制器振荡幅度更小,且更快收敛。由图7e和图7f可知,轨迹跟踪过程中3种控制器均可以平稳地在54 km/h的速度下完成轨迹跟踪任务。

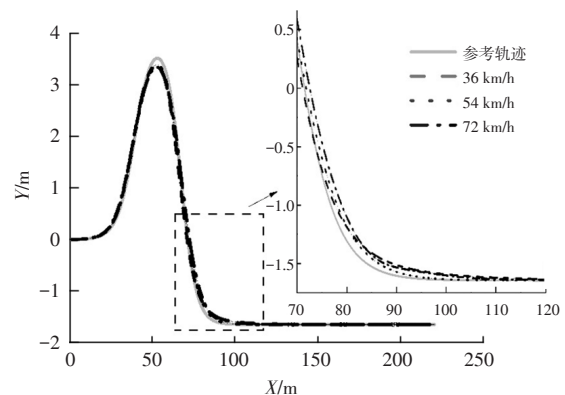
综上所述,GA-PSO优化后的LQR在该测试速度下相比于另外2种横向控制器轨迹跟踪性能更优,能更平滑稳定地跟踪参考轨迹和航向角。

5.4 不同速度下的控制器鲁棒性验证

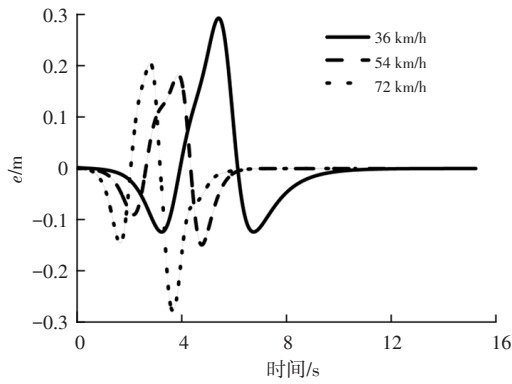
为验证本文提出的优化算法在不同速度下的优化效果,基于双移线工况,分别设定速度为36 km/h、54 km/h和72 km/h,道路附着系数为0.9,采用本文设计的GA-PSO算法优化的控制器进行仿真。分析GA-PSO算法优化后的控制器对速度的鲁棒性,仿真结果如图8所示。

由图8a、图8b和图8d可以观察到,不同速度下的车辆均可以较好地完成轨迹跟踪任务。由图8b可知,3种速度下的车辆横向误差均处于-0.3~0.3 m范围内。由图8b和图8c可知,随着速度的逐渐提高,误差曲线和前轮转角曲线逐渐前移,且由图8c可明显观察到,在第3 s时72 km/h车速下的前轮转角出现了较大值,且接近车辆前轮转角的物理极限值,但由于接近的时间极短,并结合图8e和图8f,在72 km/h车速下,车辆横摆角速度在正常范围内,且质心侧偏角不超过5°,不会出现侧翻等危险状态。

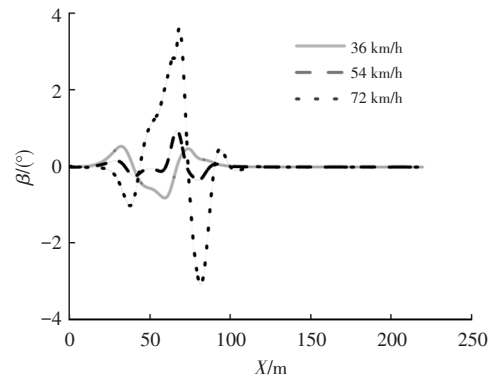
故由图8可知,随着速度的逐渐提高,通过GA-PSO算法优化的控制器仍能够有效保证循迹效果和跟踪的稳定性,具有较强的鲁棒性。其原因在于,GA-PSO根据车辆动力学模型本身的参数进行优化,其考虑到了纵向速度和跟踪轨迹对LQR跟踪效果的影响,当行驶速度更新时,GA-PSO就需要根据已经改变的车速对LQR的系数矩阵进行重新优化,从而保证LQR控制器在新的速度下达到平均最优的控制效果。



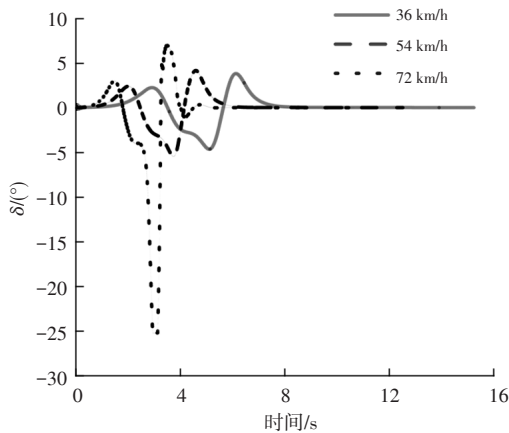
(a) 循迹曲线



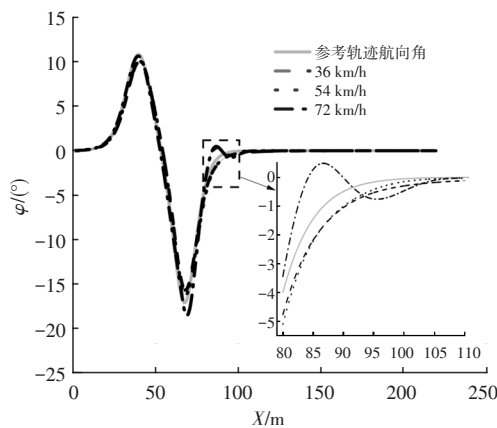
(b)横向误差



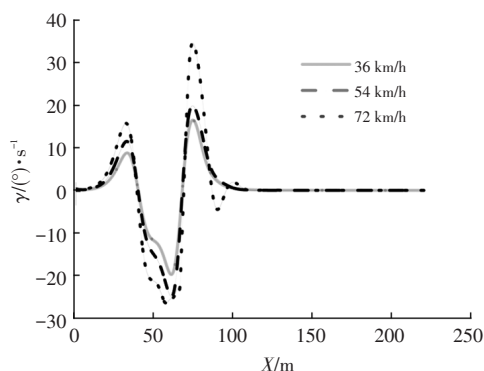
(f)质心侧偏角



(c)前轮转角



(d)航向角跟踪曲线



(e)横摆角速度

图8 不同速度下GA-PSO算法优化的LQR控制器的轨迹跟踪仿真结果

6 结束语

本文在建立二自由度车辆动力学模型的基础上搭建了LQR横向控制器,提出了一种GA-PSO算法对LQR系数矩阵进行优化。该优化算法相比于PSO算法提高了8.7%的平均最优适应度,运行时间缩短了63.54%。通过建立CarSim/Simulink联合仿真模型,分别测试了轨迹跟踪性能 and 控制系统鲁棒性,验证了经过GA-PSO算法优化后的LQR横向控制效果优于PSO以及未优化的LQR横向控制算法,且优化后的LQR鲁棒性极强。结果表明,本文提出的GA-PSO算法能够使LQR横向控制更好地跟踪参考轨迹,并具备优良的稳定性和鲁棒性。

参考文献

- [1] 陶永, 兰江波, 刘海涛, 等. 基于滑模和模糊算法相融合的人机协作机器人轨迹跟踪方法[J]. 机械工程学报, 2022, 58(18): 181-191.
- [2] TAO Y, LAN J B, LIU H T, et al. Cooperative Robot Trajectory Tracking Control Method Based on the Fusion of Sliding Mode Control and Fuzzy Algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(18): 181-191.
- [3] SHAN Y X, YANG W, CHEN C, et al. CF-Pursuit: A Pursuit Method with a Clothoid Fitting and a Fuzzy Controller for Autonomous Vehicles[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2015, 12(9): 997-1012.
- [4] ELBANHAWI M, SIMIC M, JAZAR R, et al. Receding Horizon Lateral Vehicle Control for Pure Pursuit Path Tracking[J]. Journal of Vibration and Control, 2018, 24(3): 619-642.
- [5] GONG J W, XU W, JIANG Y, et al. Multi-Constrained Model Predictive Control for Autonomous Ground Vehicle Trajectory Tracking[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2015, 24(4): 441-448.
- [5] 陈亮, 秦兆博, 孔伟伟, 等. 基于最优前轮侧偏力的智能汽车

- 车LQR横向控制[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(9): 906-912.
- CHEN L, QIN Z B, KONG W W, et al. Lateral Control using LQR for Intelligent Vehicles Based on the Optimal Front-Tire Lateral Force[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2021, 61(9): 906-912.
- [6] SNIDER J M. Automatic Steering Methods for Autonomous Automobile Path Tracking: CMU- RITR- 09- 08[R]. Pittsburgh, PA: Robotics Institute, 2009.
- [7] SALEHPOUR S, POURASAD Y, TAHERI S H. Vehicle Path Tracking by Integrated Chassis Control[J]. Journal of Central South University, 2015, 22(4): 1378-1388.
- [8] 蓝会立, 高远, 谭光兴, 等. 车辆悬架LQR控制器权值优化方法[J]. 科学技术与工程, 2013, 13(17): 4833-4837.
- LAN H L, GAO Y, TAN X G, et al. Optimization Method for Weighting Matrices in LQR Controller of Automobile Suspension System Using Genetic Algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2013, 13(17): 4833-4837.
- [9] 王雅璇, 罗建南, 罗小桃, 等. 基于改进人工蜂群算法的主动悬架LQR控制器设计[J]. 噪声与振动控制, 2021, 41(3): 61-66.
- WANG Y X, LUO J N, LUO X T, et al. Design of LQR Controllers of Active Suspensions Based on Improved Artificial Bee Colony Algorithm[J]. Noise and Vibration Control, 2021, 41(3): 61-66.
- [10] 王鹏飞, 杜忠华, 牛坤, 等. 基于改进粒子群算法的倒立摆LQR优化控制[J]. 计算机仿真, 2021, 38(2): 220-224+272.
- WANG P F, DU Z H, NIU K, et al. LQR Optimal Control of Inverted Pendulum Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Computer Simulation, 2021, 38(2): 220-224+272.
- [11] 陈致远. 基于LQR和PSO算法的八轮车侧翻控制系统研究[J]. 控制工程, 2022, 29(7): 1173-1180.
- CHEN Z Y. Research on Rollover Control System of Eight-Wheeled Vehicle Based on LQR and PSO Algorithm[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(7): 1173-1180.
- [12] 王浩, 郑燕萍, 虞杨. 基于动态优选遗忘因子最小二乘在线辨识的磷酸铁锂电池SOC估算[J]. 汽车技术, 2021(10): 23-29.
- WANG H, ZHENG Y P, YU Y. Lithium Iron Phosphate Battery SOC Estimation Based on the Least Square Online Identification of Dynamic Optimal Forgetting Factor[J]. Automobile Technology, 2021(10): 23-29.
- [13] BONYADI M R, MICHALEWICZ Z. Particle Swarm Optimization for Single Objective Continuous Space Problems: A Review[J]. Evolutionary Computation, 2017, 25(1): 1-54.
- [14] 胡艺馨, 孙毅刚, 赵珍. 混合PSO-SQP算法在航电系统测试性分配中的应用[J]. 电光与控制, 2021, 28(5): 60-65.
- HU Y X, SUN Y G, ZHAO Z. Application of Hybrid PSO-SQP Algorithm in Testability Allocation of Avionics System[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(5): 60-65.
- [15] 邓元望, 陈可亮, 鄂加强. 基于模拟退火粒子群算法的混合动力车参数优化[J]. 汽车工程, 2012, 34(7): 580-584.
- DENG Y W, CHEN K L, E J Q. Parameters Optimization for HEV Based on Simulated Annealing Particle Swarm Algorithm[J]. Automotive Engineering, 2012, 34(7): 580-584.
- [16] 段源博, 李靖玮, 罗建南. 一种用于主动悬架LQG控制器设计权重优化的改进遗传算法[J]. 振动与冲击, 2023, 42(11): 278-283.
- DUAN Y B, LI J W, LUO J N. A Modified Genetic Algorithm of Weighting Optimization in LQG Controller Design for Active Suspensions[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(11): 278-283.
- [17] 龚建伟, 姜岩, 徐威. 无人驾驶车辆模型预测控制[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014.
- GONG J W, JIANG Y, XU W. Model Predictive Control for Self-Driving Vehicles[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2014.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2023年6月8日。