

基于改进的多种群遗传算法的LQR汽车悬架主动控制研究

魏童俊*, 翁发禄, 李广龙, 许锦杰, 杨晶晶

江西理工大学电气工程与自动化学院, 江西 赣州

收稿日期: 2025年11月3日; 录用日期: 2025年12月23日; 发布日期: 2025年12月29日

摘要

文章以1/4车辆二自由度的主动悬架作为研究对象, 通过牛顿第二定律建立1/4车辆二自由度汽车主动悬架的动力学模型, 之后构建线性最优二次型控制函数。针对加权矩阵Q和R两个参数在LQR控制函数中通过人为经验手动输入对于优化精确度的干扰, 使得最后的优化结果是次优解的问题, 本次实验提供了一个新的思路: 基于自适应的多种群遗传算法的LQR汽车悬架控制。这个方法通过多种群遗传算法与自适应函数相结合, 使得多种群遗传算法可以通过自适应函数进行参数自适应调节, 从而提高控制器参数的收敛速度, 确保实验结果的精确性。LQR控制器的控制参数通过遗传算法进行获得。仿真结果表明, 该控制算法相比于传统的多种群遗传算法寻优结果更佳, 并且对于车身加速度、悬架动行程、轮胎动位移都有着有效的优化, 降低了在驾驶过程中由于路面的不平稳导致的车身的震动, 使得汽车的平稳定性、安全性和舒适性有着较大的提高。

关键词

汽车主动悬架, 遗传算法, 线性二次最优控制

Research on Active Control of LQR Automobile Suspension Based on Improved Multi-Population Genetic Algorithm

Tongjun Wei*, Falu Weng, Guanglong Li, Jinjie Xu, Jingjing Yang

School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi

Received: November 3, 2025; accepted: December 23, 2025; published: December 29, 2025

*通讯作者。

Abstract

The article takes a 1/4 vehicle two-degree-of-freedom active suspension as the research object. Based on Newton's second law, a 1/4 vehicle two-degree-of-freedom active suspension dynamic model is established. Subsequently, a linear quadratic regulator (LQR) control function is constructed. To address the issue that manually inputting the weighting matrices Q and R in the LQR control function based on human experience interferes with optimization accuracy, resulting in suboptimal solutions, this experiment proposes a new approach: LQR vehicle suspension control based on an adaptive multi-population genetic algorithm. This method combines the multi-population genetic algorithm with an adaptive function, allowing the algorithm to adjust parameters adaptively through the adaptive function, thereby improving the convergence speed of the controller parameters and ensuring the accuracy of the experimental results. The LQR controller parameters are obtained through the genetic algorithm. Simulation results indicate that this control algorithm achieves better optimization results compared to traditional multi-population genetic algorithms. It effectively optimizes vehicle body acceleration, suspension dynamic stroke, and tire dynamic displacement, reducing vibrations caused by road unevenness during driving, and significantly improving vehicle stability, safety, and comfort.

Keywords

Active Vehicle Suspension, Genetic Algorithm, Linear Quadratic Regulator Control

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

现在随着科技水平的不断进步，在我们的日常生活中，汽车在我们出行的过程中占据了非常重要的地位[1]。在现代社会的交通领域中，汽车无疑是使用最为普遍的工具，它就像一位忠诚且高效的伙伴，为我们的生活带来了超乎想象的巨大便利。车辆驾驶的舒适性是驾驶员在驾驶时关心的主要问题之一，汽车悬架则承担着路面不平对于车辆冲击减震这一重要的作用。汽车主动悬架可以对于不同路况的不同情形进行自适应控制，相比于被动悬架以及半主动悬架有着显著的优势，所以对于汽车悬架的深入研究是很有必要的[2]。

控制器所使用的控制方法是保证悬架控制效果优劣的关键因素，线性最优二次控制理论是现在诸多控制理论中较为成熟的一种最优控制理论算法，并且该方法在实际控制当中也表现出十分出色的控制效果，因为它具有众多的优势。从性能方面来看，稳定的系统能够持续输出可靠的结果，减少了不确定性和误差，大大提高了系统的效率和质量。

在可靠性上，它能够抵御各种内外部干扰，所以它往往更受设计者们的喜爱[3]，为了实现这一目标，设计者们常常采用一种巧妙而有效的方法，他们通过将系统的状态变量和控制输入量的二次型函数的积分作为性能指标函数[4]，通过求解性能指标函数来获得系统的控制量，但是由于加权系数一般是通过设计者的主观经验来决定，所以此控制方法一般很难达到最优的结果。

为了可以解决这个困扰了很多年的问题，近年国内外许多优秀的学者都为了解决这个问题而进行各种不同方向的尝试，通过使用智能算法来对 LQR 控制器进行优化寻找最优的加权系数，形成了以智

能优化算法为核心的多样化解决方案。研究重点聚焦于通过全局寻优与局部精细搜索相结合的策略，突破传统试错法对经验的依赖，实现加权矩阵 Q 和 R 的自动化、精准化设计。他们利用先进的数学模型和计算工具，不断尝试和创新，以期找到能够显著提升控制器性能的解决方案。所做的这些尝试以及创新不仅推动了控制理论的相关发展，并且也为实际工程应用提供了更加广阔的思路，可以从中寻找到可靠的控制策略。通过这些努力，我们对 LQR 控制器的理解不断深化，为解决复杂系统控制问题提供了新的思路和方法。其中，遗传算法具有全局搜索以及收敛性好等优点，所以选择遗传算法来进行研究。

本次实验所做的是针对 LQR 控制器以及多种群遗传算法的缺点，结合了自适应算法，通过自适应算法的特点弥补多种群遗传算法在不同环境中的遗传效果不好的缺点，通过仿真实验发现，将两种算法结合之后，显著地改善了多种群遗传算法对于不同环境寻优较差的缺点，加快了寻优的过程，减少了遗传迭代的时间，并且对于车辆行驶稳定性等指标有着较好的提升，表明改进是有效的。

2. 主动悬架模型的建立

2.1. 主动悬架车辆动力学模型

主动悬架主要由作动器、弹簧、阻尼器三个部分组成[5]，这三者相互协同工作，共同支撑起主动悬架的高效运行。根据汽车主动悬架的工作原理，本文的研究对象为 1/4 车辆二自由度汽车主动悬架系统[6]，其能够在一定程度上简化车辆动力学分析，又能较为准确地反映出悬架系统的主要特性，其动力学模型如图 1 所示。

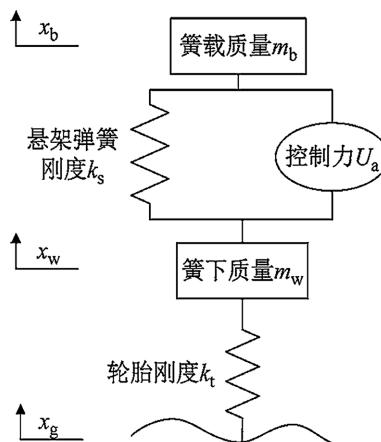


Figure 1. 1/4 two-degree-of-freedom active suspension model of a car
图 1. 1/4 二自由度汽车主动悬架模型

根据牛顿第二定律，建立车辆的动力学微分方程[7]：

$$\begin{cases} m_b \ddot{x}_b + k_s (x_b - x_w) - U_a = 0 \\ m_w \ddot{x}_w + k_t (x_w - x_g) - k_s (x_b - x_w) + U_a = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中： m_b 为簧载质量， m_w 为簧下质量， k_s 为弹簧刚度， k_t 为轮胎刚度， x_g 、 x_b 、 x_w 分别为路面、车身以及车轮的动位移， U_a 为控制器输出的控制力。

本次实验所选择的路面激励是滤波白噪音，把滤波白噪音作为路面输入[8]来进行仿真实验：

$$\dot{q}(t) = -2\pi f_0 q(t) + 2\pi \sqrt{G(n_v)} v w(t) \quad (2)$$

式中: f_0 表示下截至频率; v 表示车辆的驾驶速度, G 为路面不平度系数; $w(t)$ 为数学期望等于零的高斯白噪声。

令系统状态变量为:

$$X = [\dot{x}_b, \dot{x}_w, x_b, x_w, x_g]^T \quad (3)$$

本次研究关于汽车主动悬架系统的性能表现, 经过认真的思考与筛选, 选出来具有代表性的三个性能参数, 分别为车身加速度(BA)、悬架行程(SWS)以及轮胎位移(DTD), 把这三个具有代表性且关键的性能指标作为系统输出[9]:

$$Y = [\ddot{x}_b, x_b - x_w, x_w - x_g]^T \quad (4)$$

系统的状态空间方程可写为:

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU + FW(t) \\ Y = CX + DU \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{k_s}{m_b} & \frac{k_s}{m_b} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{k_s}{m_w} & -\frac{k_s+k_t}{m_w} & \frac{k_t}{m_w} \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -2\pi f_0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{m_b} \\ -\frac{1}{m_w} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{k_s}{m_b} & \frac{k_s}{m_b} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} \frac{1}{m_b} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$F = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 2\pi \ \sqrt{Gv}]^T$$

$$U = [U_a]$$

2.2. LQR 控制器设计

汽车驾驶的平稳性、舒适性, 以及安全性始终是最重要的三个性能指标, 从乘坐舒适性的角度来看, 当车辆行驶在各种不同路况的道路上时, 路面的不平度会引发车身的振动和晃动, 导致车内乘客感受到颠簸和不适。较大的车身加速度是造成这种不舒适感的主要原因之一[10], 因此, 所设计的 LQR 控制器应该具备降低车身加速度的能力。通过精确地调节悬架系统的参数, LQR 控制器能够实时感知车身的运动状态, 并根据路况和行驶条件迅速作出响应。所以应该根据需要的参数以确定本文所设计的 LQR 控制器的性能参数, 选取的是车身加速度 \ddot{x}_b 、悬架行程 $x_{b(t)} - x_w(t)$, 以及轮胎位移 $x_w(t) - x_g(t)$, 构造如下线性二次型最优控制目标函数。

$$J = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \left\{ q_1 \ddot{x}_b^2(t) + q_2 [x_b(t) - x_w(t)]^2 + q_3 [x_w(t) - x_g(t)]^2 \right\} dt \quad (6)$$

式中: q_1 、 q_2 和 q_3 分别为 BA、DTD 和 SWS 的权重系数。

将上式转换为矩阵形式, 则:

$$J = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T (X^T Q X + U^T R U + 2 X^T N U) dt \quad (7)$$

式中,

$$\begin{aligned} Q &= C^T Q_0 C, R = D^T Q_0 D, N = C^T Q_0 D \\ Q &= \begin{bmatrix} q_1 & 0 & 0 \\ 0 & q_2 & 0 \\ 0 & 0 & q_3 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

本次实验所需要的最优控制反馈增益矩阵是根据 Riccati 方程提出, Riccati 方程如下:

$$PA + A^T P - (PB + N)R^{-1}(R^T P + N^T) + Q = 0 \quad (8)$$

式中, P 为 Riccati 方程的解。

本次实验是通过调用 MATLAB 软件中的函数命令语句来求解[11]:

$$[K, S, E] = \text{LQR}(A, B, Q_d, R_d, N_d) \quad (9)$$

由此可以得到最优反馈矩阵为:

$$K = R^{-1}(B^T P + N^T) \quad (10)$$

通过线性二次型最优控制理论可以计算出, LQR 的控制器的控制力为:

$$U_a(t) = -KX(t) \quad (11)$$

由上式可以看出, LQR 控制器的控制力受到 q_1 、 q_2 、 q_3 三个参数的影响, 所以在复杂多变的路面情况下, 高效快速地找到所需要的 q_1 、 q_2 、 q_3 是我们在设计主动悬架系统中最需要解决的问题。因为遗传算法具有全局搜索能力较强、收敛性较好的优点, 故本次实验选择通过引入遗传算法来对 LQR 控制器的三个参数 q_1 、 q_2 、 q_3 进行设计, 改善人为因素对于实验的干扰。

3. 多种群遗传算法

遗传算法的发现来自于自然界, 是一种基于生物进化原理的全局优化算法, 在生物的进化历程中, 自然选择和进化机制塑造了现在丰富多彩的世界, 遗传算法从中获得灵感, 它模拟了自然界中生物的遗传、选择、交叉和变异等过程, 通过不断迭代和进化, 来寻找我们需要的最优解。逐渐发展成为一种强大的计算模型以及优化方法。

遗传算法与传统的确定性算法不同, 它是以一种随机的方式进行搜索, 这种随机性可以帮助算法跳出局部最优解的陷阱。自适应性不强是遗传算法的缺点之一, 自适应可以通过在遗传过程中获得的反馈信息, 来自动地调节搜索策略以及改变控制参数, 能够根据环境的变化进行调整, 从而进行优化, 通过遗传算法的优化, 得出此问题的最优解或者近似最优解。

由于传统的遗传算法(SGA)在单一种群的遗传进化模式下, 容易陷入局部最优解, 出现早熟收敛的现象。为了克服传统遗传算法(SGA)的这些缺点, 多种群遗传算法(MPGA)针对传统的遗传算法(SGA)只能对于单一的种群进行遗传进化的缺点引入了多个种群进行优化搜索工作[12], 每一个种群相当于一个独

立的搜索队伍，每一个搜索队伍的探索方向都是不一样的，MPGA 为每个种群设置了独属于它们自己的控制参数，这些不同的控制参数决定了它们进化的方向。

由于每个种群设置的控制参数不同，这个差异导致了每个种群都是朝着不同的方向进行进化的，增加了进化的多样性以及全面性，每个种群之间的信息传递是通过遗传算子进行信息交流的，通过遗传算子的交换，每个种群之间都可以互相学习，相互借鉴从其他种群中获取新的搜索方向和策略，从而突破当前的局限，通过这些操作来实现种群之间的协同进化。MPGA 通过人工选择算子将各个种群每次进化的最优个体挑选并且保存下来[13]。这些最优个体还可以参与到种群的进化过程中，进一步促进种群之间的信息交流和协同进化，提高算法的整体性能和寻优能力。

当最优个体在经过多次进化后没有发生明显的变化，说明算法可能已经收敛到了一个相对稳定的解，可以认为算法已经找到了一个较为满意的结果。这种利用最优个体进行收敛判断的方式使得 MPGA 能够更加准确地找到问题的解，避免了不必要的计算和资源的浪费[14]。

本文将自适应与多种群遗传算法相结合，在不同的环境以及需要不同的参数时可以同时具备全局搜索能力以及局部搜索能力，结构示意图如图 2 所示。

在多种群遗传算法(MPGA)中，为了实现更高效的搜索，会对每一个种群都赋予不同的控制参数，其中，交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的取值是种群进化的关键。交叉概率是推动种群进化的重要动力，变异概率则是遗传算法中产生新基因型的重要机制，它决定了个体基因发生变异的可能性，交叉操作与变异参数之间的动态耦合关系通过对群体演化过程中探索与开发能力的平衡调节，显著影响着算法的全局勘探精度与局部开采效率。这种参数间的非线性交互作用在提升遗传算法寻优性能方面具有决定性作用，故而确定交叉概率值域范围及构建自适应变异概率模型成为优化算法收敛速度与解集质量的重要研究维度。

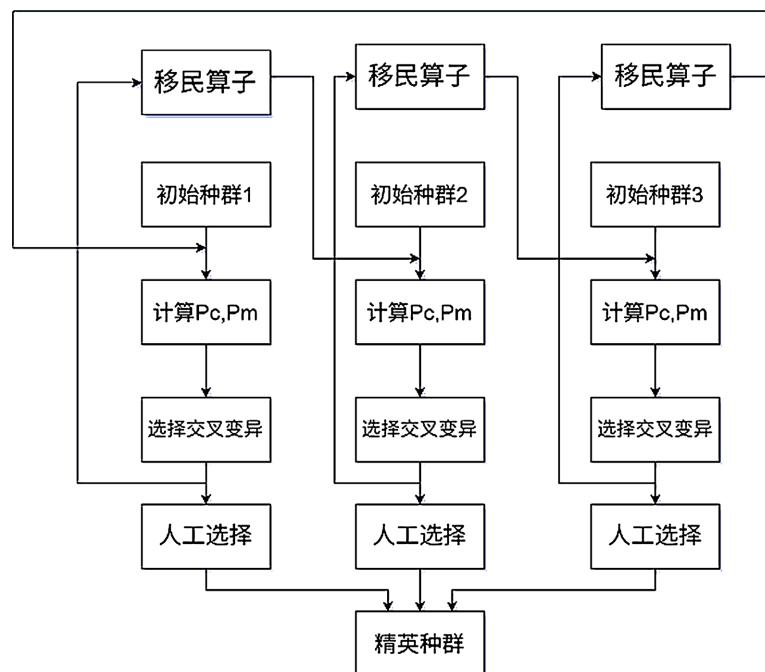


Figure 2. Flowchart of the multi-population genetic algorithm
图 2. 多种群遗传算法流程示意图

在 MPGA 中，每个种群在进化过程中是相对独立的，每个种群依据自身所设定的控制参数在不同的区域进行独立搜索，这种独立搜索可以使得各个种群可以专注于自己所在的区域，寻找最优解，为了避

免各个种群之间陷入局部最优解的问题，并且可以充分地利用每个种群的搜索结果，种群之间需要进行信息交换，这就需要引入移民算子进行信息交换[15]。

移民算子在 MPGA 当中是非常重要的部分，移民算子宛如一条无形却强韧的纽带，紧密地连接起各个种群，移民算子的核心作用在于它可以促进各个种群之间的信息交流与共享。在算法的迭代进化过程中，每个种群都在按照自身的进化规则和节奏进行着遗传操作，不断地寻找更优的解。如果没有移民算子的话，种群之间的交流就断了，种群之间就失去了联系，来实现每个种群之间的信息交换，导致它们只能批次孤立地进行搜索[16]，此时 MPGA 就失去了它的特点，变成了使用了不同的控制参数进行多次标准的遗传算法的(SGA)运算，无法发挥多种群之间协同进化的优势，也就不能称之为真正的 MPGA 了。为体现出自适应多种群遗传算法的优点，需要使算法在进化初期采用大的交叉概率和较小的变异概率来增强全局寻优能力，在进化后期采用较小的交叉概率和较大的变异概率来增强局部搜索能力。根据交叉概率和变异概率取值范围[17]：

本文所设计的自适应调节公式为：

$$P_c = \frac{5}{7(1+e^{m/a})} + P_{c0} \quad (12)$$

$$P_m = \frac{3}{17(1+e^{m/b})} + P_{m0} \quad (13)$$

$$P_{c0} = 0.2 + 0.2 * rand(N,1) \quad (14)$$

$$P_{m0} = 0.1 + 0.02 * rand(N,1) \quad (15)$$

式中： P_{c0} 、 P_{m0} 为初始交叉概率和变异概率； P_c 、 P_m 为进化中的交叉概率和变异概率； m 为进化次数； a 、 b 是可调自然数； N 为初始种群的个数。

4. 改进的多种群遗传算法 LQR 控制器设计

本文所设计的自适应多种群遗传算法 LQR 控制器的设计流程如图 3 所示。

该方法的优化流程如下：

1) 种群的建立

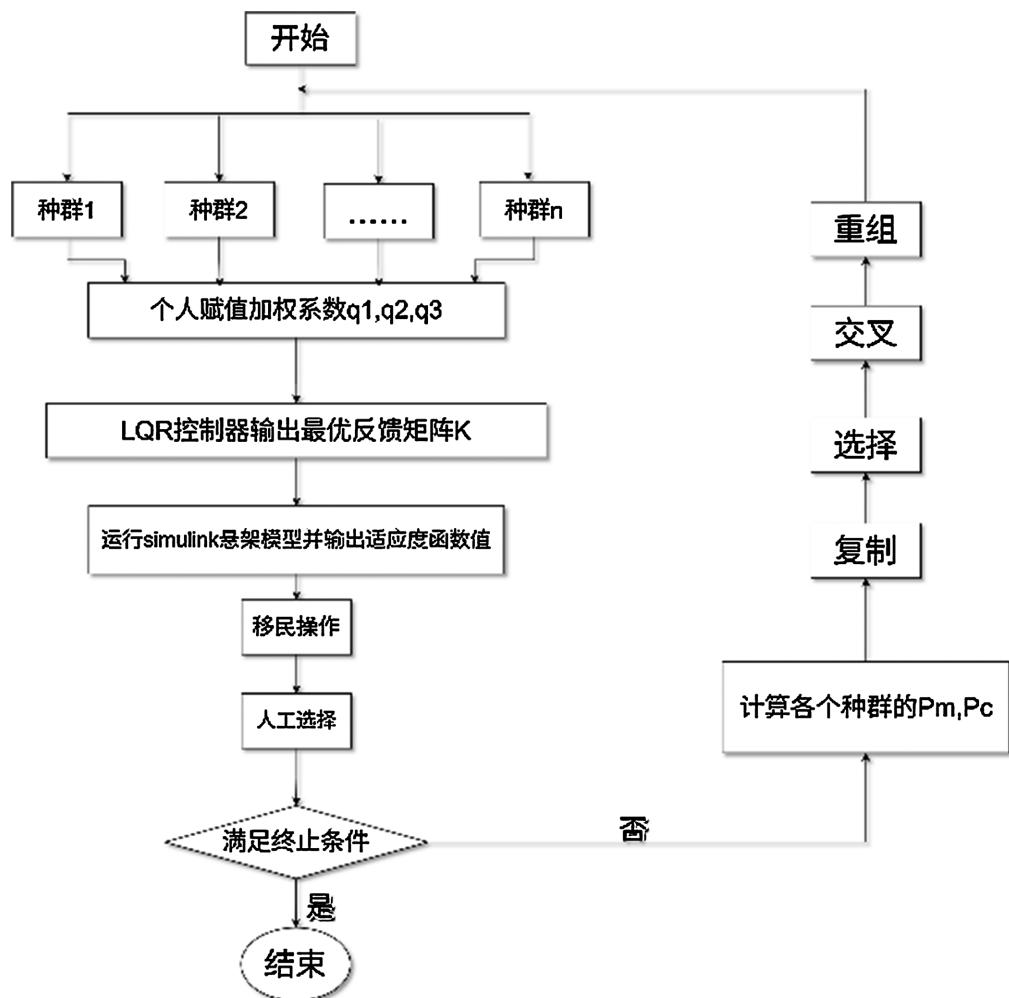
确定种群个数为 M ，每个种群的规模为 Q ，精英种群为 n ，进化代数为 m ，交叉率为 p_c ，变异率为 p_m 。

2) 个体赋值与性能指标的获取

首先我们先创建一个初始种群，在创建初始种群时，我们采用随机生成的方式，之后把各个种群之中的每一个子个体都输入给 LQR 控制器，通过求解 Riccati 方程计算出反馈增益矩阵 K ，最后把得到的反馈增益矩阵 K 所计算出来的最优解应用在所建立的四分之一汽车悬架模型上，计算出车身加速度、悬架动行程、轮胎动位移这三个悬架性能指标，这三个指标是判断汽车驾驶舒适性以及行驶稳定性的重要指标。

3) 适应度函数计算与最优值的选择

在多种群遗传算法的优化过程中，适应度函数扮演着至关重要的角色，它是衡量每个个体优劣的重要标准，能够准确地评估每个个体在解决问题时的表现，为算法的选择、交叉和变异等操作提供依据，引导算法朝着最优解的方向进化。在本实验中，我们关注的悬架性能指标包括车身加速度(BA)、悬架动行程(SWS)和轮胎动位移(DTD)等。这些指标能够全面地反映悬架系统在不同工况下的性能表现。把每个种群中对应个体所得到的悬挂性能指标除以被动悬挂的性能指标的和，作为种群适应度函数来做，然后

**Figure 3.** Flowchart of multi-population genetic algorithm LQR controller optimization**图 3.** 多种群遗传算法 LQR 控制器优化流程图

把每个种群中计算出来的适应度函数的值进行比较，选出其中最优的一个，这个最优的个体就代表了目前进化阶段该种群最优的解决方案。

4) 移民操作以及精英种群的筛选

在多种群遗传算法(MPGA)的运行体系中，对各个种群进行移民操作是一个关键且不可或缺的环节。在 MPGAs 算法框架下引入跨种群个体迁移策略作为核心调控手段，该机制采用定向筛选的方式优选精英种群，并持续跟踪种群迭代过程中的进化轨迹。针对连续两次遗传计算周期，本方案通过量化分析候选个体的适应度指标差异，动态记录相邻代际间优势个体的性状表现——具体而言，需将当前迭代周期内筛选出的优势个体适应性参数与历史最优记录进行横向对比，判断优劣，如果本次筛选出的最优个体的适应度函数值高于上一次，说明算法在这一次进化中取得了积极的进展，种群整体朝着更优的方向进化，则保留当代的最优个体并且跳转至步骤 6，如果本次的适应度函数值低于或等于上一次，可能意味着算法在当前阶段遇到了瓶颈，需要我们进一步调整算法的参数或策略，以推动算法继续前进，并且舍去此最优个体并跳转至步骤 5 继续进行下一次的迭代。

5) 变异操作

在移民操作之后计算种群的交叉概率以及变异概率，计算完成后对每个种群都要进行选择、交叉、

变异的操作，然后跳转至步骤 2 继续进行新一轮的赋值与进化。

6) 预设条件判断与进化的结束

通过判断所计算出来的最优值是否满足所预设的条件，如果满足最优值满足预设条件则进化结束，如果计算出的最优值不满足预设条件则跳转至步骤 5 继续进行重复交叉变异等计算，直至选取到我们需要的数据，寻找到最优解。

由于车辆悬架的驾驶舒适性是我们设计汽车悬架控制器的首要选择，所以我们所选定的车身加速度、悬架动行程、轮胎动位移三个性能指标之和应该是越小越好，由于所选择的性能指标——车身加速度、悬架动行程、轮胎动位移——它们的数量级以及单位都是不一样的，放在一起不好进行计算，所以为了方便设计适应度函数，本次实验选择的主动悬架控制器的适应度函数是把主动悬架的三个性能指标处于相对应的被动悬架的性能指标，最后把算出来的值相加，所以适应度函数为：

$$L = \alpha_1 \frac{BAa}{BAp} + \alpha_2 \frac{SWSa}{SWSp} + \alpha_3 \frac{DTDa}{DTDp} \quad (16)$$

$$\begin{cases} BAa < BAp \\ SWSa < SWSp \\ DTDa < DTDp \end{cases} \quad (17)$$

在适应度函数中， BAa 、 $SWSa$ 、 $DTDa$ 分别代表着汽车主动悬架经过多种群遗传算法的 LQR 控制器的车身加速度、悬架动行程以及轮胎动位移三个性能指标的均方根值， BAp 、 $SWSp$ 、 $DTDp$ 代表的是传统被动悬架的三个性能指标的均方根值。通过 MATLAB/Simulink 当中仿真被动悬架的三个性能参数，车身加速度、悬架动行程、轮胎动位移分别为 1.732、10.311、4.231。

对于每个种群个体在经过计算之后得到的加权系数 α_1 、 α_2 、 α_3 ，它们都需要根据约束条件进行判断。在本文当中，为了加快种群的进化速度，引入了惩罚机制，对于不满足约束条件的函数值 $L + 20$ ，使得所代表的个体被淘汰，使得进化朝着所设定的约束条件进行进化。只有满足约束条件的个体，它的适应度函数值才为 L 。

5. 仿真验证

为了驾驶的安全性，悬架动行程的值设定为 ± 0.1 m，本次实验选取的车辆性能参数如表 1 所示。

Table 1. Vehicle parameters
表 1. 车辆参数

参数	数值
簧载质量 m_b/kg	240
簧下质量 m_w/kg	36
减震器阻尼 $c/(\text{N}\cdot\text{s}\cdot\text{m}^{-1})$	980
悬架刚度 $k_s/(\text{N}\cdot\text{m}^{-1})$	16,000
轮胎刚度 $k_t/(\text{N}\cdot\text{m}^{-1})$	160,000

本实验是基于 MATLAB/Simulink 环境搭建的汽车悬架系统模型，路面激励使用的是 B 级路面激励，路面不平度系数为 16×10^{-6} ，车速为 20 m/s，符合一般公路的常见驾驶速度，仿真时间为五秒，采样周期为 0.001，路面激励模型如图 4 所示，优化前得到的加权系数的最优个体及其适应度函数变化情况如图

5 所示, 优化后得到的加权系数的最优个体及其适应度函数变化情况如图 6 所示。

本研究通过对比实验系统性地验证了新设计的 LQR 控制器在车辆悬架系统中的实际效果, 重点在于考察基于自适应多种群遗传算法开发的控制器与经典遗传算法控制方案、传统被动悬架系统之间的综合性能差异。实验设计特别针对不同优化策略下的控制精度、响应速度及系统稳定性等关键指标展开量化

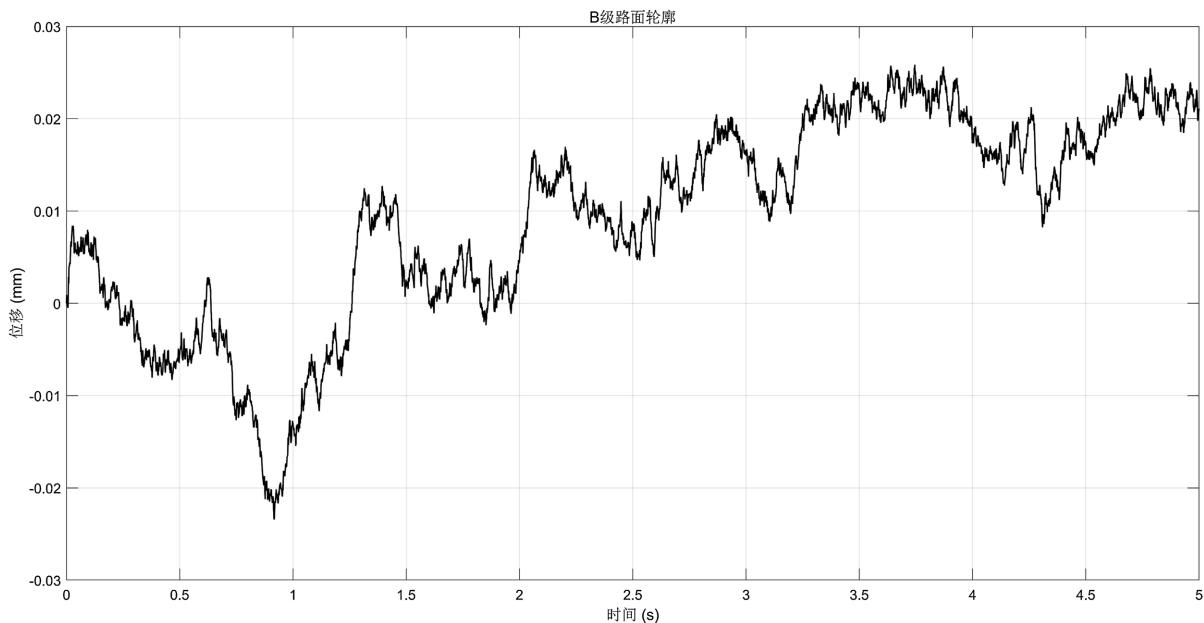


Figure 4. B pavement profile

图 4. B 级路面波形

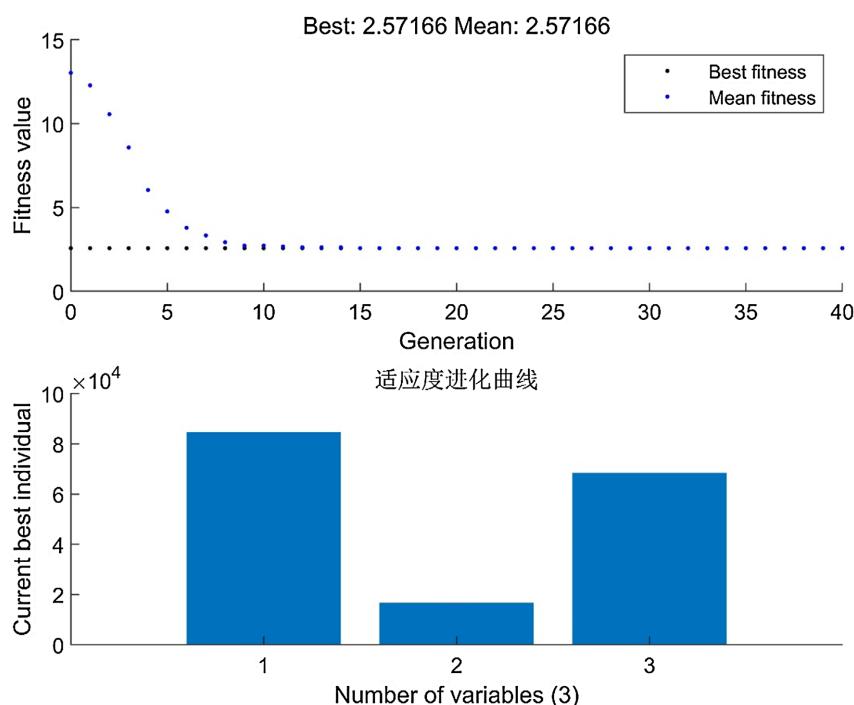


Figure 5. Optimal individuals and fitness function changes of the traditional multi-population genetic algorithm
图 5. 传统的多种群遗传算法最优个体及适应度函数变化情况

比较,以揭示创新算法在复杂动态系统中的潜在应用价值。为了能够客观、准确地评估这三种不同悬架控制方式的性能差异,我们选取了三个可以较好地表现出汽车状态的参数作为观测的性能指标,所观测的性能指标分别为车身加速度、悬架动行程、轮胎动位移,仿真结果图如图7~9所示。

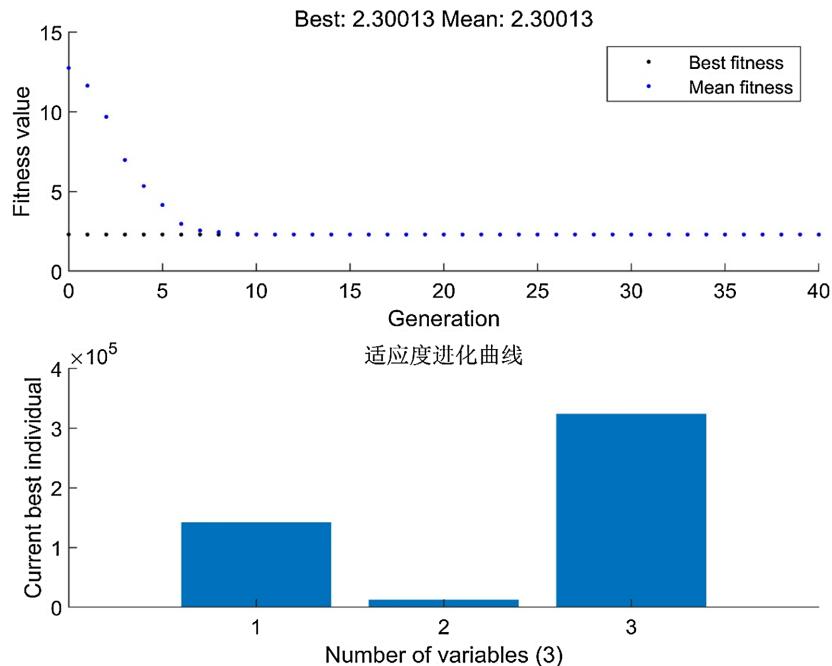


Figure 6. Optimal individuals and fitness function changes of the improved multi-population genetic algorithm
图 6. 改进的多种群遗传算法最优个体及适应度函数变化情况

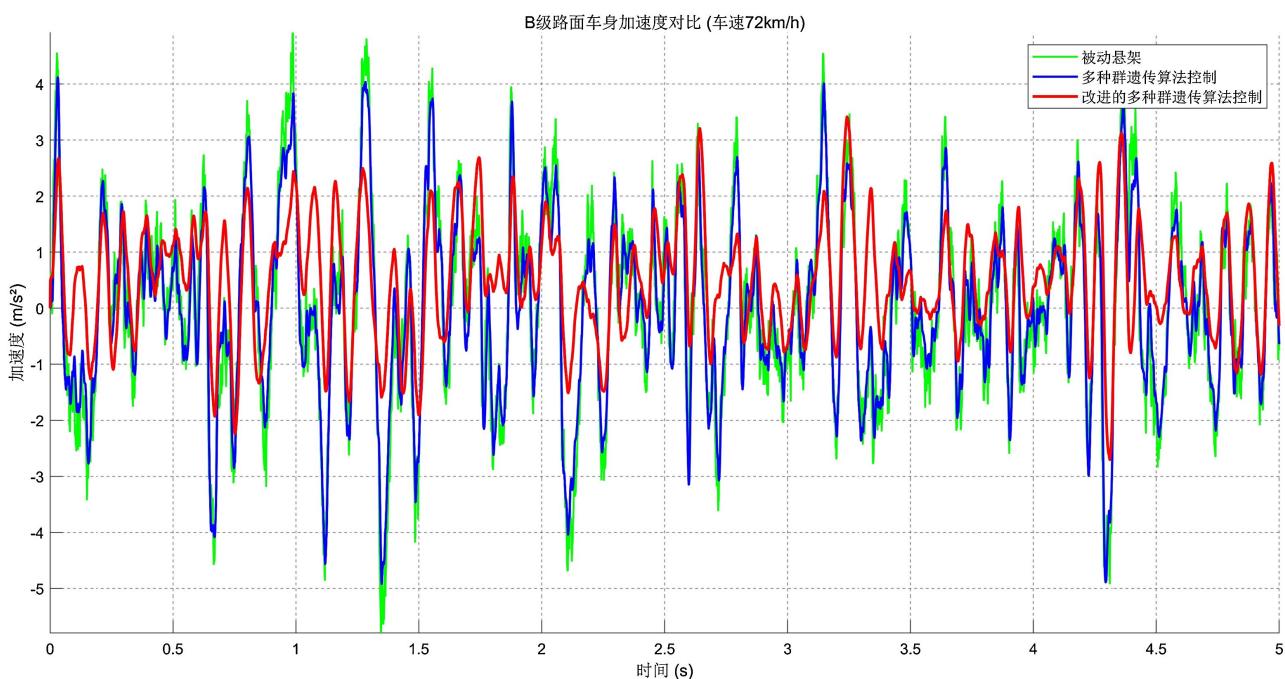
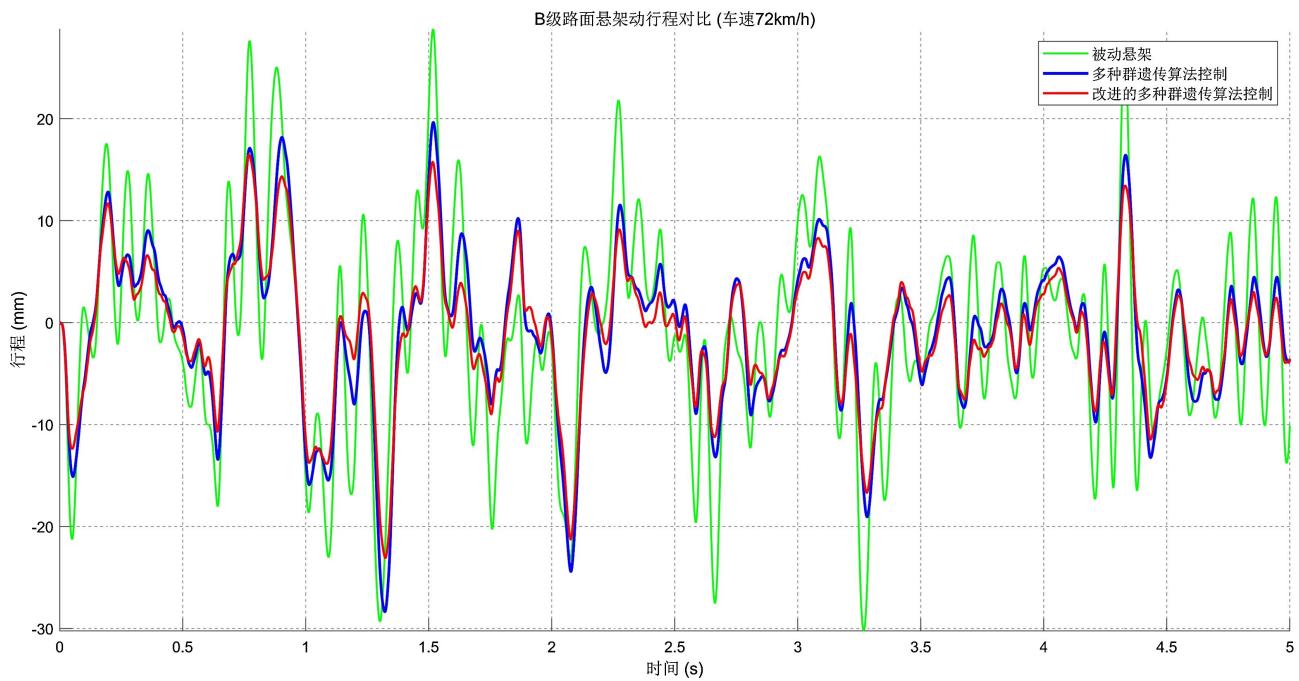
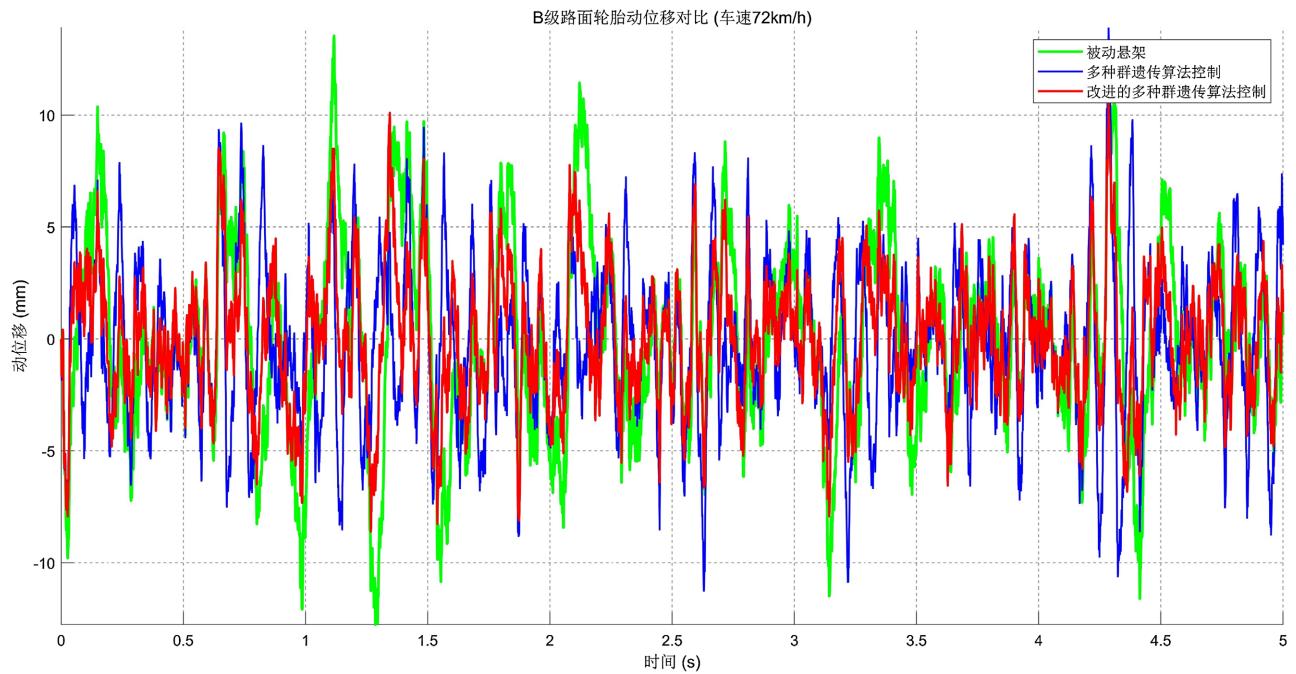


Figure 7. Vehicle body acceleration

图 7. 车身加速度

**Figure 8.** Suspension travel**图 8.** 悬架动行程**Figure 9.** Tire dynamic displacement**图 9.** 轮胎动位移

以上为本次实验仿真的结果，分别为三个性能指标的对比图，图 5~7 分别为车身加速度、悬架动行程以及轮胎动位移的变化情况。

由上面三个图可以明显地看出，主动悬架对于被动悬架有着明显的优化效果，通过本次的实验结果

可以分析出主动悬架与被动悬架对于汽车驾驶的舒适性的改善。

由第一幅图可以看出,优化前后对比,自适应多种群遗传算法可以明显地降低车身加速度,根据表2可以计算出,相比于被动悬架以及传统的多种群遗传算法的车身加速度的均方根值分别降低了19.9%和11.7%,自适应多种群遗传算法在悬架行程方面,相比于被动悬架以及传统的多种群遗传算法的均方根值分别降低了35.8%和13.2%,自适应多种群遗传算法相比于被动悬架以及传统的多种群遗传算法的轮胎动位移的均方根值分别降低了15.5%和26.2%。

综合来看,自适应多种群遗传算法在优化前后对于汽车主动悬架的车身加速度有着显著的改善,极大地改善了驾驶员以及乘客的乘坐舒适性,并且优化后的悬架行程也有了较大的优化,减少了车辆颠簸的幅度,对于轮胎动位移的控制也有着较为明显的进步,提高了轮胎的抓地力,进而提高了汽车的行驶稳定性。

Table 2. Root mean square values of performance parameters for different control algorithms
表2. 不同控制算法的性能参数的均方根值

性能	被动悬架	MAPG	改进的 MPGA
车身加速度/ $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$	1.732	1.544	1.386
悬架行程/mm	10.311	7.613	6.605
轮胎动位移/mm	4.231	3.573	3.122

6. 结论

本研究把经典的二自由度1/4车体主动悬架模型当作研究对象,把自适应多种群遗传算法引入到控制系统优化这个领域中,构建出了一种融合了智能优化算法的主动悬架LQR控制器新方法,考虑到传统参数整定方法存在局限性,所设计出来的改进型遗传算法达成了种群自适应分组以及交叉概率动态调节,在这个基础之上形成的LQR控制器参数优化方案,成功解决了传统方法收敛速度慢、容易陷入局部最优这样的技术难题。是在传统的多种群遗传算法中加入了自适应控制算法以及对于遗传算法的适应度函数加入了惩罚机制,改进后的算法可以加快寻优的速度,减少了遗传算法迭代的时间,可以较为快速地得到我们想要的结果。

本次实验的仿真结果表明,基于自适应多种群遗传算法的LQR控制器相比于传统的多种群遗传算法LQR控制器在车身加速度方面有着明显的减少,悬架行程在保证不超过悬架扰度的前提下有着一定的减少,改善了驾驶员的驾车舒适性、汽车的平顺性,轮胎动位移明显变小,使得车辆的地面抓地力有着较好的改善,车辆行驶过程中的安全性都有着较好的表现。

基金项目

国家自然科学基金(62363013); 国家自然科学基金(72164016); 江西省自然科学基金(72363013)。

参考文献

- [1] Nixon, S.J.C. and Caracciola, R. (1936) The Invention of the Automobile: Karl Benz and Gottlieb Daimler. Country Life Limited.
- [2] Dietsche, K. and Kuhlgatz, D. (2014) History of the Automobile. In: Reif, K., Ed., *Fundamentals of Automotive and Engine Technology*, Springer, 1-7. https://doi.org/10.1007/978-3-658-03972-1_1
- [3] 孙维超. 汽车悬架系统的主动振动控制[D]: [博士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [4] Kumar Singh, R. and Modgil, S. (2020) Assessment of Lean Supply Chain Practices in Indian Automotive Industry.

- Global Business Review*, **24**, 68-105. <https://doi.org/10.1177/0972150919890234>
- [5] 喻凡, 林逸. 汽车系统动力学[M]. 第2版. 北京: 机械工业出版社, 2016.
- [6] Lanchester, F.W. (1936) Motor Car Suspension and Independent Springing. *Proceedings of the Institution of Automobile Engineers*, **30**, 668-762. https://doi.org/10.1243/piae_proc_1935_030_039_02
- [7] 劳毅仁. 汽车主动悬架控制系统的研究[D]: [硕士学位论文]. 天津: 天津大学, 2007.
- [8] 张进秋, 黄大山, 姚军. 车辆悬架系统振动控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 2020.
- [9] Jiregna, I.T. and Sirata, G. (2020) A Review of the Vehicle Suspension System. *Journal of Mechanical and Energy Engineering*, **4**, 109-114. <https://doi.org/10.30464/jmee.2020.4.2.109>
- [10] 张勇超. 车辆电磁主动悬架鲁棒控制研究[D]: [博士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2012.
- [11] 喻凡, 郭孔辉. 车辆悬架的最优自适应与自校正控制[J]. 汽车工程, 1998(4): 193-200+205.
- [12] Ho, C.M., Tran, D.T. and Ahn, K.K. (2021) Adaptive Sliding Mode Control Based Nonlinear Disturbance Observer for Active Suspension with Pneumatic Spring. *Journal of Sound and Vibration*, **509**, Article ID: 116241. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2021.116241>
- [13] Pan, F., Luo, J. and Wu, W. (2022) Active Disturbance Rejection Control of Voice Coil Motor Active Suspension Based on Displacement Feedback. *Actuators*, **11**, 351. <https://doi.org/10.3390/act11120351>
- [14] 陈士安, 邱峰, 何仁, 等. 一种确定车辆悬架LQG控制加权系数的方法[J]. 振动与冲击, 2008(2): 65-68+176.
- [15] 陈双, 宗长富. 车辆主动悬架的遗传粒子群LQG控制方法[J]. 汽车工程, 2015, 37(2): 189-193.
- [16] 张进秋, 彭虎, 张建, 等. 车辆悬挂LQR主动控制权矩阵权重参数优化[J]. 振动与冲击, 2018, 37(22): 214-219.
- [17] 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.