

文章编号:1006-1355(2021)03-0061-06

基于改进人工蜂群算法的主动悬架LQR 控制器设计

王雅璇¹, 罗建南², 罗小桃³, 杨晓青³, 喻凡¹

(1. 上海交通大学 机械系统与振动国家重点实验室, 上海 200240;

2. 上海大学 机电工程与自动化学院, 上海 200444;

3. 上海宇航系统工程研究所, 上海 201109)

摘要:针对主动悬架LQR控制策略中性能指标的权重系数依靠经验选取的不足,提出一种改进人工蜂群算法对LQR控制器的权重系数进行优化。对于标准人工蜂群算法存在的收敛速度慢、易陷入局部最优的缺点,在跟随蜂阶段引入三种解搜索策略,并对选择策略进行调整,从而更好地平衡所提出算法的全局搜索能力和局部搜索能力。在MATLAB/Simulink环境中建立主动悬架的1/4车辆模型并进行仿真,通过与传统LQR控制器的结果对比,证明所设计的基于改进人工蜂群算法的LQR控制器能兼顾悬架整体性能的提升,显著改善车辆的行驶平顺性和操纵稳定性。

关键词:振动与波;主动悬架;线性二次型控制器;人工蜂群算法;参数优化

中图分类号:U463.33

文献标志码:A

DOI编码:10.3969/j.issn.1006-1355.2021.03.011

Design of LQR Controllers of Active Suspensions Based on Improved Artificial Bee Colony Algorithm

WANG Yaxuan¹, LUO Jiannan², LUO Xiaotao³, YANG Xiaoqing³, YU Fan¹

(1. State Key Laboratory of Mechanical System and Vibration, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

2. School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

3. Shanghai Institute of Aerospace System Engineering, Shanghai 201109, China)

Abstract: An improved artificial bee colony (ABC) algorithm is proposed to optimize the weighted coefficients of the traditional LQR controller. Aiming at the disadvantages of slow convergence and getting into local optimal trap easily of the traditional ABC algorithm, three solution searching methods in the onlooker bee stage are proposed and a new selection strategy is introduced to balance the global searching and local searching capabilities of the proposed algorithm. Then, a simulation model of the active suspension system of the vehicle is built in Matlab/Simulink environment, and the simulation is carried out to examine the effectiveness of the designed controller. The results are compared with those of the traditional LQR controller. The simulation results demonstrate that the LQR controller based on the improved artificial bee colony can improve the performance of the whole suspension as well as the smoothness and stability of vehicle operations.

Key words: vibration and wave; active suspension; linear quadratic regulator (LQR); artificial bee colony algorithm; parameter optimization

悬架作为车辆行驶性能中重要的相关系统,其性能好坏对车辆的行驶平顺性和乘坐舒适性有着重要影响^[1]。目前对于悬架系统的研究主要集中在主动悬架控制策略的设计上,历年来国内外学者在此领域做了很多研究,众多控制方法和策略也都逐渐

应用到主动悬架的控制上。其中,最优控制中的线性二次型调节器(Linear quadratic regulator, LQR)控制算法相对成熟,其理论基础也比较完善,因此得到广泛应用。但该控制策略的控制效果主要取决于其性能指标权重系数的分配,早期研究人员主要通过试错法依靠经验对权重系数进行调试。随着智能算法的发展,许多学者开始将智能算法应用于主动悬架控制策略的设计中,He等^[2]引入遗传算法对车辆组合系统中LQR控制器和Kalman滤波器进行改进,使车辆组合系统的整体性能得到提升;孔英秀

收稿日期:2020-08-07

作者简介:王雅璇(1996-),女,安徽省安庆市人,硕士研究生,主要研究方向为车辆系统动力学及控制。

通信作者:喻凡,女,博士生导师。

E-mail: fanyu@sjtu.edu.cn

等^[3]结合粒子群优化和差分进化算法的优势,对具有双线性矩阵不等式约束的主动悬架 H_∞ 控制器优化参数,使悬架系统在考虑输入时滞时仍能保持自身性能;冯金芝等^[4]提出分层控制策略,将遗传算法应用到模糊PID上层控制器上,实现了控制器的参数自适应;殷智宏等^[5]利用免疫算法对主动悬架的模糊控制器进行二次寻优,并传统模糊控制器进行控制效果对比,结果表明所设计的控制器使悬架性能得到有效提升。

人工蜂群(Artificial bee colony, ABC)算法是一种基于种群的元启发式智能算法,通过模拟蜂群采蜜行为在种群中搜索最优解^[6]。因其控制参数少、鲁棒性较强且易于实现而受到广泛应用。为克服人工蜂群算法具有的收敛速度慢和趋于局部最优的缺点,Cui等^[7]通过在跟随蜂选择蜜源时引入基于蜜源自适应排序的选择策略,有效改善了算法的收敛速度;文献[8]采用基于对立学习的混沌系统对种群进行初始化,并提出一种新的概率选择策略对ABC算法进行改进,通过改进ABC算法在K均值聚类算法上应用的测试结果,验证了改进算法的有效性。

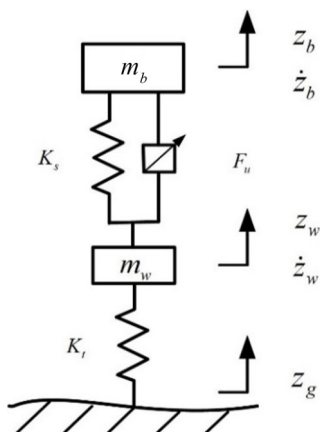


图1 主动悬架的1/4车辆模型

本文提出一种基于改进人工蜂群算法的LQR控制策略。通过对标准人工蜂群算法的搜索策略和选择策略进行改进,利用改进算法较强的全局搜索和局部搜索能力对LQR控制器的权重系数进行优化设计,建立主动悬架1/4车辆模型进行控制仿真以验证所设计控制策略的正确性和有效性。

1 车辆控制系统模型的建立

1.1 主动悬架1/4车辆模型的建立

基于图1所示的2自由度主动悬架的1/4车辆模型,根据牛顿运动定律,可建立车辆系统的运动方程,即:

$$\begin{cases} m_b \ddot{z}_b = -K_s(z_b - z_w) + F_u \\ m_w \ddot{z}_w = -K_t(z_w - z_g) + K_s(z_b - z_w) - F_u \end{cases} \quad (1)$$

式中: m_b 为1/4车辆簧载质量,单位为kg; m_w 为1/4车辆非簧载质量,单位为kg; K_s 为悬架弹簧刚度,单位为N/m; K_t 为轮胎刚度,单位为N/m; z_b 为车身垂向位移,单位为m; z_w 为车轮垂向位移,单位为m; z_g 为路面垂向位移,单位为m; F_u 为主动悬架作动器控制力,单位为N。

采用滤波积分白噪声模拟路面输入,即:

$$\dot{z}_g(t) = -2\pi f_0 z_g(t) + 2\pi \sqrt{G_0 u} w(t) \quad (2)$$

式中: z_g 为二维随机路面垂向位移,单位为m; f_0 为下截止频率,单位为Hz; G_0 为路面不平度系数,单位为 m^3/cycle ; u 为恒定的车辆前行速度,单位为m/s; w 为数学期望为零的高斯白噪声。

1.2 控制系统的建立

系统的状态方程:

$$\dot{X} = AX + BU \quad (3)$$

其中,选取 $X = [\dot{z}_b \quad \dot{z}_w \quad z_b \quad z_w]^T$ 为系统状态变量,控制输入矩阵为 $U = [z_g \quad F_u]^T$,则系统矩阵 A 和控制矩阵 B 分别为

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{K_s}{m_b} & \frac{K_s}{m_b} \\ 0 & 0 & \frac{K_s}{m_w} & -\frac{K_s + K_t}{m_w} \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{m_b} \\ \frac{K_t}{m_w} & -\frac{1}{m_w} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

车辆悬架系统的主要性能评价指标:体现车辆的乘坐舒适性的车身垂向振动加速度(BA),衡量轮胎附着能力的轮胎动载荷(DTD),描述相对于平衡位置的悬架位移变化程度的悬架动行程(SWS)。因此系统输出变量可取 $Y = [\ddot{z}_b \quad \ddot{z}_w - \ddot{z}_g \quad z_b - z_w]^T$ 。

系统输出方程:

$$Y = CX + DU \quad (4)$$

其中,输出矩阵 C 和前馈矩阵 D 为

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{K_s}{m_b} & \frac{K_s}{m_b} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad D = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{m_b} \\ -1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

2 控制器设计与优化

基于所建立的主动悬架1/4车辆模型,为了确保主动悬架作动器的最优控制力,针对主动悬架系统进行了LQR控制器设计,并通过改进人工蜂群算法对LQR控制器性能指标的权重系数进行参数优化,以确保控制器效果最优。基于改进人工蜂群优化算法的LQR控制原理如图2所示。

2.1 主动悬架LQR控制器设计

车辆悬架系统线性二次型最优控制器(LQR)的性能评价指标函数 J 可定义为悬架系统的3个性能

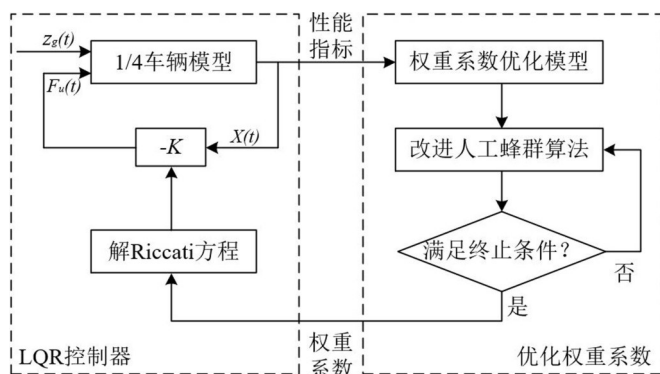


图2 基于改进人工蜂群算法的LQR控制框图

评价指标的权重平方和的积分:

$$J = \int_0^{\infty} [q_1 \ddot{z}_b^2 + q_2 (z_w - z_g)^2 + q_3 (z_b - z_w)^2] dt \quad (5)$$

式中: q_1 、 q_2 和 q_3 分别为车身垂向振动加速度(BA)、轮胎动载荷(DTD)和悬架动行程(SWS)的权重系数,实际代表悬架系统3种互相冲突的性能的相对要求。

根据最优控制理论,将式(5)整理为标准二次型的形式:

$$J = \int_0^{\infty} [X^T Q X + U^T R U + 2X^T N U] dt \quad (6)$$

其中:

$$Q_0 = \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 \\ 0 & q_2 & 0 \\ 0 & 0 & q_3 \end{bmatrix}$$

$$Q = C^T Q_0 C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_3 + \frac{q_1 K_s^2}{m_b^2} & -q_3 - \frac{q_1 K_s^2}{m_b^2} \\ 0 & 0 & -q_3 - \frac{q_1 K_s^2}{m_b^2} & q_2 + q_3 + \frac{q_1 K_s^2}{m_b^2} \end{bmatrix}$$

$$R = D_2^T Q_0 D_2 = \frac{q_1}{m_b^2}$$

$$N = C^T Q_0 D_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{q_1 K_s}{m_b^2} & \frac{q_1 K_s}{m_b^2} \end{bmatrix}^T$$

当车辆参数和性能指标的权重系数都确定后,最优控制反馈增益矩阵可由黎卡提(Riccati)方程求得,其形式如下:

$$PA + A^T P - (PB + N) R^{-1} (B^T P + N^T) + Q = 0 \quad (7)$$

则最优控制反馈增益矩阵 K 为

$$K = R^{-1} (B^T P + N^T) \quad (8)$$

主动悬架作动器的最优控制力即为

$$F_u = -KX \quad (9)$$

2.2 人工蜂群算法优化

2.2.1 人工蜂群算法

标准人工蜂群算法主要分为3个阶段:引领蜂(Employed Bee)阶段、跟随蜂阶段(Onlooker Bee)和

侦察蜂(Scout Bee)阶段^[9]。引领蜂和跟随蜂各占蜂群数量的一半,引领蜂通过反馈当前蜜源的质量信息来招募跟随蜂对蜜源附近进行搜索,侦察蜂则负责在蜂巢附近随机搜索新的蜜源。

ABC 算法在求解优化问题时,蜜源 i ($i = 1, 2, \dots, NP$) 被抽象为解空间中的潜在解,蜜源位置可表示为 $X_i = [X_{i1} \ X_{i2} \ \dots \ X_{id}]$, 其中 NP 为蜜源数量, D 为解空间的维数。蜜源按照式(10)进行随机初始化:

$$X_i^j = X_j^{\min} + r_i^j \times (X_j^{\max} - X_j^{\min})$$

$$i = 1, 2, \dots, NP \quad j = 1, 2, \dots, D \quad (10)$$

式中: X_i^j 表示第 i 个蜜源的第 j 维; X_j^{\max} 和 X_j^{\min} 为第 j 维解空间的上下限; r_i^j 是 $[0, 1]$ 上服从均匀分布的随机数。蜜源质量通过式(11)进行计算,即潜在解的适应度值 f_{it_i} :

$$f_{it_i} = \begin{cases} \frac{1}{1+f_i} & f_i \geq 0 \\ 1+|f_i| & f_i < 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: f_{it_i} 是第 i 个蜜源的适应度值; f_i 为优化问题的目标函数值。每个蜜源对应一只引领蜂,引领蜂根据式(12)在该蜜源附近进行随机搜索以保持种群多样性:

$$V_i^j = X_i^j + \phi_i^j (X_i^j - X_k^j) \quad k \neq i \quad j \in \{1, 2, \dots, D\} \quad (12)$$

式(12)中: V_i^j 是由第 i 个蜜源 X_i^j 生成的可能解 V_i^j 的第 j 维; ϕ_i^j 是 $[-1, 1]$ 上服从均匀分布的随机数。以最小化的优化问题为例,在蜜源 X_i 和可能解 V_i 之间通过贪婪选择以决定迭代方向,即:

$$X_i = \begin{cases} V_i & f_{it}(V_i) < f_{it}(X_i) \\ X_i & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

在跟随蜂阶段,每只跟随蜂按照式(14)定义的蜜源选择概率来选择蜜源,并按照式(12)对所选择蜜源附近进行搜索,即:

$$p_i = \frac{f_{it_i}}{\sum_{i=1}^{NP} f_{it_i}} \quad (14)$$

适应度值越大的蜜源的招募的跟随蜂越多,因此围绕相对优解的局部搜索越多。跟随蜂搜索产生的可能解和原本蜜源之间也通过式(13)的贪婪选择策略进行优选。当针对该蜜源的搜索次数达到搜索次数极限(limit)后,则从潜在解集合中删除该非优解,侦察蜂按照式(10)进行随机搜索重新产生新蜜源。

2.2.2 搜索策略优化

标准 ABC 算法中,引领蜂和跟随蜂都利用式(12)的搜索策略对蜜源附近进行随机搜索,该搜索策略保证了 ABC 算法良好的全局探索性,但局部搜索能力不强^[10]。本文采用区分引领蜂和跟随蜂的搜

索策略的方法,在保持引领蜂良好搜索能力的同时,增强跟随蜂的局部搜索能力。因此为跟随蜂引入以下3种搜索策略:

$$V_i^j = X_i^j + r_1 (X_{best}^j - X_i^j) + r_2 (X_a^j - X_b^j) \quad (15)$$

$$V_i^j = X_{best}^j + r (X_m^j - X_n^j) \quad (16)$$

$$V_i^j = X_{best}^j + r_1 (X_p^j - X_q^j) + r_2 (X_s^j - X_r^j) \quad (17)$$

式中: r, r_1, r_2 均为 $[0, 1]$ 上的均匀随机数; $X_{best}^j, X_a^j, X_b^j, X_m^j, X_n^j, X_p^j, X_q^j, X_s^j, X_r^j$ 分别为种群中最优解和随机选择的解的第 j 维,且同一搜索策略中,所有索引都互不相等。

公式(15)是基于 PSO 算法启发的搜索策略^[11],一部分的“惯性”部分保证了算法在搜索前期不会在非优解附近进行过多搜索;式(16)和式(17)是基于差分算法的 DE/best/1 和 DE/best/2 形式启发的搜索策略,当前最优解信息的引入可以增强种群间的信息交互^[12]。跟随蜂在局部搜索的过程中同时对3个方向进行搜索可大幅提升 ABC 算法的收敛速度,也能有效避免算法陷入局部最优。

2.2.3 选择策略调整

在标准 ABC 算法中,跟随蜂在选择蜜源时采用式(14)的轮盘赌选择策略。在算法搜索过程,当蜜源之间的适应度值差别较大时,即迭代过程中产生部分“超常个体”时,这些个体的较强竞争力就会导致较大的选择压力(selection pressure),从而使种群多样性难以维护,算法容易出现过早收敛和提前停滞现象。

为了降低选择压力对算法的影响,保持 ABC 算法中的种群多样性,本文采用式(18)计算选择概率,即:

$$p_i = 0.1 \times \frac{f_{it_i}}{\max(f_{it_i})} + 0.9 \quad (18)$$

式中: $\max(f_{it_i})$ 是蜜源适应度最大值。

2.3 基于改进人工蜂群算法的 LQR 控制器权重系数优化模型

2.3.1 优化变量

主动悬架 LQR 控制器的设计中,其性能指标权重系数的选取反映了设计者对悬架不同性能的重视程度,权重系数的大小将直接影响 LQR 控制器设计的好坏。因此针对主动悬架 LQR 控制器的各性能指标的权重系数进行优化,即车身垂向振动加速度的权重系数 q_1 、轮胎动载荷的权重系数 q_2 和悬架动行程的权重系数 q_3 。

由于3个权重系数实际代表的是悬架的3种不同性能的相对值,为方便起见,本文取车身垂向振动加速度的权重系数 $q_1 = 1$ 。因此,优化模型的设计变

量即:

$$Z = [q_2 \quad q_3]$$

2.3.2 目标函数

目标函数需要以所关注的系统性能指标为基础,考虑到悬架各性能指标在单位和数值量级上的差异,在目标函数中对各性能指标进行无量纲处理。以相同车辆模型参数的被动悬架的各性能指标为基准,主动悬架性能指标与被动悬架性能指标的比值作为优化模型的目标函数,即:

$$\min L = \frac{\text{RMS}[\ddot{z}_b(Z)]}{\text{RMS}[(\ddot{z}_b)_p(Z)]} + \frac{\text{RMS}[(z_w - z_g)(Z)]}{\text{RMS}[(z_w - z_g)_p(Z)]} + \frac{\text{RMS}[(z_b - z_w)(Z)]}{\text{RMS}[(z_b - z_w)_p(Z)]} \quad (19)$$

式中: RMS 为性能指标的均方根值; Z 为权值系数矩阵; $(\ddot{z}_b)_p, (z_w - z_g)_p$ 和 $(z_b - z_w)_p$ 分别为被动悬架的相应性能指标。

2.3.3 基于改进人工蜂群算法的权重系数优化

本文提出的基于改进人工蜂群算法的 LQR 控制器权重系数优化流程如图3所示。其具体实现步骤如下:

(1) 设置算法控制参数

算法控制参数主要包括种群规模 NP 、最大搜索次数 limit 、终止迭代次数 max Cycle 。本文中将种群规模设置为 100,终止迭代次数设置为 500,最大搜索次数通常按照式(20)计算,即设置为 200 次。

$$\text{limit} = NP \times D \quad (20)$$

式中: D 为解空间的维数。

(2) 确定适应度函数

在优化过程中,蜜源质量的优劣通过适应度函数值来评估。由于 LQR 控制器权重系数优化的目标函数值为非负值,因此适应度函数可构造为:

$$fit = \frac{1}{1+f} \quad (21)$$

式中: fit 为蜜源的适应度值; f 为蜜源的目标函数值。

对于每一组权重系数矩阵,由式(19)计算得到目标函数值 f 后,再根据式(21)计算其适应度函数值。

(3) 引领蜂搜索阶段

在引领蜂阶段,引领蜂通过在当前蜜源附近按照式(12)的搜索策略对该蜜源进行随机搜索优化,按照式(13)的贪婪选择策略决定是否对当前蜜源进行更新。

(4) 跟随蜂搜索阶段

在跟随蜂搜索阶段,跟随蜂根据式(18)的选择策略选择蜜源,并根据式(15)、式(16)和式(17)所提出

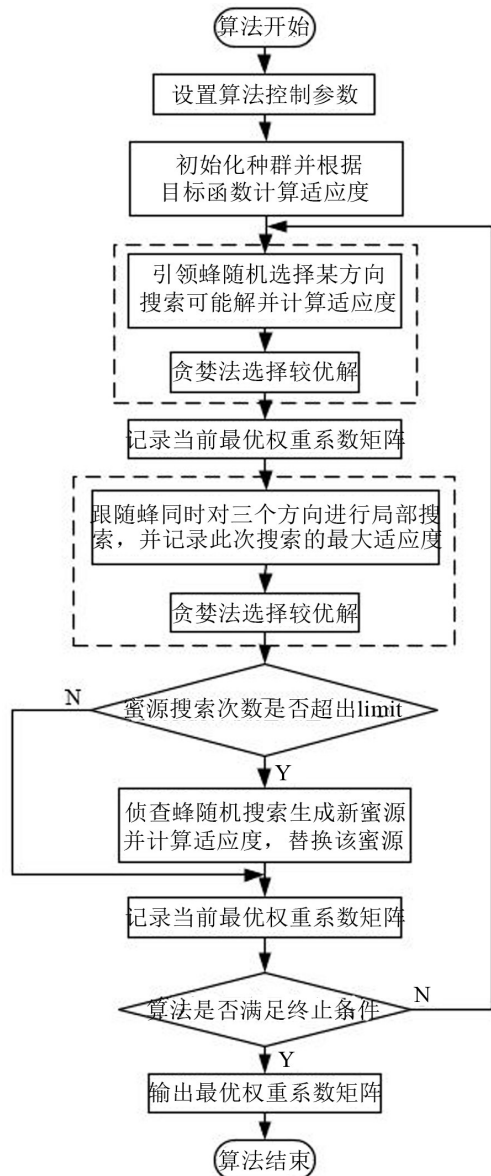


图3 LQR控制器权重系数优化流程图

的不同搜索策略同时对所选择蜜源附近的3个方向进行局部搜索,并根据贪婪选择策略决定是否对当前蜜源进行更新。

(5) 侦察蜂搜索阶段

侦察蜂阶段只进行更新操作,当存在搜索次数超出limit的蜜源时,侦察蜂则进行随机搜索生成新的蜜源来替换该蜜源。

(6) 判断终止条件

判断算法迭代次数是否超出max Cycle,若满足条件则结束计算;若不满足,则继续步骤(3)、步骤(4)、步骤(5),直到满足终止条件,输出最优权重系数矩阵。

3 仿真分析

在取车身垂向振动加速度的权重系数 $q_1 = 1$ 的基础上,优化变量 q_2 、 q_3 的取值可为任意非负值,本

文中将优化变量的取值范围分别设置为: $q_2 \in [10^{-3} \ 10^6]$, $q_3 \in [10^{-3} \ 10^6]$,通过改进人工蜂群算法优化后,最终得到的权重系数分别为 $q_1 = 1$, $q_2 = 27867.4$, $q_3 = 5934.64$ 。根据表1所示的控制仿真过程中的车辆模型参数,可在MATLAB/Simulink环境中搭建主动悬架的1/4车辆模型进行仿真,相应的悬架性能指标的仿真曲线图如图4至图5所示,仿真结果如表2所示。

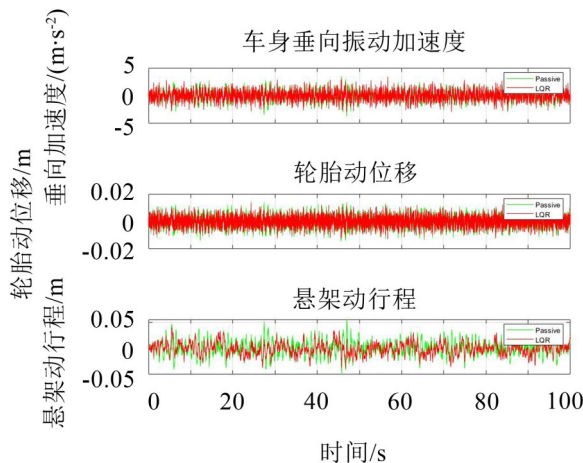


图4 传统LQR控制

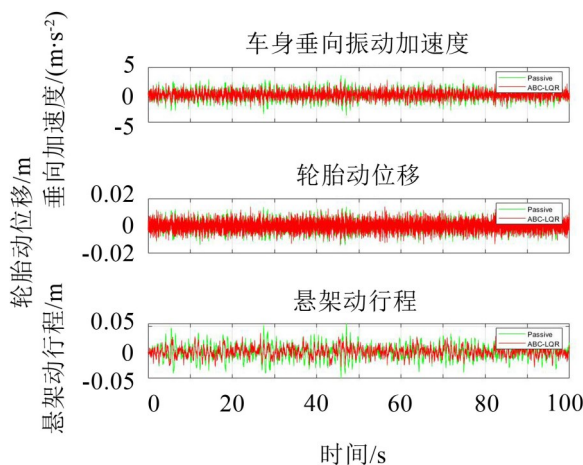


图5 基于改进人工蜂群算法的LQR控制

表1 仿真主要参数

名称	单位	数值
簧载质量 m_b	kg	430
非簧载质量 m_w	kg	20
悬架刚度 K_s	N/m	20 600
轮胎刚度 K_t	N/m	138 000
路面不平度系数 G_0	m^3/cycle	5.0×10^6
下截止频率 f_0	Hz	0.1
车速 u	m/s	20
悬架阻尼系数 C_s	$N \cdot s/m$	1 000

表2 不同控制仿真结果

悬架性能指标	无控制	LQR控制	基于改进ABC的LQR控制
舒适性参数(BA)	0.897 1	0.863 4	0.669 8
轮胎动载荷(DTD)	0.003 8	0.003 4	0.003 5
悬架动行程(SWS)	0.014 1	0.011 5	0.009 4

通过相同路面激励下传统LQR控制器和基于改进ABC算法优化的LQR控制器的仿真结果对比可知,以被动悬架性能指标作为参考,传统LQR控制器使主动悬架的3个性能指标分别优化了3.76%、11.05%和18.16%,基于改进ABC算法优化的LQR控制器使主动悬架的3个性能指标分别优化了25.34%、9.53%和33.04%。

两种主动悬架都使悬架性能得到优化,但从车身加速度和轮胎动载荷的对比可知,依据经验的传统LQR控制方法虽然使轮胎动载荷优化得更多,但对于标志车辆平顺性好坏的车身加速度优化效果并不明显,未能兼顾悬架综合性能的优化;基于改进人工蜂群算法优化的LQR控制器则使两者均得到较好的优化,在悬架工作空间得到较充分利用的基础上,同时改善了车辆平顺性和操纵稳定性,使悬架的总体性能得到显著提升。

4 结语

针对传统LQR控制方法中权重系数选择方法的不足,本文提出一种基于改进人工蜂群算法的主动悬架LQR控制策略。通过区分人工蜂群算法中引领蜂和跟随蜂的功能,在跟随蜂阶段引入3个新的解搜索公式,并对选择策略进行调整,以更好地平衡算法的全局搜索和局部搜索能力。基于所提改进算法对LQR控制器中性能指标的权重系数进行优化,并建立主动悬架的1/4车辆仿真模型,验证所设计控制器的正确性和有效性。仿真结果表明,本文设计的基于改进人工蜂群算法的主动悬架LQR控制器能有效改善车辆行驶平顺性和操纵稳定性,使悬架综合性能得到有效提升。

参考文献:

[1] 喻凡,张勇超,张国光. 车辆电磁悬架技术综述[J]. 汽车工程, 2012, 34(7): 569-574.

[2] HE Y, MCPHEE J. Multidisciplinary design optimization of mechatronic vehicles with active suspensions[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 283(1-2): 217-241.

[3] 孔英秀,赵丁选,杨彬,等. 具有时滞的主动悬架非脆弱 H_∞/L_2-L_∞ 静态输出反馈控制[J]. 农业机械学报, 2014, 45(8): 1-7.

[4] 冯金芝,喻凡,郑松林,等. 基于遗传算法的主动油气悬架分层控制[J]. 上海交通大学学报, 2014, 48(4): 525-531.

[5] 殷智宏,宋晓琳. 汽车主动悬架免疫模糊控制策略研究[J]. 中国机械工程, 2006(S2): 408-410.

[6] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.

[7] CUI L, LI G, WANG X, et al. A ranking-based adaptive artificial bee colony algorithm for global numerical optimization[J]. Information Sciences, 2017, 417: 169-185.

[8] XUE Y, JIANG J, ZHAO B, et al. A self-adaptive artificial bee colony algorithm based on global best for global optimization[J]. Soft Comput, 2018, 22: 2935-2952.

[9] VECEK N, LIU S, CREPINSEK M, et al. On the importance of the artificial bee colony control parameter 'limit'[J]. Information Technology and Control, 2017, 46(4): 566-604.

[10] GAO W, LIU S, JIANG F. An improved artificial bee colony algorithm for directing orbits of chaotic systems [J]. Applied Mathematics and Computation, 2011, 218(7): 3868-3879.

[11] ZHU G, KWONG S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2010, 217(7): 3166-3173.

[12] CAI J, ZHU W, DING H, et al. An improved artificial bee colony algorithm for minimal time cost reduction[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2014, 5(5): 743-752.