

张鹏,梁燕军. 基于AO算法的主动悬架系统最优振动控制[J]. 智能计算机与应用,2026,16(4):159-166. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25101603

基于AO算法的主动悬架系统最优振动控制

张鹏,梁燕军

(贵州民族大学数据科学与信息工程学院,贵阳550025)

摘要:为提升车辆的乘坐舒适性与操纵稳定性,本文提出一种基于天鹰优化算法(Aquila Optimizer, AO)的主动悬架系统最优振动控制策略。传统线性二次型调节器(Linear Quadratic Regulator, LQR)控制性能依赖于权重矩阵 Q 和 R 的人工经验设定,难以实现全局最优控制。针对这一问题,本文研究构建了1/4车主动悬架数学模型,设计了以车身垂向加速度、悬架动挠度和轮胎动载荷为指标的多目标性能评价函数。天鹰优化算法通过引入莱维(Lévy)飞行机制,在全局搜索与局部开采能力上表现突出,被用于对LQR控制器权重矩阵参数进行智能寻优,以最大化提升综合性能。通过MATLAB仿真,在C级随机路面与半正弦冲击路面工况下验证了所提出的控制策略。对比实验结果表明,与被动悬架、传统LQR、遗传算法优化LQR及蚁群算法优化LQR相比,基于AO优化的LQR控制器能够更显著地降低车身加速度、悬架动挠度和轮胎动载荷,有效抑制车身振动,验证了该方法在改善车辆综合行驶性能方面的有效性和优越性。

关键词:主动悬架;振动控制;LQR;天鹰优化算法;车辆动力学

中图分类号:U463.3

文献标志码:A

文章编号:2095-2163(2026)04-0159-08

Optimal vibration control of active suspension system based on AO algorithm

ZHANG Peng, LIANG Yanjun

(School of Data Science and Information Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

Abstract: To improve the ride comfort and handling stability of vehicles, this paper proposes an optimal vibration control strategy for active suspension systems based on the Aquila Optimizer (AO). The performance of traditional Linear Quadratic Regulator (LQR) controllers depends on the manual empirical setting of weight matrices Q and R , making it difficult to achieve globally optimal control. To address this issue, this study constructs a quarter-vehicle active suspension mathematical model and designs a multi-objective performance evaluation function using vehicle body vertical acceleration, suspension dynamic deflection, and tire dynamic load as indicators. The Aquila Optimizer algorithm, by introducing the Lévy flight mechanism, demonstrates outstanding performance in global search and local exploitation capabilities, and is employed for intelligent optimization of LQR controller weight matrix parameters to maximize comprehensive performance improvement. Through MATLAB simulation, the proposed control strategy is validated under Class C road surfaces and semi-sinusoidal bump road conditions. Comparative experimental results show that: compared with passive suspension, traditional LQR, Genetic Algorithm (GA)-optimized LQR, and Ant Colony Optimization (ACO)-optimized LQR, the AO-optimized LQR controller can more significantly reduce vehicle body acceleration, suspension dynamic deflection, and tire dynamic load, effectively suppress vehicle body vibration, and verify the effectiveness and superiority of this method in improving comprehensive vehicle driving performance.

Key words: active suspension; vibration control; LQR; aquila optimizer; vehicle dynamics

0 引言

车辆悬架系统作为连接车身与车轮总成的关键底盘组件,在提升乘坐舒适性和操纵稳定性方面具有决定性作用^[1-2]。其中,乘坐舒适性要求该系统

具备优异的减振性能以有效减缓路面颠簸带来的冲击;而操纵稳定性则需确保轮胎始终紧贴地面,从而保障驱动力和制动力的有效传递^[3]。传统被动悬架仅依靠固定刚度特性与阻尼参数实现运行调控,在面对复杂多变的行驶工况时,往往难以兼顾这两

基金项目:贵州省科学技术基金项目(黔科合基础[2020]1Y277)。

作者简介:张鹏(1999—),男,硕士研究生,主要研究方向:复杂分析与计算。

通信作者:梁燕军(1981—),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:大数据,计算机应用技术。Email:353572709@qq.com。

收稿日期:2025-10-16

个相互冲突的性能目标^[4]。如何克服二者之间的矛盾一直是当前关注的问题之一,能够主动产生控制力并根据工况条件进行调节的主动悬架系统,逐渐成为现代车辆工程领域的重要研究方向^[5-6]。

主动悬架系统性能很大程度上决定于控制策略的优劣^[7]。在众多控制方法中,线性二次型调节器(LQR)因其理论基础扎实、对于模型不确定性具有良好的鲁棒性及兼顾控制性能和能耗的优点而被人们所重视^[8-9]。LQR通过对状态量进行观测来获得合适的反馈系数,使预设的二次型性能指标趋于极小化^[10]。该指标由系统状态变量及控制输入的加权平方组成,从物理角度实现了车辆综合性能的量化评估^[11]。但LQR控制器的效果完全由 Q 、 R 矩阵选取决定,而实际应用中通常采用凭经验选择参数并不断尝试的办法,不仅浪费大量的时间且无法保证参数组合的最优性^[12-13]。

面对LQR参数整定的困难,许多研究者开始探索智能优化算法的应用。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[14]、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)^[15]和模拟退火(Simulated Annealing, SA)^[6]等元启发式算法,因其无需梯度信息和全局寻优能力等优势,在LQR权重矩阵优化中显现出良好应用前景。相关研究表明,运用遗传算法对汽车主动悬架LQR控制器权重参数进行寻优,能够有效且显著地改善车辆的平顺性和稳定性^[16]。

天鹰优化算法(Aquila Optimizer, AO)作为一种新兴的仿生优化方法,受到广大学者的关注^[17]。该算法模拟天鹰捕猎时的4种行为模式(高空巡航、收缩俯冲、低空滑行和缓慢攻击)通过数学建模构建自适应搜索策略,能够根据搜索进展动态调整策略强度,较好地解决了探索与开采之间的平衡问题。与传统算法相比,AO在参数调节方面更加简便,收敛特性更优,鲁棒性也更强,在多个工程优化问题中展现出了优于传统方法的性能^[18]。

鉴于上述研究现状,本文将AO引入主动悬架LQR控制器的参数优化设计中。研究工作主要包括:建立1/4车辆主动悬架系统动力学模型;设计基于LQR控制理论的控制策略,综合考虑乘坐舒适性和行驶安全性的多目标性能评价函数;运用AO对LQR权重矩阵进行系统性优化,寻求最佳参数组合。最后,通过典型路面工况下的仿真验证,将提出的AO_LQR控制方案与被动悬架、传统LQR控制以及基于遗传算法、蚁群算法优化的LQR控制方案进行对比分析^[19-20]。

1 主动悬架动力学模型

为验证AO算法在主动悬架振动控制中的优化性能,本文选择简化的1/4车辆模型(二自由度)作为研究对象,如图1所示。

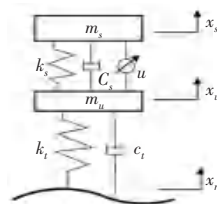


图1 1/4车辆主动悬架模型图

Fig. 1 1/4 Active suspension model

根据牛顿第二定律,建立动力学系统方程:

$$\begin{cases} \ddot{u} = -m_s \ddot{x}_s - c_s(x_s - \dot{x}_u) - k_s(x_s - x_u) \\ \ddot{u} = m_u \ddot{x}_u - c_s(x_s - \dot{x}_u) - k_s(x_s - x_u) + \\ k_t(x_u - x_r) + c_t(\dot{x}_u - \dot{x}_r) \end{cases} \quad (1)$$

式中: m_s 为簧上质量, m_u 为簧下质量, x_s 为车身位移, x_u 为轮胎位移, x_r 为路面位移, k_s 为悬架刚度系数, k_t 为轮胎刚度系数, c_s 为悬架阻尼系数, c_t 为车轮阻尼系数, u 为控制力。

定义状态变量:

$$X = \begin{bmatrix} \hat{e} x_1 \\ \hat{e} x_2 \\ \hat{e} x_3 \\ \hat{e} x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{e} x_s - x_u \\ \hat{e} x_u - x_r \\ \dot{x}_s \\ \dot{x}_u \end{bmatrix} \quad (2)$$

定义输出变量:

$$Y = \begin{bmatrix} \hat{e} y_1 \\ \hat{e} y_2 \\ \hat{e} y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{e} x_s \\ \hat{e} x_s - x_u \\ \hat{e} k_t(x_u - x_r) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: \ddot{x}_s 为簧载质量的垂向加速度,直接关系到乘坐舒适性; $x_s - x_u$ 为悬架动挠度,反映悬架系统的行程使用情况,影响车辆操作的稳定性; $k_t(x_u - x_r)$ 为轮胎动载荷,关系到轮胎与路面的接触情况,决定车辆的操纵稳定性和安全性。

由此可得悬架模型的状态空间表达式如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + Gw \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad (4)$$

式中:

$$A = \begin{bmatrix} \hat{e} 0 & 0 & 1 & -1 \\ \hat{e} 0 & 0 & 0 & 1 \\ \hat{e} -\frac{k_s}{m_s} & 0 & -\frac{c_s}{m_s} & \frac{c_s}{m_s} \\ \hat{e} \frac{k_s}{m_u} & -\frac{k_t}{m_u} & \frac{c_s}{m_u} & -\frac{c_s + c_t}{m_u} \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} \dot{u} \\ \dot{u} \\ \dot{u} \\ \dot{u} \end{matrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \hat{e} & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & -\frac{1}{m_s} & \dot{u} \\ \hat{e} & -\frac{1}{m_s} & \dot{u} \\ \hat{e} & -\frac{1}{m_u} & \dot{u} \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} \hat{e} & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & -1 & \dot{u} \\ \hat{e} & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & \frac{c_t}{m_u} & \dot{u} \\ \hat{e} & \frac{1}{m_u} & \dot{u} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} \hat{e} & \frac{k_s}{m_s} & 0 & -\frac{c_s}{m_s} & \frac{c_s}{m_s} & \dot{u} \\ \hat{e} & \frac{1}{m_s} & 0 & 0 & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & 1 & 0 & 0 & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & 0 & k_t & 0 & 0 & \dot{u} \end{bmatrix} \quad D = \begin{bmatrix} \hat{e} & -\frac{1}{m_s} & \dot{u} \\ \hat{e} & \frac{1}{m_s} & \dot{u} \\ \hat{e} & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} & 0 & \dot{u} \end{bmatrix}$$

2 路面输入模型

2.1 路面激励

路面输入采用滤波白噪声模型^[21], 即:

$$\dot{x}_r(t) = -2\pi\nu n_0 x_r(t) + 2\pi\sqrt{G_r(n_0)v}W(t) \quad (5)$$

式中: x_r 为路面位移 (m), n_0 为空间频率下限, $G_r(n_0)$ 为路面不平度系数 (m³), v 为车辆行驶速度 (m/s), $W(t)$ 为零均值高斯白噪声。

2.2 路面冲击

为验证车辆经过减速带时振动控制性能, 选用半正弦波输入模型:

$$x_r(t) = \begin{cases} A \sin\left(\pi \frac{v}{W}(t - t_0)\right), & t_0 \leq t \leq t_0 + \frac{W}{v} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (6)$$

式中: A 为减速带高度, W 为减速带宽度, v 为车速, t_0 为接触减速带时间。

3 主动悬架最优控制器设计

为改善主动悬架系统的乘坐舒适度、操作平顺性以及行驶安全性, 选取簧载质量垂向加速度 \ddot{x}_s 、悬架挠度 $x_s - x_u$ 以及轮胎动载荷 $k_t(x_u - x_r)$ 作为综合性能指标, 采用线性二次型最优控制的目标性能指标:

$$J = \int_0^T (q_1 \ddot{x}_s^2 + q_2 (x_s - x_u)^2 + q_3 k_t^2 (x_u - x_r)^2 + Ru^2) dt = \int_0^T [y^T \bar{Q}y + u^T Ru] dt \quad (7)$$

式中: q_1 、 q_2 、 q_3 分别为簧载质量垂向加速度、悬架挠度以及轮胎动位移的权值系数, 权重矩阵定义为:

$$\bar{Q} = \begin{bmatrix} \hat{e} q_1 & 0 & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} 0 & q_2 & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} 0 & 0 & q_3 & \dot{u} \end{bmatrix}, \quad R = [r] \quad (8)$$

其中, \bar{Q} 是状态变量的权重矩阵, R 是控制输入的权重矩阵。

将式(7)转化为矩阵形式, 权重矩阵定义为:

$$J = \int_0^T [X^T QX + 2X^T Nu + u^T R_g u] dx \quad (9)$$

其中,

$$Q = C^T \bar{Q} C$$

$$N = C^T \bar{Q} D \quad (10)$$

$$R_g = D^T \bar{Q} D$$

结合式(4)、(7)、(10)可得:

$$Q = \begin{bmatrix} \hat{e} q_2 + \frac{k_s^2 q_1}{m_s^2} & 0 & \frac{c_s k_s q_1}{m_s^2} & -\frac{c_s k_s q_1}{m_s^2} & \dot{u} \\ \hat{e} 0 & k_t^2 q_3 & 0 & 0 & \dot{u} \\ \hat{e} \frac{c_s k_s q_1}{m_s^2} & 0 & \frac{c_s^2 q_1}{m_s^2} & -\frac{c_s^2 q_1}{m_s^2} & \dot{u} \\ \hat{e} -\frac{c_s k_s q_1}{m_s^2} & 0 & -\frac{c_s^2 q_1}{m_s^2} & \frac{c_s^2 q_1}{m_s^2} & \dot{u} \\ \hat{e} \frac{k_s q_1}{m_s^2} & \dot{u} \\ \hat{e} 0 & \dot{u} \\ \hat{e} \frac{c_s q_1}{m_s^2} & \dot{u} \\ \hat{e} -\frac{c_s q_1}{m_s^2} & \dot{u} \end{bmatrix}, \quad R_g = r + \frac{q_1}{m_s^2}$$

其中, 最优控制律为:

$$u = -KX = -R_g^{-1}(B^T P + N^T)X \quad (11)$$

式中: K 为最优反馈增益矩阵, 由车辆参数与加权系数矩阵决定。

$$K = R_g^{-1}(B^T P + N^T) \quad (12)$$

式中: R_g 为广义控制加权矩阵, P 是以下广义代数 Riccati 方程的解。

$$A^T P + PA - (PB + N)R^{-1}(B^T P + N^T) + Q = 0 \quad (13)$$

由于式(2)中 $D \neq 0$, 为实现精细化控制器设计, 采用 MATLAB 中 lqr 函数 $[K, P, e] = \text{lqr}(A, B, Q, R_g, N)$ 进行求解, P 是 Riccati 方程的解矩阵; e 是闭环特征值; K 是增益矩阵。

控制器性能主要取决于权重的选择, 传统方法依赖设计者的经验进行手动调参寻优, 且无法直接处理约束。因此, 本文采用天鹰算法 (AO) 优化 LQR 的 Q 和 R 矩阵, 在参数空间中自动搜索最优参数组合, 避免了主观猜测, 实现了自动化设计。

4 基于 AO 算法的主动悬架 LQR 控制器设计

4.1 目标函数设计

目标函数是评价悬架性能优劣的关键, 本文综

合考虑悬架的乘坐舒适性、操纵平顺性以及行驶安全性,采用无量纲化构造如下目标函数:

$$\min f(x) = w_1 \frac{AVB(x)}{AVB_{pass}} + w_2 \frac{SWS(x)}{SWS_{pass}} + w_3 \frac{DTL(x)}{DTL_{pass}} \quad (14)$$

$$x = (q_1, q_2, q_3, r), 10^{-2} < x_i < 10^3$$

约束条件:

$$\text{s. t. } \begin{cases} AVB(x) < AVB_{pass} \\ SWS(x) < SWS_{pass} \\ DTL(x) < DTL_{pass} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $AVB(x)$ 、 $SWS(x)$ 和 $DTL(x)$ 分别表示车身垂直加速度、悬架动挠度以及轮胎动位移的均方根值, $AVB(x)_{pass}$ 、 $SWS(x)_{pass}$ 和 $DTL(x)_{pass}$ 分别表示被动悬架对应的车身垂直加速度、悬架行程以及轮胎动载荷的均方根值, w_1 、 w_2 和 w_3 分别为平衡各性能指标的权重系数。

4.2 基于天鹰优化算法的权重系数整定方法

天鹰优化算法通过模拟天鹰狩猎过程中的探索与开发行为模式,在解空间内实现高效寻优。天鹰算法优化主动悬架 LQR 控制器权重系数的流程如图 2 所示。

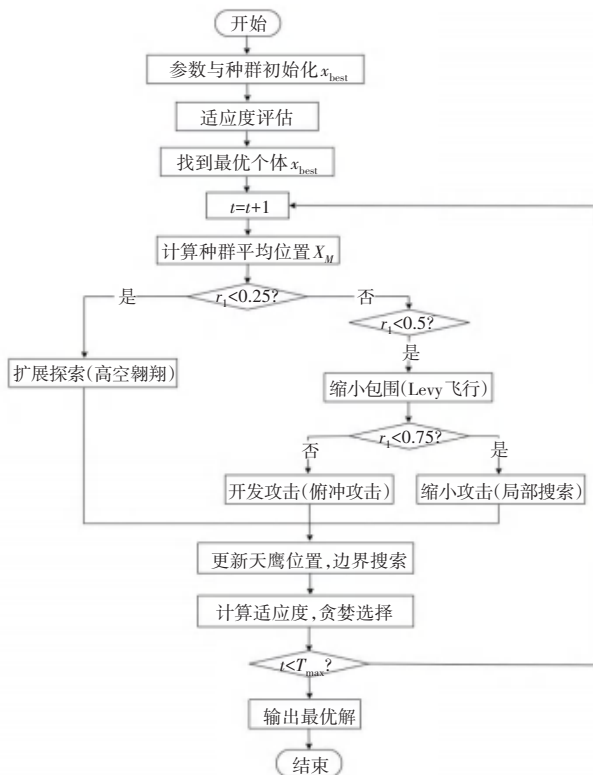


图2 AO 算法优化 LQR 控制器流程图

Fig.2 Flowchart of AO algorithm optimizing LQR controller

具体流程如下:

1) 设置算法控制参数

在算法实施前,需完备以下关键参数配置,设置天鹰种群规模 $N = 50$, 终止迭代次数 $T_{max} = 100$, 参数维度 $D = 4$ (对应 LQR 控制器的权重向量 $[q_1, q_2, q_3, r]$)。参数搜索范围 $[LB, UB] = [10^{-2}, 10^3]$ 。

2) 构造适应度函数

天鹰个体位置的好坏由适应度函数 $Fitness_i = F(X_i)$ 来评判。为方便处理,将前述公式(14)定义目标函数 L , 即:

$$Fitness_i = F(X_i) = L(q_1, q_2, q_3, r) \quad (16)$$

该目标函数综合考虑了悬架系统的车身加速度、悬架动挠度、轮胎动载荷等多个性能指标。

3) 随机初始化种群

个体位置 $X_i = [q_1, q_2, q_3, r]$, 维数 $D = 4$ 。采用随机方式生成初始种群:

$$X_i(0) = LB + \text{rand}(D) \times (UB - LB), i = 1, 2, \dots, N \quad (17)$$

式中: $X_i(0) = [x_{i1}(0), x_{i2}(0), x_{i3}(0), x_{i4}(0)]$ 表示第 i 个天鹰个体的初始栖息位置,这 4 个分量对应于优化的 LQR 控制器的权重参数; $\text{rand}(D)$ 为 D 维均匀分布随机向量,取值范围为 $[0, 1]$; $x_{ij}(0)$ 为第 i 个个体在第 j 维的初始值, $j = 1, 2, 3, 4$, 通过初始化,让每只“天鹰”从解空间的不同角落开始探索,以保证能最大程度地避免算法陷入局部最优的困境。

初始化完成后,计算每个个体的适应度值并确定初始全局最优个体:

$$X_{best}(0) = \arg \min_{i=1, \dots, N} F(X_i(0)) \quad (18)$$

同时计算种群平均位置:

$$X_M(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (19)$$

4) 全局探索阶段

当迭代进度较小 $\tau(t) < 0.5$ 或随机数 $\text{rand} < 0.5$ 时,算法处于全局探索阶段。个体位置更新策略为:

$$X_i(t+1) = X_{best}(t) \times \left(1 - \frac{t}{T_{max}}\right) + (X_M(t) - X_{best}(t) \cdot \text{rand}) \quad (20)$$

式中: $X_{best}(t)$ 为第 t 代的全局最优个体位置, $X_M(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t)$ 表示当前种群的平均位置, $(1 - t/T_{max})$ 为探索衰减因子。

5) 局部搜索阶段(Lévy 飞行)

当 $0.5 \leq \tau(t) < 0.75$ 或随机概率满足特定条件时,引入 Lévy 飞行机制进行精细搜索。

首先计算 Lévy 飞行步长,如下式所示:

$$\text{Levy}(D) = 0.01 \times \frac{\sigma \times \mathbf{r}_1}{|\mathbf{r}_2|^{1/\beta}} \quad (21)$$

式中: \mathbf{r}_1 和 \mathbf{r}_2 为服从标准正态分布 $N(0,1)$ 的随机向量, $\beta = 1.5$ 为 Lévy 飞行参数控制步长分布的重尾特性, σ 为尺度参数, 由下式计算得出:

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma((1+\beta)/2) \times \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right)^{1/\beta} \quad (22)$$

结合螺旋搜索路径, 个体位置按照式(23)进行更新:

$$X_i(t+1) = X_{\text{best}}(t) \cdot \text{Levy}(D) + X_R(t) + (y-x) \cdot \text{rand} \quad (23)$$

式中: $X_R(t)$ 为从当前种群中随机选择的参考个体位置, 引入种群间的信息交流; 螺旋搜索路径由 $y = r \times \cos(\theta)$ 和 $x = r \times \sin(\theta)$ 确定, 其中, θ 为 $[0, 2\pi]$ 范围内的随机角度, r 为逐渐递减的螺旋半径, 计算公式为 $r = a \times e^{b\theta}$, 其中 $a = 1, b = -0.5$ 。

6) 精细开发阶段

当 $\tau(t) \geq 0.75$ 时, 算法进入精细开发阶段。个体位置按照下式进行更新:

$$X_i(t+1) = (X_{\text{best}}(t) - X_M(t)) \times \alpha - \text{rand} + ((\text{UB} - \text{LB}) \times \text{rand} + \text{LB}) \times \delta \quad (24)$$

式中: $\alpha = 0.1$ 为开发强度调节系数, 较小的值确保搜索步长适中, 避免偏离最优区域; $\delta = 0.5$ 为局部搜索控制参数, 控制随机扰动项的影响程度; $X_{\text{best}}(t) - X_M(t)$ 表示从种群平均位置指向全局最优位置的方向向量, 引导个体向最优解移动。

该阶段通过确定性引导和随机扰动的协同快速收敛到最优解。

7) 收敛加速阶段

为提升算法后期的收敛速度, 引入自适应质量函数 $\text{QF}(t)$ 和两个自适应系数 G_1, G_2 。自适应质量函数由下式计算:

$$\text{QF}(t) = t^{\frac{2 \times \text{rand} - 1}{(1 - T_{\text{max}})^2}} \quad (25)$$

式中: 指数项随迭代次数呈现非线性变化, 其随机性使不同个体具有差异化的收敛速度, 在加速收敛的同时维持种群多样性。

个体位置的最终更新公式如下式所示:

$$X_i(t+1) = \text{QF} \times X_{\text{best}}(t) - (G_1 \times X_i(t) \times \text{rand}) - G_2 \times \text{Levy}(D) + \text{rand}_i \times G_1 \quad (26)$$

式中: $G_1 = 2 \times \text{rand} - 1$ 为范围在 $[-1, 1]$ 的随机系数, 引入双向搜索能力; $G_2 = 2 \times (1 - t/T_{\text{max}})$ 随迭代线性递减, 从 2 降至 0, 使 Lévy 飞行扰动的影响逐渐

减弱, 保证算法后期的稳定性; X_i 为第 i 个个体在第 t 代的当前位置。

该阶段综合运用质量函数、自适应系数和 Lévy 飞行机制, 实现快速而稳定的收敛。

8) 边界约束处理

在位置更新过程中, 由于随机扰动和大步长移动, 部分个体可能超出预定义的搜索空间 $[\text{LB}, \text{UB}]$ 。对超出边界的个体进行修正, 采用边界吸收策略, 如下式所示:

$$x_{ij}(t+1) = \begin{cases} \text{LB}_j, & \text{if } x_{ij}(t+1) < \text{LB}_j \\ \text{UB}_j, & \text{if } x_{ij}(t+1) > \text{UB}_j \\ x_{ij}(t+1), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (27)$$

式中: $x_{ij}(t+1)$ 为第 i 个个体在第 j 维的更新后位置, $j = 1, 2, 3, 4$; LB_j 和 UB_j 分别为第 j 维参数的下界和上界。该修正策略将越界的维度分量直接设置为对应的边界值, 以保证所有个体位置均位于可行域 $[\text{LB}, \text{UB}]^D$ 范围内, 维持解的物理可行性。

9) 更新个体位置和适应度

将经过全局探索、局部搜索、精细开发和收敛加速阶段得到的新位置与当前个体的位置进行比较, 并采用贪婪策略进行择优选择。如果新位置的适应度小于当前位置的适应度, 则接受新位置并更新适应度值, 否则保持当前位置不变。

10) 更新全局最优个体

对所有个体进行遍历更新后, 找出当前代中最小适应度个体, 与历史全局最优个体进行比较。假若当前最优个体的适应度小于历史全局最优适应度, 则更新全局最优位置和适应度值, 否则保留历史全局最优个体作为当前全局最优个体。同时更新种群平均位置 $X_M(t+1) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t+1)$, 供下一代迭代使用。

11) 判断终止条件, 算法收敛, 输出最优解

算法设计了双重终止机制以平衡优化精度和计算效率:

(1) 收敛判断准则

监测全局最优适应度值的变化趋势, 当连续 k 代 ($k = 10$) 内的最优适应度变化小于预设收敛精度 $\varepsilon = 10^{-6}$ 时, 认为算法已收敛。

(2) 最大迭代次数保护

判断当前迭代次数 t 是否大于终止迭代次数 T_{max} , 当 $t \geq T_{\text{max}}$ 时, 算法自动终止运行, 则输出全局最优解 $X_{\text{best}} = [q_1^*, q_2^*, q_3^*, r^*]$ 及其对应的最优适应度值 F_{best} 。否则令 $t = t + 1$, 循环执行 4) ~ 10),

直到满足终止条件。

算法运行结束后,得到的最优参数 $[q_1^*, q_2^*, q_3^*, r^*]$ 即为 LQR 控制器的最优权重系数,用于构建主动悬架系统的最优控制器。

5 仿真分析

为验证天鹰算法的优化性能,将 AO 算法与被动悬架、传统 LQR 控制、GA 优化 LQR 控制、ACO 优化 LQR 控制进行对比。设定 AO、GA、ACO 算法在同工况条件下,具有相同迭代次数 T 、种群大小 N 、搜索维度 D 、搜索范围 $[LB, UB]$ 和适应度函数 $F(X_i(t))$ 。主动悬架模型具体参数参考文献[22],见表 1。

表 1 仿真基本参数

Table 1 Basic simulation parameters

参数	数值
簧载质量 m_s / kg	504.5
非簧载质量 m_u / kg	62
悬架刚度系数 $k_s / (\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$	13 100
轮胎刚度系数 $k_t / (\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$	252 000
悬架阻尼系数 $c_s / (\text{N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1})$	400
轮胎阻尼系数 $c_t / (\text{N} \cdot \text{s} \cdot \text{m}^{-1})$	450

5.1 C 级路面仿真

利用 MATLAB 软件对 1/4 车身悬架系统进行仿真,选择的工况条件和仿真参数如下:

路面等级: ISO 8608 C 级路面;车速: $v = 20 \text{ m/s}$;截止频率: $n_0 = 0.01 \text{ Hz}$;路面不平度系数: $G_q(n_0) = 256 \times 10^{-6} \text{ m}^3$;仿真时间: $t = 10 \text{ s}$ 。路面激励时域信号如图 3 所示。

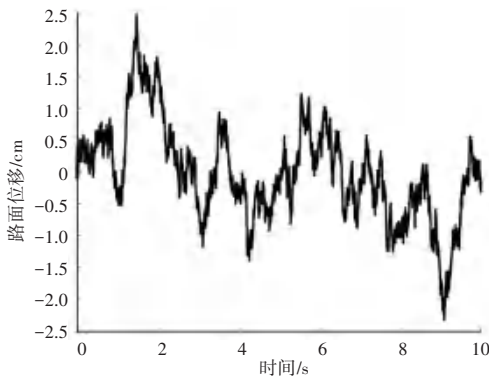


图 3 C 级路面激励时域信号

Fig. 3 Time-domain signal of class C road excitation

GA、ACO 与 AO 对主动悬架的 LQR 控制器优化适应度曲线如图 4 所示,相对于被动悬架在车身加速度、悬架动挠度和轮胎动载荷对比仿真图分别如图 5~图 7 所示。权重系数优化效果见表 2。性能指标均方根值见表 3。

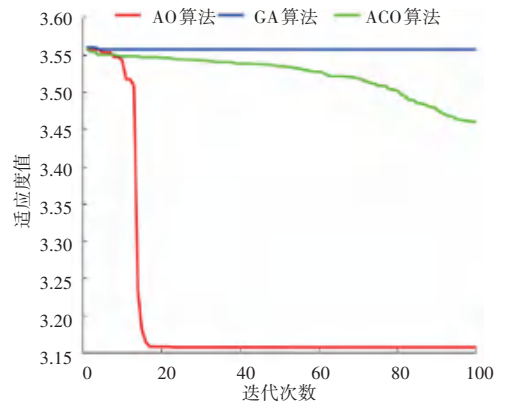


图 4 C 级路面下智能优化算法适应度曲线

Fig. 4 Fitness curve of intelligent optimization algorithm under class C road

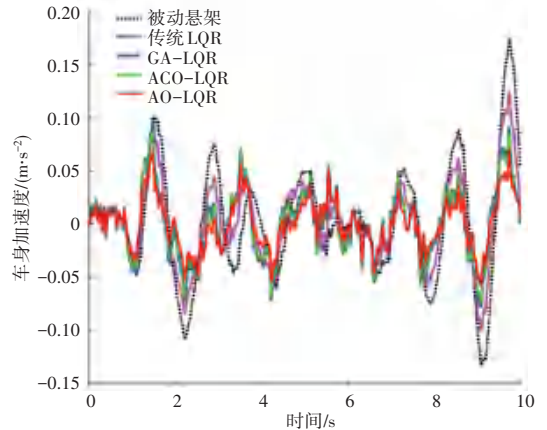


图 5 C 级路面下车身加速度

Fig. 5 Body acceleration under class C road

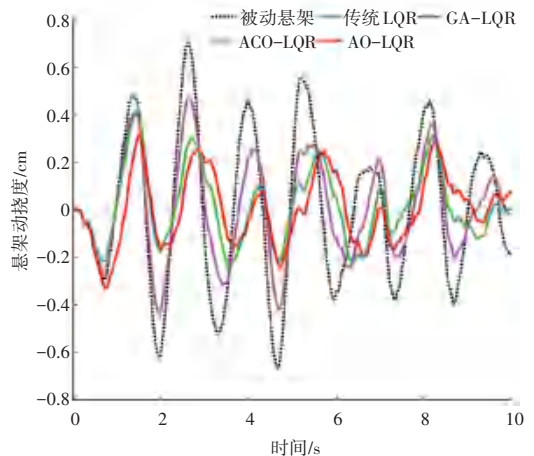


图 6 C 级路面下悬架动挠度

Fig. 6 Suspension dynamic deflection under class C road

表 2 C 级路面权重优化系数表

Table 2 Optimized weighting coefficients for class C road

算法	适应度值	q_1	q_2	q_3	R_g
GA	3.557 456	10 000.00	942.55	5.728 0	5.893 6
ACO	3.460 662	9 995.49	393.72	0.268 8	0.275 8
AO	3.157 791	4 582.08	1.21	0.012 2	0.013 0

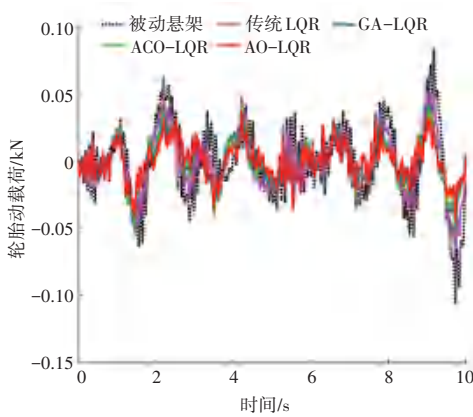


图 7 C 级路面下车轮动载荷

Fig. 7 Dynamic tire load under class C road

表 3 C 级路面性能指标均方根值表

Table 3 RMS values of performance indices for class C road

算法	AVB/(m · s ⁻²)	SWS/mm	DTL/N
PASS	0.054 2	0.205 6	0.029 0
传统 LQR	0.040 1	0.149 7	0.021 6
GA_LQR	0.032 2	0.121 7	0.017 3
ACO_LQR	0.031 0	0.118 8	0.016 7
AO_LQR	0.024 1	0.115 1	0.013 8

对比被动悬架系统,传统 LQR、GA、ACO 及 AO 算法优化的主动悬架在车身垂向加速度均方根值方面的改善效果依次为 26.08%、40.55%、42.83% 和 55.60%;轮胎动载荷优化分别为 27.20%、40.82%、42.19% 和 44.02%;悬架动行程的优化幅度为 25.56%、40.42%、42.35% 和 52.54%。

结果表明, AO 算法在各性能指标上均表现最优,能够实现平衡控制。GA 算法有一定优化效果但未达到最优。而 ACO 则完全陷入局部最优。由此可见,天鹰优化算法在提升车辆乘坐舒适性与行驶平顺性方面表现最优。

5.2 冲击路面仿真

为了验证控制系统在瞬态工况下的响应能力与鲁棒性,选取半正弦冲击路面输入。参数如下: 减速带高度 $A = 0.05$ m, 宽度 $W = 0.3$ m, 车速 $V = 20$ m/s, 接触减速带时间 $t_0 = 0.5$ s。GA、ACO 与 AO 的适应度曲线如图 8 所示, 车身加速度、悬架动挠度和轮胎动载荷对比结果分别如图 9~图 11 所示。性能指标均方根值见表 4。

在冲击路面条件下, 相比被动悬架系统, 传统 LQR、GA、ACO 及 AO 算法优化的主动悬架在车身垂向加速度均方根值方面的改善效果依次为 30.98%、39.78%、46.28% 和 66.38%; 轮胎动载荷优化分别为 33.56%、50.95%、53.44% 和 51.87%; 悬架动行程优化幅度为 30.79%、37.33%、43.43% 和 61.72%。这表

明 AO 算法在冲击路况下的控制效果尤为显著。虽然 AO 在初始响应略差, 但能快速调整控制策略并在各性能指标上保持最优。上述结果充分证明了天鹰优化算法在瞬态冲击激励下具有更强的鲁棒性和控制精度。

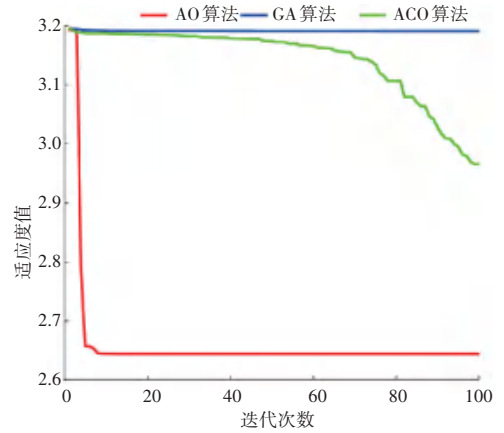


图 8 正弦冲击路面下智能算法适应度曲线

Fig. 8 Fitness curve of intelligent algorithm under sinusoidal bump road

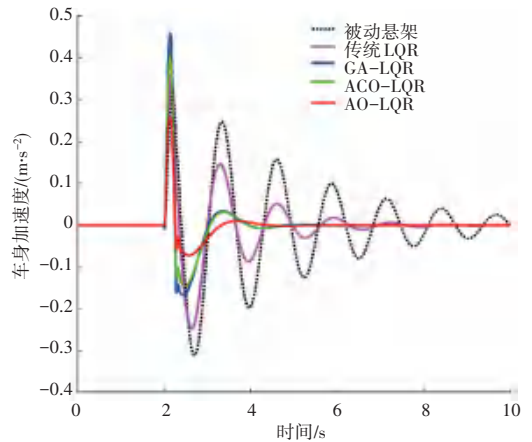


图 9 正弦冲击路面下车身加速度

Fig. 9 Body acceleration under sinusoidal bump road

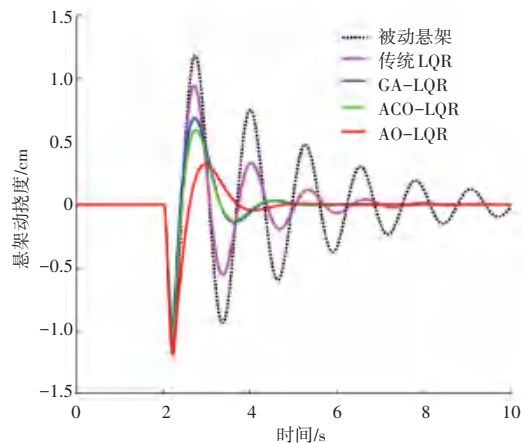


图 10 正弦冲击路面下悬架动挠度

Fig. 10 Suspension dynamic deflection under sinusoidal bump road

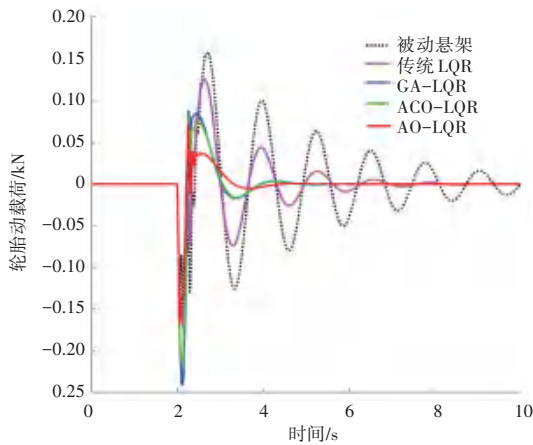


图 11 正弦冲击路面下轮胎动载荷

Fig. 11 Dynamic tire load under sinusoidal bump road

表 4 正弦冲击路面性能指标均方根值表

Table 4 RMS values of performance indices for sinusoidal bump road

算法	AVB/($m \cdot s^{-2}$)	SWS/mm	DTL/N
PASS	0.099 8	0.378 7	0.050 2
传统 LQR	0.068 9	0.251 6	0.034 8
GA_LQR	0.060 1	0.185 7	0.031 5
ACO_LQR	0.053 6	0.176 3	0.028 4
AO_LQR	0.033 5	0.182 3	0.019 2

6 结束语

针对传统 LQR 控制器权重系数设定困难问题,本文提出 AO 算法优化主动悬架 LQR 控制器的策略,建立 1/4 主动悬架系统仿真模型,设计多目标加权归一化目标函数,选择在随机路面与冲击路面工况下仿真验证。对比了被动悬架,主动悬架的传统 LQR 控制,GA_LQR 控制和 ACO_LQR 控制,对比结果表明,AO 算法凭借其强大的全局搜索和局部开发能力,在主动悬架控制中表现出收敛快、寻优能力强的特点,有效克服了 GA 和 ACO 算法易陷入局部最优与收敛缓慢的不足,为主动悬架控制提供了高效可行的优化途径。

参考文献

[1] 余强, 郑慕侨. 汽车悬架控制技术[J]. 汽车技术, 1994, 25(9): 1-6.

[2] 周柔, 郭志峰. 主动悬架控制技术研究[J]. 计算机与现代化, 2012, 28(1): 176-180.

[3] MAURYA V K, BHANGAL N S. Optimal control of vehicle active suspension system[J]. Journal of Automation and Control Engineering, 2018, 6(1): 32-38.

[4] 詹长书, 苏立庆. 基于粒子群优化的主动悬架 PID 控制策略[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(10): 4180-4186.

[5] GYSEN B L J, VAN DER SANDE T P J, PAULIDES J J H, et al. Design aspects of an active electromagnetic suspension system for automotive applications [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2011, 47(4): 1636-1645.

[6] 段源博, 李靖玮, 罗建南. 一种用于主动悬架 LQR 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.

[7] LI H, LIU H, GAO H, et al. Reliable fuzzy control for active suspension systems with actuator delay and fault [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2013, 21(4): 742-757.

[8] SAM Y M, GHANI M R H A, AHMAD N. LQR controller for active car suspension [C]//Proceedings of 2000 TENCON: Intelligent Systems and Technologies for the New Millennium. Piscataway, NJ: IEEE, 2000: 441-444.

[9] 毕厚煌. 基于 LQR 控制的车辆悬架系统设计与研究[J]. 车辆与动力技术, 2025, 47(2): 17-20.

[10] BABAWURO A Y, TAHIR N M, MUHAMMED M, et al. Optimized state feedback control of quarter car active suspension system based on LMI algorithm [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1502(1): 012019.

[11] LIU L, CALDERON A D. Optimization design of semi-active suspension for vehicles based on LQR optimal control[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2785(1): 012005.

[12] 张进秋, 彭虎, 张建, 等. 车辆悬挂 LQR 主动控制矩阵权重参数优化[J]. 振动与冲击, 2018, 37(22): 214-219.

[13] ABUT T, SALKIM E. Control of quarter-car active suspension system based on optimized fuzzy linear quadratic regulator control method[J]. Applied Sciences, 2023, 13(15): 8802.

[14] YU W, LI J, YUAN J, et al. LQR controller design of active suspension based on genetic algorithm [C]//Proceedings of 2021 IEEE 5th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 1056-1060.

[15] ZHANG Y, WANG S, JI G. A comprehensive survey on particle swarm optimization algorithm and its applications [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015(1): 931256.

[16] ERGIN T, YATAK M Ö. Optimal control method of semi-active suspension system and processor-in-the-loop verification [J]. Applied Sciences, 2023, 13(20): 11253.

[17] YU Y F, LI G, XU C. An improved particle swarm optimization algorithm [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 401: 1328-1335.

[18] 李生明, 杨红, 李肇阳. 基于多策略改进 AO 算法的自导引机器人路径规划[J]. 机械设计与研究, 2025, 41(4): 326-333.

[19] 刘小斌, 刘小金. 基于 LQR 控制器的主动悬架系统设计与仿真[J]. 兰州理工大学学报, 2014, 40(1): 33-36.

[20] 安鑫凯, 赵俊生, 王禹, 等. 基于蚁群优化算法的 BP-PID 主动悬架控制策略研究[J]. 机械设计与制造工程, 2025, 54(5): 87-93.

[21] 卢凡, 陈思忠. 汽车路面激励的时域建模与仿真[J]. 汽车工程, 2015, 37(5): 549-553.

[22] KIM C, RO P I. A sliding mode controller for vehicle active suspension systems with non-linearities [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 1998, 212(1): 79-92.