文章编号:1008-1542(2025)05-0498-10

基于 GA-PSO-MPC 的自动驾驶汽车路径跟踪控制

王子喆,李　波,葛文庆,陆佳瑜,王凯毅

(山东理工大学交通与车辆工程学院,山东淄博　255000)

摘　要:针对模型预测控制(model prediction control,MPC)算法在自动驾驶汽车路径跟踪控制中权重矩阵选取困难,导致控制精度低和控制器运行效率低的问题,提出了一种遗传粒子群模型预测控制算法(genetic particle swarm optimization model prediction control,GA-PSO-MPC)。首先,建立车辆动力学模型,根据动力学模型确定目标函数并加入约束条件设计 MPC 控制器;其次,利用遗传粒子群算法(genetic particle swarm optimization,GA-PSO)对模型预测控制器的权重矩阵进行优化;最后,搭建 Carsim/Simulink 仿真平台,将 GA-PSO-MPC 控制器与传统 MPC 控制器的跟踪性能进行对比,完成不同车速、不同工况下的路径跟踪控制仿真。结果表明,经过 GA-PSO 算法优化权重矩阵后的控制器,收敛速度提高了 68.85%,最大横向误差降低了 63.9%。在各种车速下,GA-PSO-MPC 控制器的运行效率与跟踪精度均优于传统 MPC 控制器,可以有效解决传统模型预测控制器运行效率低、跟踪精度不足的问题。

关键词:车辆工程;路径跟踪;模型预测控制;遗传算法;粒子群算法

中图分类号:TN958.98　　**文献标识码**:A　　**DOI**:10.7535/hbkd.2025yx05003

Path tracking control of self-driving vehicles based on GA-PSO-MPC

WANG Zizhe, LI Bo, GE Wenqing, LU Jiayu, WANG Kaiyi

(School of Transportation and Vehicle Engineering, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255000, China)

Abstract: Aiming at the difficulty in selecting the weight matrix of model predictive control (MPC) algorithm in the path tracking control of self-driving vehicles, which leads to low control accuracy and low operating efficiency of the controller, a genetic particle swarm optimization model prediction control (GA-PSO-MPC) algorithm was proposed. Firstly, a vehicle dynamics model was established, the objective function was determined according to the dynamics model and constraints were added to design the MPC controller; Secondly, the genetic particle swarm optimization algorithm (GA-PSO) was used to optimize the weight matrix of the model predictive controller; Finally, a Carsim/Simulink simulation platform was built to compare the tracking performance of GA-PSO-MPC controller with traditional MPC controller, and the simulation of path tracking control under different working conditions with different speeds was completed. The results show that the convergence speed of the controller proposed in this paper after the optimization of the weight matrix by GA-PSO algorithm is improved by 68.85%, and the maximum lateral error is reduced by 63.9%. The operation efficiency and tracking accuracy of the GA-PSO-

收稿日期:2024-12-11;修回日期:2025-07-15;责任编辑:冯民
基金项目:国家自然科学基金(52375105,52305265);山东省优秀青年人才基金(ZR2022YQ51);山东省自然科学基金(ZR2023ME177)
第一作者简介:王子喆(1999—),男,天津人,硕士研究生,主要从事自动驾驶汽车路径跟踪控制方面的研究。
通信作者:李波,教授。E-mail:njustlibo@126.com

王子喆,李波,葛文庆,等. 基于 GA-PSO-MPC 的自动驾驶汽车路径跟踪控制[J]. 河北科技大学学报,2025,46(5):498-507.
WANG Zizhe,LI Bo,GE Wenqing,et al. Path tracking control of self-driving vehicles based on GA-PSO-MPC [J]. Journal of Hebei University of Science and Technology,2025,46(5):498-507.

MPC controller are better than that of the traditional MPC controller at various vehicle speeds, which can effectively solve the problems of low operation efficiency and insufficient tracking accuracy of the traditional model predictive controller.

Keywords: vehicle engineering; path tracking; model predictive control; genetic algorithm; particle swarm optimization

路径跟踪控制是自动驾驶汽车重要的研究方向[1]。路径跟踪的目标是在保证自动驾驶车辆稳定性、舒适性以及安全性的基础上，能够准确快速地完成对参考路径的跟踪行驶[2]。因此，提高自动驾驶汽车路径跟踪的精度和稳定性至关重要。

目前，常见的自动驾驶汽车路径跟踪控制算法主要有滑模控制、PID 控制、纯跟踪控制和线性二次型调节器(linear quadratic regulator，LQR)控制等。相较于其他控制算法，模型预测控制(model predictive control，MPC)算法能够更全面地考虑状态变量的各种约束，因此广泛应用于线性和非线性系统。权重矩阵参数对 MPC 控制器的控制效果影响较大。目前常用的选择方法主要是基于经验和多次仿真调试的试错法，这种方法存在明显的局限性，不仅调试周期较长，而且在特定工况下的适应性有限，难以推广到各种复杂的实际场景中。近年来，群体智能算法以其在全局搜索和优化问题上的高效性，为克服传统控制算法在参数选择上的困难提供了新思路和工具，适合用于控制方法中的参数优化。LI 等[3]设计了一种基于粒子群优化(particle swarm optimization，PSO)的无人车轨迹跟踪控制器，使用时间绝对误差积分准则作为目标函数对 MPC 控制器参数进行迭代优化，使控制器具有更强的鲁棒性。王怡萌等[4]提出了一种遗传粒子群(GA-PSO)方法，对 LQR 系数矩阵 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}$ 进行优化，提高了控制器的跟踪精度与计算效率。李晓龙等[5]利用多策略鹈鹕算法优化 MPC 权重系数矩阵，针对种群多样性不足和易陷入局部最优的问题，设计了一种自适应反馈算子，提高了局部寻优能力。周义棚等[6]提出了一种基于 PSO 和高斯回归的 MPC 横向控制器，提高了控制器的泛用性。GUO 等[7]提出了一种考虑可测干扰的模型预测路径跟踪控制方法，用于自动驾驶汽车，并对其进行了完整的实现、测试与验证。WANG 等[8]提出了一种车辆轨迹跟踪的 PID 控制器设计方案，该方案以遗传算法为基础，通过应用该算法，对横向 LQR 控制器与纵向 PID 控制器中的核心参数进行了优化，从而明显增强了系统控制的精确度及其鲁棒性。SUN 等[9]开发了一种 LQR 控制器，其基于改进的灰狼算法实现权重矩阵的优化，获得了更优的控制精度。蓝会立等[10]和王雅璇等[11]分别应用遗传算法及改进人工蜂群算法，对主动悬架 LQR 控制器的系数矩阵进行了优化，从而增强了车辆的行驶平顺性与操纵稳定性。以上优化算法均产生了较好的优化效果，但在优化速度与精度方面，仍有些许不足。

本文针对横向 MPC 控制器权重矩阵的优化进行研究，提出了基于 GA-PSO 的优化方法。为提高目标函数的收敛速度，利用分层结构将全局搜索与局部搜索分离，遗传算法负责在底层进行全局搜索，PSO 算法负责对上层进行局部求解；使用 Simulink/Carsim 联合仿真，验证改进后的 MPC 控制器在提高运算效率、降低跟踪误差与提高鲁棒性方面的效果。

1　车辆模型的建立

1.1　车辆动力学模型

由于车辆转向控制系统具有高度非线性和时变性，因此确定可靠的数学模型十分具有挑战性。仅使用运动学模型很难准确表达车辆运动学特性，所以本文使用二自由度车辆动力学模型。由于车辆模型的复杂程度对算法的实时性影响较大，因此在准确描述车辆性能的同时，对车辆模型做了以下简化：1)忽略悬架运动特性的影响；2)忽略颠簸引起的垂直方向的位移；3)不考虑车辆载荷的转移；4)仅讨论轮胎的侧偏特性；5)忽略空气动力学对车辆行驶的影响。该动力学模型如图 1 所示。

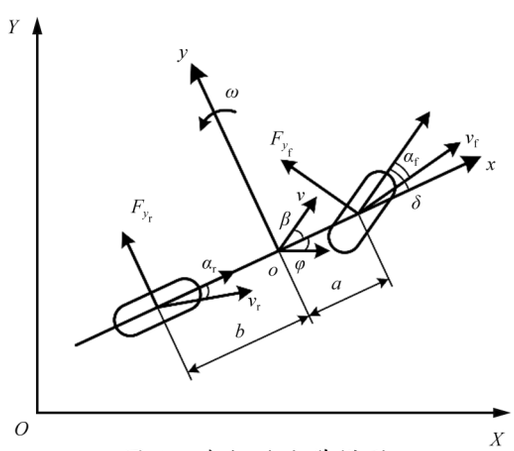


图 1　车辆动力学模型

Fig. 1　Vehicle dynamics model

图 1 中 α_f、α_r 为前、后轮侧偏角；a、b 为前、后轴到质心的距离；v_f、v_r 为前、后轮速度；F_{y_f}、F_{y_r} 为前、后轮的轮胎侧向力；δ 为前轮转角。由图可知，由于质心侧偏角的存在，车轮的运动方向

与车轮的速度方向不相同。v 为质心速度，一般与车身坐标系的 x 轴不重合。通过分析车辆坐标系 y 轴方向的动量定理和质心处的动量定理，可得到式(1)。

$$\begin{cases}\sum F_y = ma_y = F_{y_f}\cos\delta + F_{y_r},\\ \sum M = I_z\ddot{\varphi} = aF_{y_f}\cos\delta - bF_{y_r}。\end{cases} \tag{1}$$

考虑到前轮转角 δ 一般较小，$\cos\delta\approx 1$，可得：

$$\begin{cases} ma_y = F_{y_f} + F_{y_r} = C_{\alpha_f}\alpha_f + C_{\alpha_r}\alpha_r,\\ I_z\ddot{\varphi} = aF_{y_f} - bF_{y_r} = aC_{\alpha_f}\alpha_f - bC_{\alpha_r}\alpha_r,\end{cases} \tag{2}$$

式中：m 为整车质量；I_z 为车辆绕 z 轴的转动惯量；a_y 为车辆沿 y 轴方向的加速度；φ 为车辆横摆角，即车身坐标系 x 轴与自然坐标系 x 轴的夹角；$\ddot{\varphi}$ 为车辆横摆角加速度；C_{α_f}、C_{α_r} 为前、后轮侧偏刚度，由于侧偏角方向与侧向力方向相反，因此定义侧偏刚度为负数。

根据刚体运动学可得式(3)：

$$\begin{cases}\tan(-\alpha_r) = \dfrac{\dot{\varphi}b - v\sin\beta}{v\cos\beta} = \dfrac{\dot{\varphi}b - v_x}{v_x} \approx -\alpha_r,\\ \tan(\delta+\alpha_f) = \dfrac{\dot{\varphi}a + v\sin\beta}{v\cos\beta} = \dfrac{\dot{\varphi}a + v_y}{v_x} \approx \delta + \alpha_f。\end{cases} \tag{3}$$

由加速度间的关系可得 $a_y = \dot{v}_y + v_x\dot{\varphi}$，且 $v_y = \dot{y}$。将式(3)代入式(2)，化简得出车辆动力学模型的表达式如下：

$$\begin{pmatrix}\ddot{y}\\ \ddot{\varphi}\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}\dfrac{C_{\alpha_f}+C_{\alpha_r}}{mv_x} & \dfrac{aC_{\alpha_f}-bC_{\alpha_r}}{mv_x} - v_x\\ \dfrac{aC_{\alpha_f}-bC_{\alpha_r}}{I_z v_x} & \dfrac{a^2C_{\alpha_f}+b^2C_{\alpha_r}}{I_z v_x}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}\dot{y}\\ \dot{\varphi}\end{pmatrix} + \begin{pmatrix}-\dfrac{C_{\alpha_f}}{m}\\ -\dfrac{aC_{\alpha_f}}{I_z}\end{pmatrix}\delta。 \tag{4}$$

1.2 路径跟踪误差模型

为了分离车辆的横向与纵向控制，本文使用弗莱纳坐标系将车辆的二维运动问题转化为 2 个一维问题进行处理。自动驾驶汽车在实时跟踪路径的过程中，会产生横向误差与航向误差，因此使用横向误差与航向误差作为动力学跟踪误差模型的状态变量。本文设计了一个控制器来实时消除这 2 个误差，使车辆能够快速准确地跟踪规划的路径。

横向误差与航向误差的示意图如图 2 所示。横向误差是当前车辆位置在期望路径上的投影点与当前位置之间的距离。航向误差是当前位置的航向角与期望路径上投影点的切线方向间的误差。其中 $\dot{S}$ 为投影点速度，θ 与 θ_r 分别为速度在当前位置与投影位置的航向角。

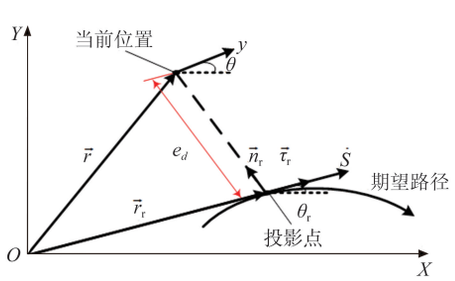


图 2 当前位置与期望路径间的横向与航向误差示意图

Fig. 2 Schematic diagram lateral and heading errors between the current position and the desired path

由图 2 可知，车辆的横向与航向跟踪误差方程为

$$\begin{cases} v_y = \dot{e}_d - v_x e_\varphi,\\ \dot{v}_y = \ddot{e}_d - v_x\dot{e}_\varphi,\\ \dot{\varphi} = \dot{e}_\varphi + \dot{\theta}_r,\\ \ddot{\varphi} = \ddot{e}_\varphi。\end{cases} \tag{5}$$

将式(5)代入动力学模型式(4)中，可得路径跟踪误差模型：

$$\begin{bmatrix}\dot{e}_d\\ \ddot{e}_d\\ \dot{e}_\varphi\\ \ddot{e}_\varphi\end{bmatrix} = \begin{pmatrix}0 & 1 & 0 & 0\\ 0 & \dfrac{C_{\alpha_f}+C_{\alpha_r}}{mv_x} & -\dfrac{C_{\alpha_f}+C_{\alpha_r}}{m} & \dfrac{aC_{\alpha_f}-bC_{\alpha_r}}{mv_x}\\ 0 & 0 & 0 & 1\\ 0 & \dfrac{aC_{\alpha_f}-bC_{\alpha_r}}{I_z v_x} & -\dfrac{aC_{\alpha_f}-bC_{\alpha_r}}{I_z} & \dfrac{a^2C_{\alpha_f}+b^2C_{\alpha_r}}{I_z v_x}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}e_d\\ \dot{e}_d\\ e_\varphi\\ \dot{e}_\varphi\end{pmatrix} + \begin{pmatrix}0\\ -\dfrac{C_{\alpha_f}}{m}\\ 0\\ -\dfrac{aC_{\alpha_f}}{I_z}\end{pmatrix}\delta。 \tag{6}$$

2　基于 MPC 的路径跟踪控制器设计

2.1　预测模型

根据建立的车辆动力学非线性模型，分别选取状态量 $\boldsymbol{X}=[e_d,\dot{e}_d,e_\varphi,\dot{e}_\varphi]^{\mathrm{T}}$ 和控制量 $\boldsymbol{u}=[v,\delta]^{\mathrm{T}}$，将运动的车辆作为一个控制系统，对于车辆行驶路径上每个时刻的状态量和控制量进行分析，假设控制系统每个时刻状态量和控制量之间的关系为

$$\dot{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{r}}=f(\boldsymbol{X}_{\mathrm{r}},\boldsymbol{u}_{\mathrm{r}})\ 。$$

在任意点对状态量和控制量方程进行泰勒级数展开[11]，对非线性模型进行线性化处理得到线性时变方程，经过联立后得到：

$$\dot{\boldsymbol{X}}-\dot{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{r}}=\begin{bmatrix}\dot{x}-\dot{x}_{\mathrm{r}}\\ \dot{y}-\dot{y}_{\mathrm{r}}\\ \dot{\varphi}-\dot{\varphi}_{\mathrm{r}}\end{bmatrix}=\frac{\partial f(\boldsymbol{X},\boldsymbol{u})}{\partial \boldsymbol{X}}\Big|_{\substack{\boldsymbol{X}=\boldsymbol{X}_{\mathrm{r}}\\ \boldsymbol{u}=\boldsymbol{u}_{\mathrm{r}}}}(\boldsymbol{X}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{r}})+\frac{\partial f(\boldsymbol{X},\boldsymbol{u})}{\partial u}\Big|_{\substack{\boldsymbol{X}=\boldsymbol{X}_{\mathrm{r}}\\ \boldsymbol{u}=\boldsymbol{u}_{\mathrm{r}}}}(\boldsymbol{u}-\boldsymbol{u}_{\mathrm{r}})\ 。\tag{7}$$

将式(7)进行简化处理，令：

$$\begin{cases}\dot{\tilde{\boldsymbol{X}}}=\dot{\boldsymbol{X}}-\dot{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{r}},\\ \tilde{\boldsymbol{X}}=\boldsymbol{X}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{r}},\\ \tilde{\boldsymbol{u}}=\boldsymbol{u}-\boldsymbol{u}_{i},\end{cases}\tag{8}$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{B}=\dfrac{\partial f(\boldsymbol{X},\boldsymbol{u})}{\partial \boldsymbol{u}}\Big|_{\substack{\boldsymbol{X}=\boldsymbol{X}_{\mathrm{r}}\\ \boldsymbol{u}=\boldsymbol{u}_{\mathrm{r}}}},\\ \boldsymbol{A}=\dfrac{\partial f(\boldsymbol{X},\boldsymbol{u})}{\partial \boldsymbol{X}}\Big|_{\substack{\boldsymbol{X}=\boldsymbol{X}_{\mathrm{r}}\\ \boldsymbol{u}=\boldsymbol{u}_{\mathrm{r}}}},\end{cases}\tag{9}$$

得到：

$$\dot{\tilde{\boldsymbol{X}}}=\boldsymbol{A}\tilde{\boldsymbol{X}}+\boldsymbol{B}\tilde{\boldsymbol{u}}\ 。\tag{10}$$

将式(10)作为车辆的线性化模型，根据模型预测控制原理进行离散化处理，经过前向欧拉离散化处理后可以得到：

$$\tilde{\boldsymbol{X}}(k+1)=(\boldsymbol{TA}+\boldsymbol{E})\tilde{\boldsymbol{X}}(k)+\boldsymbol{TB}\tilde{\boldsymbol{u}}(k)\ 。$$

2.2　跟踪目标函数与约束条件

车辆在运动过程中受到干扰或是在控制量出现突变的情况下，会造成系统控制量难以连续[12]，此时控制量输出方程为

$$\begin{cases}\tilde{\boldsymbol{X}}(k+1)=\tilde{\boldsymbol{A}}_{k,t}\tilde{\boldsymbol{X}}(k)+\tilde{\boldsymbol{B}}_{k,t}\tilde{\boldsymbol{u}}(k)\ ,\\ \boldsymbol{\eta}(k)=\boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{X}}(k)\ 。\end{cases}$$

根据模型预测控制原理和滚动优化可知，控制系统通过 $\tilde{\boldsymbol{X}}(k)$ 可以预测出 $\tilde{\boldsymbol{X}}(k+1)$，利用控制量输出方程对未来 N_{p} 时刻的 $\tilde{\boldsymbol{X}}$ 进行预测，基于 N_{p} 时刻对输出方程进行推导，得到：

$$\boldsymbol{Y}(k)=\boldsymbol{\Psi}_k(k)\tilde{\boldsymbol{X}}(k)+\boldsymbol{\Theta}_k\tilde{\boldsymbol{U}}(k)\ ,\tag{11}$$

式中：

$$\boldsymbol{Y}(k)=\begin{bmatrix}\tilde{\boldsymbol{X}}(k+1)\\ \tilde{\boldsymbol{X}}(k+2)\\ \vdots\\ \tilde{\boldsymbol{X}}(k+N_{\mathrm{p}})\end{bmatrix},\tag{12}$$

$$\boldsymbol{\Theta}_k=\begin{bmatrix}\boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{B}} & 0 & \cdots & 0\\ \boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{A}}\tilde{\boldsymbol{B}} & \boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{B}} & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ \boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{A}}^{N_{\mathrm{p}}-1}\tilde{\boldsymbol{B}} & \boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{A}}^{N_{\mathrm{p}}-2}\tilde{\boldsymbol{B}} & \cdots & \boldsymbol{C}\tilde{\boldsymbol{A}}^{N_{\mathrm{p}}-N_{\mathrm{c}}}\tilde{\boldsymbol{B}}\end{bmatrix},\tag{13}$$

$$\boldsymbol{U}(k)=\begin{bmatrix}\tilde{\boldsymbol{u}}(k)\\ \tilde{\boldsymbol{u}}(k+1)\\ \vdots\\ \tilde{\boldsymbol{u}}(k+N_c-1)\end{bmatrix}。\tag{14}$$

为了能够在受到干扰或发生突变的情况时，车辆运动控制器能够保证路径跟踪的精度和稳定性，结合对时变模型预测控制原理的分析[13]，设计路径跟踪目标函数为

$$J(\xi(k),\boldsymbol{u}(k-1))=\sum_{i=1}^{N_p}\|\boldsymbol{X}(k+i,k)-\boldsymbol{X}_{ref}(k+i,k)\|_{\boldsymbol{Q}}^2+\sum_{i=0}^{N_c-1}\|\tilde{\boldsymbol{U}}(k+i,k)\|_{\boldsymbol{R}}^2+\rho\varepsilon^2,\tag{15}$$

式中：N_p 为 MPC 的预测时域；N_c 为控制时域；$\boldsymbol{Q}$ 为输出权重矩阵；$\boldsymbol{R}$ 为控制增量权重矩阵；ε 和 ρ 分别为引入到目标函数中的松弛因子和松弛因子权重。

考虑到车辆运动场景和模型预测控制处理约束条件，在状态约束、终端约束和过程约束中，路径跟踪控制器的设计对控制量和输出量添加约束条件为

$$\text{s.t.}\qquad \Delta\boldsymbol{U}_{min}\leqslant\boldsymbol{U}_t\leqslant\boldsymbol{U}_{max},\tag{16}$$

$$\boldsymbol{U}_{min}\leqslant\boldsymbol{U}_t+\boldsymbol{A}_I\times\Delta\boldsymbol{U}\leqslant\boldsymbol{U}_{max}。\tag{17}$$

3 基于 GA-PSO 的 MPC 权重矩阵优化

3.1 遗传算法(GA)与 PSO 原理

GA 是在 1975 年由美国的 J. Holland 教授提出并介绍了遗传算法的原理和实现方法[14]，是基于生物遗传以及进化发展而来的一种用以解决搜索最优解问题的算法。在实际工程应用中，GA 容易出现早熟收敛，并且在算法的进化后期搜索效率较低。根据现在对 GA 的改进，一般是在选择、变异和交叉等操作上结合其他的算法融合使用[15]。根据 GA 在对多目标函数求解中存在的问题，本文将其与粒子群算法进行融合，实现对 GA 的改进。

PSO 是美国研究人员 J. Kennedy 根据长期对鸟群觅食路径的研究提出的一种群体计算优化算法[16]。鸟群收到食物信息后，对飞行路径进行规划，确定自己的速度和位置，在保证互不相撞的情况下，以最优的路径飞向食物。将每只鸟看作一个粒子，当鸟群中所有的鸟都不知道食物的具体位置，鸟群以一定规则搜索食物所在的区域和路径[17]。PSO 在搜索寻优中具有迭代简单、能够快速收敛的优点，可以在搜索区域中快速地确定最优值，具有较高的寻优能力。

3.2 GA-PSO 算法

将 GA 和 PSO 算法进行融合，利用分层结构将全局搜索和局部搜索进行分离，在求解目标函数的初始区域中利用遗传算法进行全局搜索，在求解算法的上层中利用底层进化而来的精英策略，将粒子群算法应用到求解域中的精确的局部搜索，实现对目标函数求解的收敛速度和精度的控制，避免因为算法收敛速度过快而陷入局部最优解中。

在 GA-PSO 融合算法中，遗传算法负责在底层求解中进行全局搜索，由 i 个独立的子群构成，在上层的求解域中利用 PSO 对精英群进行局部求解，提高目标函数的收敛速度。GA-PSO 算法流程如图 3 所示。

算法步骤如下：

1)初始化种群。可以结合粒子群算法的原理分析，将粒子的位置变化范围设置为$[-x_{max},x_{max}]$，粒子的速度变化范围设置为 $[-v_{max},v_{max}]$。

2)计算粒子群算法中的每个粒子的适应度值 f_q 和整个种群群体的适应度值。

3)根据 $\begin{cases}v_{is}(t+1)=\omega v_{is}(t)+c_1r_{1s}(t)(p_{is}(t)-x_{is}(t))+c_2r_{2s}(t)(p_{gs}(t)-x_{is}(t))\\ x_{is}(t+1)=x_{is}(t)+v_{is}(t+1)\end{cases}$ 进行粒子的位置和速度的更新。

4)利用 GA 的交叉，按照 $\begin{cases}v_i^{k+1}=a_2v_i^k+(1-a_2)v_j^k\\ v_j^{k+1}=(1-a_2)v_i^k+a_2v_j^k\end{cases}$ 和 $\begin{cases}x_i^{k+1}=a_1x_i^k+(1-a_1)x_j^k\\ x_j^{k+1}=(1-a_1)x_i^k+a_2x_j^k\end{cases}$ 执行自适应交叉操作，

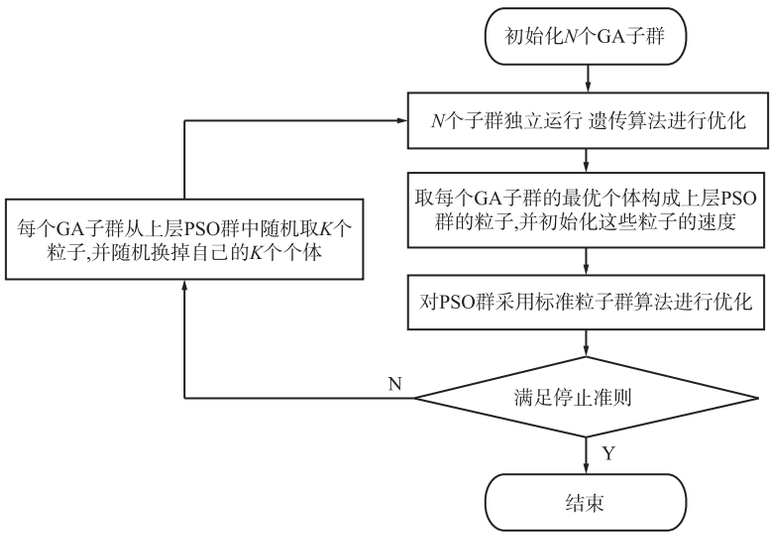


图 3　GA-PSO 算法融合示意图

Fig. 3　Flow chart of GA-PSO algorithm implementation

同时利用 $p_i^d = p_i^d \times (1+0.5\beta)$进行自适应变异操作，经过算法的迭代后得到最优权重矩阵，或是达到最大迭代次数时算法停止；不满足权重矩阵则算法重新迭代计算。

3.3　GA-PSO-MPC 跟踪控制

根据对路径跟踪目标函数和约束条件确定的模型求解域，涉及到的求解函数离散且不可微分，为了能够对目标函数中的矩阵元素进行优化处理，将 GA-PSO 对 MPC 进行分解，利用 GA-PSO 算法对目标函数进行编码，然后通过重组得到模型的最优解。为了能够将 GA-PSO 算法和模型预测控制融合应用，对 MPC 的输入进行分组处理，结合 GA-PSO 算法进行编码、选择、交叉和变异等操作。

将 GA-PSO 算法应用到模型预测控制 MPC 的权重矩阵中，保证控制系统的各个元素之间的耦合，利用惩罚迭代 MPC 在给定最坏情况下收敛的最大迭代次数，令 $\boldsymbol{q} = [\boldsymbol{Q}_1 \cdots \boldsymbol{Q}_n, \boldsymbol{R}_1 \cdots \boldsymbol{R}_n, c, \varepsilon]^{\mathrm{T}}$，则控制系统的权重矩阵中，共有 n_q 个待优化的权重参数。

在 GA-PSO 算法中，每个粒子 p 都可以看作是 n_q 维的向量，在算法迭代 l 步后，在搜索过程中使用的个体局部适应度函数为 $f_i^{\mathrm{local}}(p,l)$，对于 n 个粒子个体经过迭代 l 步后的适应度之和为 $\sum_{j=1}^{n} f_j^{\mathrm{local}}(p,l)$，得到在 GA-PSO 算法中，每个粒子的适应度函数值为

$$f_p(l) = \sum_{j=1}^{n} f_j^{\mathrm{local}}(p,l) \text{ 。} \tag{18}$$

4　GA-PSO-MPC 路径跟踪控制器性能分析

4.1　GA-PSO 改进 MPC 算法验证

为了对算法的性能进行验证，采用对比的方法进行验证。将 GA 和 GA-PSO 与模型预测控制 MPC 结合并进行对比，在 MATLAB/Simulink-CarSim 中进行算法和模型的搭建仿真。GA-PSO-MPC 路径跟踪控制算法仿真框架如图 4 所示。

为了对 GA-PSO 算法的性能进行验证，使用的简化系统模型为

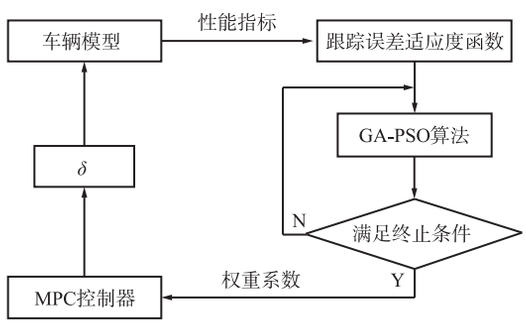


图 4　GA-PSO-MPC 路径跟踪控制算法仿真框架图

Fig. 4　Simulation frame diagram of GA-PSO-MPC path tracking control algorithm

$$\boldsymbol{G}_{\mathrm{FZM}}=\begin{bmatrix}0 & G_{12} & G_{13} & G_{14} & 0 & G_{16} & G_{17} & G_{18} & 0\\ 0 & G_{22} & G_{23} & G_{24} & 0 & G_{26} & G_{27} & G_{28} & 0\\ G_{31} & G_{32} & G_{33} & G_{34} & G_{35} & G_{36} & G_{37} & G_{38} & 0\\ G_{41} & G_{42} & G_{43} & G_{44} & G_{45} & G_{46} & G_{47} & G_{48} & 0\\ 0 & G_{52} & G_{53} & G_{54} & 0 & G_{56} & 0 & G_{58} & 0\\ 0 & G_{62} & G_{63} & G_{64} & G_{65} & G_{66} & G_{67} & G_{68} & 0\\ G_{71} & G_{72} & G_{73} & G_{74} & G_{75} & G_{76} & G_{77} & G_{78} & G_{79}\\ G_{81} & G_{82} & G_{83} & G_{84} & G_{85} & G_{86} & G_{87} & G_{88} & G_{89}\\ G_{91} & G_{92} & G_{93} & G_{94} & G_{95} & G_{96} & G_{97} & G_{98} & G_{99}\end{bmatrix}。\tag{19}$$

经过仿真性能测试，得到 GA-PSO 算法和 GA 算法分组迭代曲线对比如图 5 所示。

由图 5 可知：2 种算法最初代的平均适应度相差不大，但开始迭代后，GA-PSO 算法的平均适应度逐渐优于 GA 算法；GA 算法在第 61 代达到适应度函数最优值，改进后的 GA-PSO 算法在第 19 代就达到其适应度函数最优值，收敛速度提高了 68.85%。仿真结果表明，本文提出的 GA-PSO 优化 MPC 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。

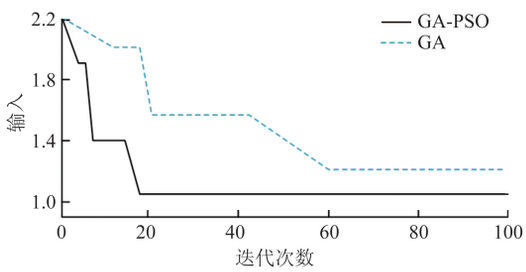


图 5 算法迭代对比

Fig. 5 Algorithm iteration comparison

4.2 GA-PSO-MPC 跟踪控制器性能验证

控制器性能验证采用的车辆结构参数见表 1。

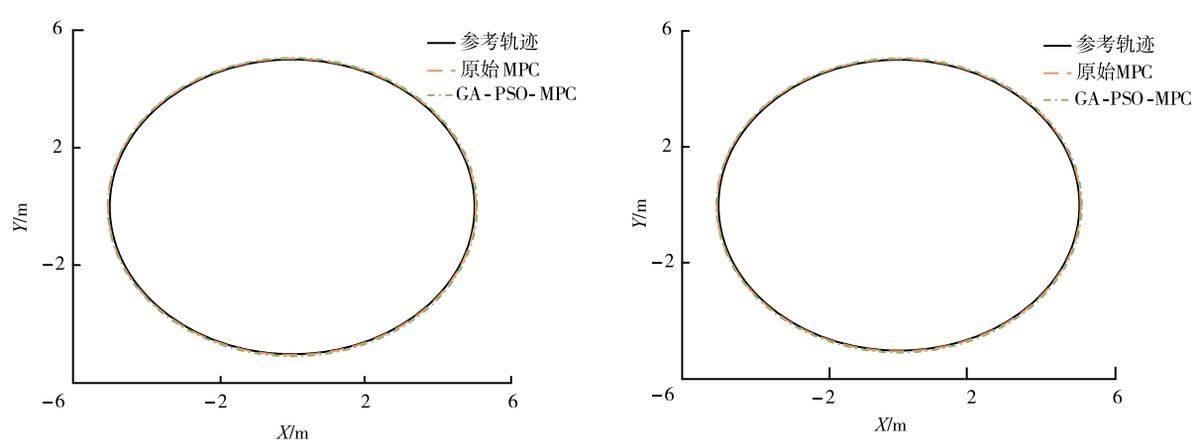
表 1 车辆结构参数

Tab. 1 Vehicle structural parameters

参 数	数值
整车质量/kg	1 820
前轴到质心距离/m	1.18
后轴到质心距离/m	1.74
绕 z 轴转动惯量/(kg·m^2)	3 746
前轴侧偏刚度/(N/rad)	150 000
后轴侧偏刚度/(N/rad)	150 000

对车辆在不同速度下的转弯特性进行仿真对比。利用一个半径为 5 m 的圆作为跟踪轨迹，分别在不同的速度下，对 GA-PSO-MPC 控制器和原始 MPC 控制器进行仿真对比，得到的结果如图 6 所示。

由图 6 可知，GA-PSO-MPC 控制器和 MPC 控制器在道路曲率不变的情况下都具有较好的跟踪性能。



a）车辆10 m/s轨迹跟踪　　b）车辆15 m/s轨迹跟踪

图 6 GA-PSO-MPC 控制器和 MPC 控制器路径跟踪仿真对比

Fig. 6 Comparison of path tracking simulation between GA-PSO-MPC controller and MPC controller

随后，在不同速率、大曲率的情况下，验证 GA-PSO-MPC 控制器和 MPC 控制器的性能。利用车辆运行测试中的双移线轨迹作为跟踪的对象，车辆速度分别设置为 10 和 20 m/s，对跟踪控制器的轨迹跟踪效果、车辆横摆角误差、横向误差以及车辆横摆角速度误差进行对比，结果如图 7、8 所示。各控制器误差如表 2 所示。

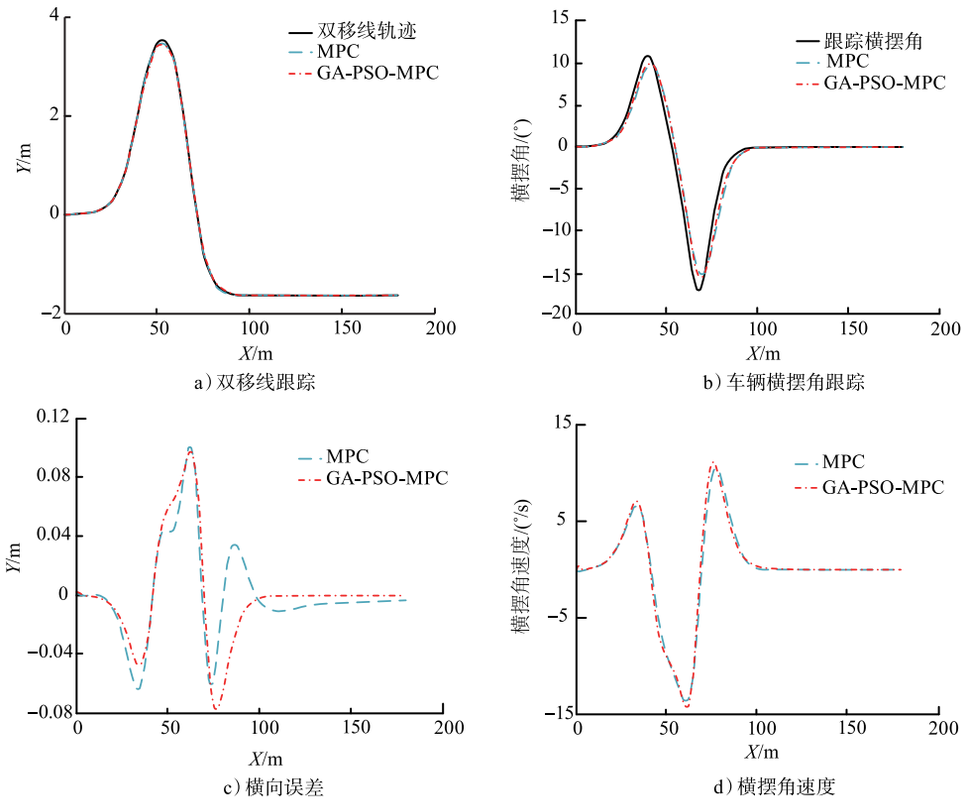


图 7　10 m/s 速度下 GA-PSO-MPC 和 MPC 路径跟踪对比

Fig. 7　Comparison of path tracking between GA-PSO-MPC and MPC at 10 m/s speed

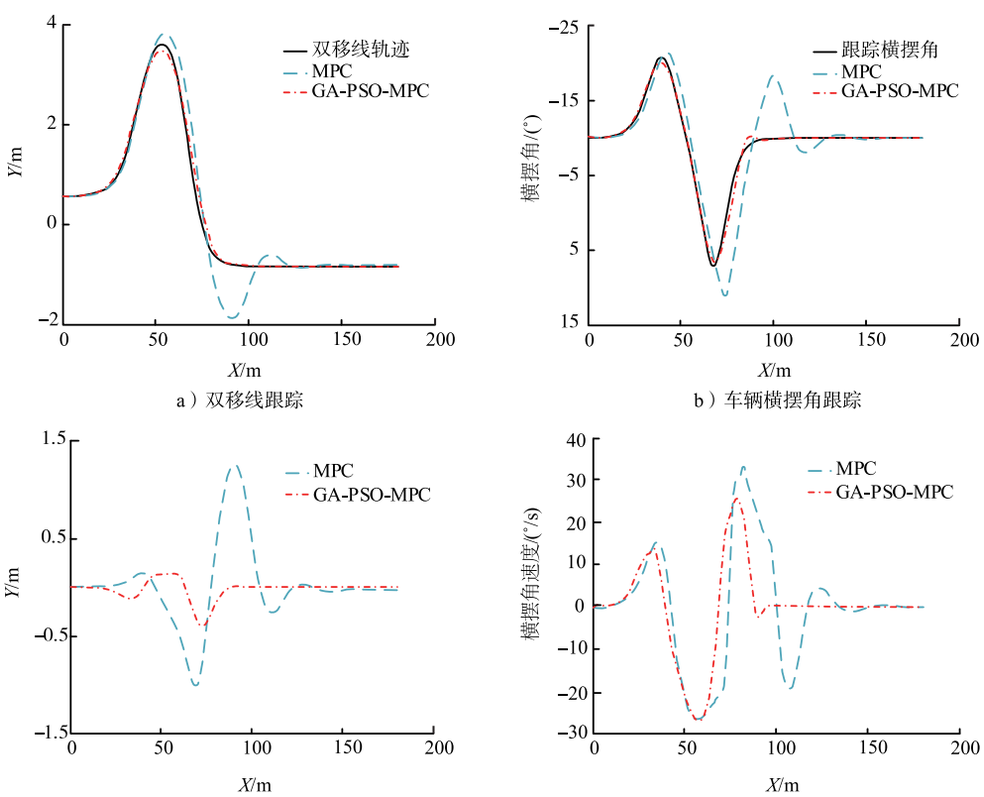


图 8　20 m/s 速度下 GA-PSO-MPC 和 MPC 路径跟踪对比

Fig. 8　Comparison of path tracking between GA-PSO-MPC and MPC at 20 m/s speed

表 2 各控制器误差

Tab. 2 Error of each controller

控制器	横向误差最大值/m		横摆角偏差最大值/(°)	
	10 m/s	20 m/s	10 m/s	20 m/s
MPC	0.100 3	0.623 5	2.380 2	8.086 1
GA-PSO-MPC	0.096 7	0.224 7	1.544 1	1.712 9

由图 7、8 和表 2 可知，本文 GA-PSO-MPC 控制器跟踪误差明显小于传统 MPC 控制器。在 10 m/s 的速度下，GA-PSO-MPC 控制器横向误差可以控制在 0.096 7 m 以内，相较于传统 MPC 控制器提升不大；在 20 m/s 的速度下，传统 MPC 控制器的横向误差最大值为 0.623 5 m，而 GA-PSO-MPC 控制器横向误差可以控制在 0.224 7 m 以内，最大误差降低 63.9%。其原因在于，优化权重矩阵后，使得整个路径跟踪控制器的适应度达到最优。这一结果证明了本文 GA-PSO-MPC 控制器在横向控制精度方面的优越性。由图 8 b)可知，GA-PSO-MPC 控制器在横摆角控制上也表现出了明显的优势，整体误差小于未经优化的传统 MPC 控制器。由图 8 d)可知，GA-PSO-MPC 控制器在跟踪过程中，表现出更好的稳定性，在横摆角速度的控制上更加稳定，展现了相比传统 MPC 更加优秀的控制性能。

综上，低速时 2 种控制器都具有较好的控制效果，但是在速度变大时，MPC 控制器在大曲率处稳定性变差，跟踪精度没有 GA-PSO-MPC 控制器高，证明了 GA-PSO-MPC 控制具有更好的鲁棒性，在车辆的各种速度下均适用。

5 结 语

为了解决 MPC 运行效率较低与控制精度不足等问题，提出了 GA-PSO-MPC 算法，并对算法进行了性能验证。通过建立 Carsim/Simulink 联合仿真模型，分别测试了所提出的控制算法的运行效率、路径跟踪效果与控制系统鲁棒性。结果表明，经过优化后的路径跟踪控制器的控制性能优于传统 MPC 控制器。其中，控制器运行效率提高了 68.85%，最大误差降低了 63.9%。综上所述，本文提出的 GA-PSO-MPC 控制器在道路曲率变化较大、车速较快的情况下，能够使车辆更好地跟踪目标路径，并具备优秀的稳定性和鲁棒性，可以有效解决传统模型预测控制器运行效率低、跟踪精度不足等问题。

本文测试场景只考虑了常规路面行驶工况，驾驶场景较为简单。未来拟在实车上进一步验证本文方案，并对多弯道等复杂场景以及道路附着不良等情况进行测试。

参考文献/References：

[1] LI Shaohua，YANG Zekun，LI Baolu. Four-wheel steering vehicle trajectory tracking control based on PSO optimized MPC[J]. Physica Scripta，2024. DOI：10.1088/1402-4896/ad6d16.

[2] 陈慧岩，陈舒平，龚建伟. 智能汽车横向控制方法研究综述[J]. 兵工学报，2017，38(6)：1203-1214.
CHEN Huiyan，CHEN Shuping，GONG Jianwei. A review on the research of lateral control for intelligent vehicles[J]. Acta Armamentarii，2017，38(6)：1203-1214.

[3] LI Zihan，WANG Ping，LIU Hanghang，et al. Coordinated longitudinal and lateral vehicle stability control based on the combined-slip tire model in the MPC framework[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2021. DOI：10.1016/j.ymssp.2021.107947.

[4] 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 Yimeng，TONG Qiuhong，SUN Zhaoxiang，et al. Optimization design of lateral LQR controller for intelligent vehicle based on GA-PSO[J]. Automobile Technology，2024(3)：47-55.

[5] 李晓龙，黄鹤，杨澜，等. 多策略鹈鹕算法优化的车辆轨迹跟踪 MPC 控制器[J/OL]. 上海交通大学学报(2024-11-13)[2025-07-15]. https://link.cnki.net/doi/10.16183/j.cnki.jsjtu.2024.316.
LI Xiaolong，HUANG He，YANG Lan，et al. Multi-strategy pelican algorithm optimized MPC controller for vehicle trajectory tracking[J/OL]. Journal of Shanghai Jiaotong University(2024-11-13)[2025-07-15]. https://link.cnki.net/doi/10.16183/j.cnki.jsjtu.2024.316.

[6] 周义棚，李聪，杨威. 基于改进的模型预测控制无人驾驶车辆路径跟踪控制[J]. 上海工程技术大学学报，2023，37(2)：164-172.
ZHOU Yipeng，LI Cong，YANG Wei. Path following control of unmanned vehicle based on improved model predictive control[J]. Journal of Shanghai University of Engineering Science，2023，37(2)：164-172.

[7] GUO Hongyan，CAO Dongpu，CHEN Hong，et al. Model predictive path following control for autonomous cars considering a measurable disturbance：Implementation，testing，and verification[J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2019，118：41-60.

[8] WANG Zhou，SU Weixing. Research and application of trajectory tracking control algorithm based on LQR and PID[C]//2023 2nd International Conference on Artificial Intelligence，Human-Computer Interaction and Robotics (AIHCIR). Tianjin：IEEE，2023：116-120.

[9] SUN Mingxiao，JI Changyu，LUAN Tiantian，et al. LQR pendulation reduction control of ship-mounted crane based on improved grey wolf optimization algorithm[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing，2023，24(3)：395-407.

[10] 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 Huili，GAO Yuan，TAN Guangxing，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.

[11] 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 Yaxuan，LUO Jiannan，LUO Xiaotao，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.

[12] SUN Chuanyang，ZHANG Xin，ZHOU Quan，et al. A model predictive controller with switched tracking error for autonomous vehicle path tracking[J]. IEEE Access，2019，7：53103-53114.

[13] HE Jie，HU Lian，WANG Pei，et al. Path tracking control method and performance test based on agricultural machinery pose correction [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2022. DOI：10. 1016/j. compag. 2022. 107185.

[14] KATOCH S，CHAUHAN S S，KUMAR V. A review on genetic algorithm：Past，present，and future[J]. Multimedia Tools and Applications，2021，80(5)：8091-8126.

[15] CAI Xiwen，GAO Liang，LI Xinyu. Efficient generalized surrogate-assisted evolutionary algorithm for high-dimensional expensive problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation，2020，24(2)：365-379.

[16] 胡瑞，曹竞辉. 基于多策略改进粒子群算法的新能源汽车驱动轴承优化研究[J]. 时代汽车，2025(11)：123-125.
HU Rui，CAO Jinghui. Research on optimization of drive bearings for new energy vehicles based on multi-strategy improved particle swarm algorithm[J]. Auto Time，2025(11)：123-125.

[17] 马骢瑶，王建元. 智能算法在自动化飞行控制系统中的应用[J]. 信息与电脑，2025，37(9)：55-57.
MA Congyao，WANG Jianyuan. Application of intelligent algorithms in automated flight control systems[J]. Information & Computer，2025，37(9)：55-57.