

# 基于高斯过程回归进气量预测的 汽油机空燃比控制

赵靖华<sup>1,2</sup>, 刘 妲<sup>1</sup>, 周宇麒<sup>1</sup>, 闻 龙<sup>1</sup>, 刘倩妤<sup>1</sup>, 刘 捷<sup>3</sup>, 解方喜<sup>2</sup>

(1. 吉林师范大学 数学与计算机学院, 吉林 四平 136000; 2. 吉林大学 汽车仿真与控制国家重点实验室, 长春 130022; 3. 吉林交通职业技术学院 交通信息学院, 长春 130012)

**摘要:** 针对传统基于模型预测技术对于进气量的连续变化以及随机性分析不足的问题, 提出了一种基于高斯过程回归(GPR)进气量预测的汽油机空燃比反馈控制方法。仿真分析结果表明: 相比于进气量传感器实时反馈控制方法, 两种发动机瞬态工况下本文控制方法的lambda平均误差分别降低了12%和29%, 有效提高了空燃比的控制精度, 同时又具有较强的抗干扰性。

**关键词:** 高斯过程回归; 实时反馈控制; 进气量预测; 空燃比控制

**中图分类号:** TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2025)06-1854-08

**DOI:** 10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240829

## Air-fuel ratio control of gasoline engines based on Gaussian process regression intake prediction

ZHAO Jing-hua<sup>1,2</sup>, LIU Da<sup>1</sup>, ZHOU Yu-qi<sup>1</sup>, WEN Long<sup>1</sup>, LIU Qian-yu<sup>3</sup>, LIU Jie<sup>1</sup>, XIE Fang-xi<sup>2</sup>

(1. Mathematics and Computer College, Jilin Normal University, Siping 136000, China; 2. State Key Laboratory of Automotive Simulation and Control, Jilin University, Changchun 130022, China; 3. Transportation Information College, Jilin Communications Polytechnic, Changchun 130012, China)

**Abstract:** To address the problem of insufficient analysis of continuous changes and randomness in traditional model-based prediction techniques, a gasoline engine air-fuel ratio feedback control method based on Gaussian Process Regression (GPR) intake quantity prediction is proposed. The simulation analysis results show that compared with the real-time feedback control method of the intake air sensor, the lambda average error of the control method proposed in this paper is reduced by 12% and 29% respectively under the transient operating conditions of the two engines, effectively improving the control accuracy of the air-fuel ratio, while also having strong anti-interference ability.

**Key words:** Gaussian process regression; real-time feedback control; intake prediction; air-fuel ratio control

收稿日期: 2024-07-23.

基金项目: 吉林省科技厅项目(20240601034RC); 吉林省教育厅项目(JJKH20241144KJ).

作者简介: 赵靖华(1980-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 先进控制理论应用. E-mail: zhaojh08@mails.jlu.edu.cn

通信作者: 解方喜(1982-), 男, 教授, 博士. 研究方向: 发动机控制. E-mail: xiefx@jlu.edu.cn

## 0 引言

为满足严格的排放法规要求,空燃比的精确控制成为当前车用汽油机控制的关键技术。文献[1]通过安装在节气门前端的空气流量传感器(Mass air flow sensor,MAFS)测量进气量,从而实现空燃比控制。由于近年来越来越多的新技术应用到汽油发动机中,进气歧管内的流动更加复杂,瞬态工况会造成测量值与实际值存在较大误差<sup>[2]</sup>。因此,进气流量的有效估计是发动机的控制关键。

关于进气量的估计,国内外学者展开了大量研究,大致分为基于机理模型和人工智能数据分析两种方法。文献[3]根据发动机转速、进气压力、温度等基于机理模型计算进气流量,瞬态条件下有效地避免了流量传感器动态变化以及进气歧管充排气效应对估计精度的影响。文献[4]考虑到多气缸发动机进气冲程耦合问题,在曲轴转角域内设计基于多采样速率的进气量估计算法,并验证了算法的可行性。文献[5]构建了增程式发动机的平均值模型,设计了自适应观测器估算缸内进气量,并且根据移动平均值滤波算法处理传感器信号。文献[6]考虑到发动机气路强非线性特点,采用了扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter,EKF)状态观测器实现对进气量的估计。文献[7]使用无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter,UKF)算法估计进气量,暂态试验结果表明,相比于EKF方法,UKF不需要计算模型的雅可比矩阵,而且计算精度也有所提高。

随着人工智能和神经网络技术的发展,有学者提出了基于数据分析的进气量估计方法。文献[8]利用混沌径向基函数(Radial basis function,RBF)模型估计进气量,试验结果表明,该方法的估计效果优于进气量平均值模型方法。文献[9]利用神经网络建立模型估计进气量,仿真结果表明,估计误差波动较小,但是会出现泛化性不高、陷入局部最小值的情况。文献[10]提出了基于支持向量回归机(Support vector machine,SVM)的进气流量估计模型,并利用遗传算法(Genetic algorithm,GA)进行寻优,与RBF等估计模型相比,SVM方法具有更高的估计精度,但是实时运算能力较差。但是,进气量是动态的,具有主观性和随机性,任何进气量估计都存在着不确定性,在准确、有效估计进气量的同时量化预测进气量的不确定性是一个难题。

2000年以后,高斯过程回归(Gaussian process regression,GPR)方法在非线性系统建模领域中得到了广泛应用<sup>[11]</sup>。随着GPR方法的不断发展,其性能得到了更多学者的认可,被广泛应用于各个领域。文献[12]基于GPR模型提出了空天飞行器气路动态建模方法,能够更加快速、准确地预测气路动态。文献[13]基于GPR算法建立了非参数模型,该方法解决了不同环境下复杂多变性的干扰问题。文献[14]利用组合核函数的GPR方法预测了发动机性能。相比RBF以及其他线性回归方法,GPR方法能够在给出预测结果的同时提供置信区间,并且具有较高的非线性系统预测精度。

随着全球对节能减排需求的不断提高,排放法规也将越来越严格。为了应对“国七”及以上排放法规,发动机各个部件从硬件到软件都需要更新换代,其中包括发动机空燃比控制系统。基于数据分析的人工智能技术能够有效提高空燃比控制技术的水平。因此,本文提出了一种基于GPR进气量预测的汽油机空燃比反馈控制方法。仿真结果表明,本文控制方法有效提高了空燃比的控制精度,且具有较强的抗干扰性。

## 1 气路控制建模及GPR基本原理

### 1.1 汽油机气路的机理模型

本文根据Eriksson等<sup>[15,16]</sup>提出的发动机平均值模型,建立了面向气路控制的进气歧管压力、排气歧管压力以及发动机功率模型。进气歧管动力学模型描述了进气歧管内部气体压力的变化特性。将进气歧管当做固定容积,流入进气歧管的气体可记为 $W_c$ (kg/s),流出歧管的气体流量即进入气缸的空气质量流量,记为 $W_{cyl}$ (kg/s),依据质量守恒定律,可得进气歧管内的空气质量流量 $W_{im}$ (kg/s)为:

$$W_{im} = W_c - W_{cyl} \quad (1)$$

根据理想气体状态方程 $PV = mRT$ (其中, $m$ 为物质量, $R$ 为气体常数),忽略进气过程中温度变化,可得进气歧管压强为:

$$P_{im} = \frac{RT_{im}}{V_{im}}(W_c - W_{cyl}) \quad (2)$$

式中: $P_{im}$ 、 $T_{im}$ 、 $V_{im}$ 分别为进气歧管的压强、温度和体积。

气缸模型描述了气缸内空气和压缩天然气燃

烧做功的过程。空气通过进气歧管进入气缸,所以进气量与进气歧管压强有关,气缸内的混合气体燃烧做功推动发动机曲轴转动,发动机曲轴端输出的转速决定了气缸每次循环做功的周期,所以进气流量是进气歧管压强和发动机转速的函数,根据经验公式,进入气缸空气量为:

$$W_{cyl} = \frac{P_{im}}{RT_{im}} \cdot \eta_{vol}(P_{im}, N) \cdot V_{disp} \cdot \frac{N}{120} \quad (3)$$

式中:  $V_{disp}$  为发动机总排量;  $N$  为发动机转速;  $\eta_{vol}(P_{im}, N)$  为发动机的容积效率,其建模形式为发动机转速和进气歧管压强的函数。

$$\eta_{vol} = c_{vol1} \sqrt{P_{im}} + c_{vol2} \sqrt{N} + c_{vol3} \quad (4)$$

式中:  $c_{vol1}$ 、 $c_{vol2}$  和  $c_{vol3}$  均为拟合参数。

排气歧管动力学模型描述了排气歧管内部气体压强的变化特性。从气缸排出的废气通过排气歧管,其质量流量记为  $W_{exh}$  (kg/s),根据质量守恒,它等于进入气缸空气量  $W_{cyl}$  (kg/s) 和压缩天然气喷射量  $W_{fuel}$  (kg/s) 之和,排气歧管内部的气体质量流量为  $W_{em}$ ,由此可得:

$$W_{em} = W_{cyl} + W_{fuel} \quad (5)$$

与进气歧管压强推导过程相似,可得排气歧管压强动力学方程为:

$$P_{ex} = \frac{RT_{ex}}{V_{ex}} (W_{cyl} + W_{fuel}) \quad (6)$$

式中:  $P_{ex}$ 、 $T_{ex}$ 、 $V_{ex}$  分别为排气歧管的压强、温度和体积。

本文建立的汽油机发动机功率模型为:

$$P_{Eng} = \frac{2\pi N}{60} [T_i - T_p - T_f] \quad (7)$$

式中:  $P_{Eng}$  为发动机的需求功率;  $T_i$ 、 $T_p$  和  $T_f$  分别为指示扭矩、泵气损失扭矩和摩擦扭矩。

发动机燃烧后产生的指示扭矩模型为:

$$T_i = \frac{120 W_{fuel} LHV_f \eta_i}{4\pi} \quad (8)$$

式中:  $LHV_f$  为燃油低热值;  $\eta_i$  为总指示热效率,其建模形式为:

$$\eta_i = \eta_{igch} \left( 1 - \frac{1}{r_c^{\gamma_{cyl} - 1}} \right) \quad (9)$$

式中:  $\eta_{igch}$  为燃烧室效率,根据测量值估计得到;  $r_c$  为压缩比;  $\gamma_{cyl}$  为比热容比。

此外,泵气损失扭矩模型为:

$$T_p = \frac{V_{disp} (P_{ex} - P_{in})}{4\pi} \quad (10)$$

摩擦扭矩模型为:

$$T_f = \frac{(a_1 N^2 + a_2 N + a_3)}{4\pi} \quad (11)$$

式中:  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$  为多项式系数,由实验数据拟合得到。

将式(8)(10)(11)代入式(7),得到发动机功率模型为:

$$P_{Eng} = \frac{2\pi N}{60} \left[ \frac{120 W_{fuel} LHV_f \eta_i}{4\pi} - \frac{(P_{ex} - P_{in}) V_{disp}}{4\pi} - \frac{(a_1 N^2 + a_2 N + a_3)}{4\pi} \right] \quad (12)$$

### 1.2 汽油机气路控制模型验证

基于某型号汽油发动机(基本参数如表 1 所示)瞬态数据,拟合上述平均值模型参数,得到了发动机气路仿真模型。瞬态工况下的模型验证分析结果如图 1 所示,瞬态试验数据包含 3 个输入(发动机转速  $N$ 、进气量  $W_c$  以及喷油量  $W_{fuel}$ ) 和 1 个输出(扭矩  $T_e$ )。这些数据总时长为 200 s,采样时刻为 0.1 s。如图 1(d) 所示,模型仿真(model)和试验数据(data)对比结果表明,该发动机模型平均误差达到 90.14%,能够满足发动机气路控制仿真测试需求。

表 1 发动机模型参数

Table 1 Engine model parameters

参数	数值
发动机气缸数/个	4
发动机总排量/L	1.998
额定转速/(r·min <sup>-1</sup> )	5 000
最大净功率/(kW·r·min <sup>-1</sup> )	72/6 000
进气歧管体积/L	2

### 1.3 GPR 基本原理

GPR 是一种非参数的回归方法,核心思想是将输入数据视为从一个多元高斯分布中抽取的样本,用于建模和预测数据。发动机进气是一种多维非线性的变化过程,而 GPR 方法具有处理非线性问题的回归优势,将其用于进气量预测。

GPR 是由随机变量集合定义的一个随机过程,其分布是所有随机变量的联合分布。因此, GPR 是建立在连续域上的函数分布。对于给定的训练集  $D = (X, Y)$ , 以  $n$  个输入特征构成  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ ,  $X \in R^{n \times d}$ , 其中,第  $i$  个输入特征  $x_i$  为  $d$  维向量,对应的目标值为  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ ,  $Y \in R^{n \times 1}$ 。考虑到一个 GPR 模型实际输出中包含噪声,因此 GPR 问题可以建模为:

$$y_i = f(x_i) + \epsilon \quad (13)$$

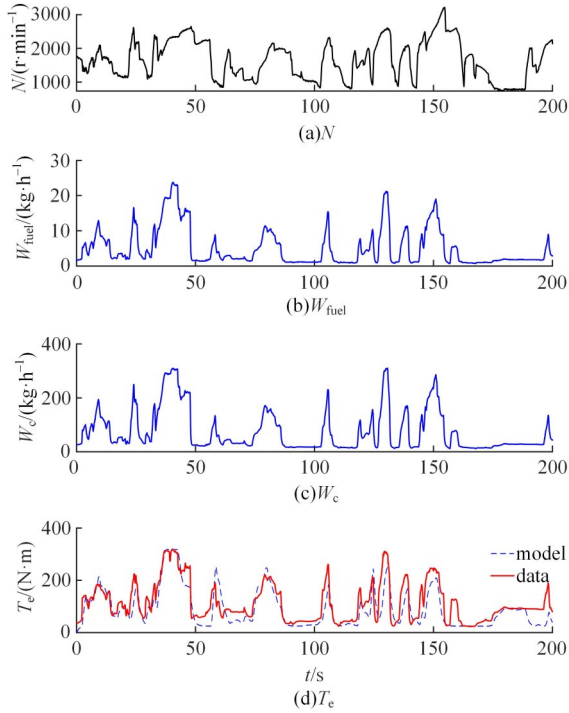


图 1 发动机模型验证结果

Fig. 1 Verification results of engine model

式中:  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $\varepsilon$  为高斯噪声, 且噪声服从均值为 0、方差为  $\sigma_n^2$  的高斯分布。

一个高斯过程可由均值函数  $m(x)$  和协方差函数  $k(x, x')$  决定, 即:

$$\begin{cases} m(x) = E[f(x)] \\ k(x, x') = E[(f(x) - m(x)) \cdot (f(x') - m(x'))] \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $E(\cdot)$  为均值函数。

由于 0 均值先验具有泛用性, 所以一般将先验均值函数设为 0, 即  $m(x) = 0$ , 则 GPR 可以简化为  $y \sim \text{GP}(0, k(x, x'))$ 。协方差函数用矩阵形式可以表示为:

$$\text{COV}(X, X) = K(X, X) + \sigma_n^2 I \quad (15)$$

式中:  $I$  为  $N \times N$  的单位矩阵;  $\text{COV}(X, X)$  为  $N \times N$  的协方差矩阵;  $K(X, X)$  为  $N \times N$  的核矩阵。

核函数能够实现非线性映射, 可以表征协方差函数, 将 SE 核函数与 RQ 核函数组合成新的组合核函数:

$$K(x, x') = \sigma_{SE}^2 \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2l_{SE}^2}\right) + \sigma_{RQ}^2 \left(1 + \frac{\|x - x'\|^2}{2\alpha_{RQ} l_{RQ}^2}\right)^{-\alpha_{RQ}} \quad (16)$$

式中:  $l_{SE}, l_{RQ}$  为信号特征长度的尺度, 用于描述函数的平滑程度;  $\sigma_{SE}^2$  为信号的标准差, 用于表示拟合函数与信号均值的偏差;  $\alpha_{RQ}$  为正值尺度混合参数;  $\sigma_{RQ}^2$  为调节协方差函数变化的垂直尺度因子;  $\|x - x'\|^2$  为输入向量  $x$  与  $x'$  之间的欧氏距离平方。

根据贝叶斯原理, 高斯过程模型在训练集  $D$  内建立先验函数, 在测试数据  $X^*$  上转化为后验分布, 因此根据测试数据输入得到的预测结果  $y_*$  与训练集数据的目标值  $y$  形成联合高斯分布, 即:

$$\begin{bmatrix} y \\ y_* \end{bmatrix} \sim N\left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma_n^2 I_{N \times N} & K(X, X_*) \\ K(X_*, X) & K(X_*, X_*) \end{bmatrix}\right) \quad (17)$$

式中:  $K(X, X)$  为训练集输入特征的自协方差矩阵;  $K(X_*, X_*)$  为测试集输入特征的自协方差矩阵;  $K(X, X_*)$  为训练集数据与测试集数据输入特征之间的协方差矩阵。

根据式(16)中的联合分布可计算  $y_*$  的边缘分布为:

$$y_* \sim N\left(K(X_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I]^{-1} y, K(X_*, X_*) - K(X_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I]^{-1} K(X, X_*)\right) \quad (18)$$

预测均值  $\mu(y_*)$  和预测方差  $\sigma^2(y_*)$  分别为:

$$\begin{cases} \mu(y_*) = K(X_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I]^{-1} y \\ \sigma^2(y_*) = K(X_*, X_*) - K(X_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I]^{-1} K(X, X_*) \end{cases} \quad (19)$$

## 2 GPR 进气量预测空燃比控制

### 2.1 进气量传感器实时 PID 反馈

如图 2 所示, 通过 MAF 传感器获得实时进气量  $W_c$ , 计算得到空燃比  $\lambda$  与目标  $\lambda^*$  之间的差值, 再由 PID 控制器调节得到喷油量  $W_{fuel}$ 。

### 2.2 基于 GPR 的进气量预测方法

如图 3 所示, 本文提出了一种基于 GPR 的

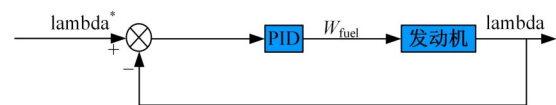


图 2 进气量传感器实时 PID 反馈控制框图

Fig. 2 Control diagram of real-time PID feedback with intake sensor

气量预测方法。采集当前时刻前 2 s 历史进气量测量数据,利用 GPR 技术预测未来 1 s 进气量的均值,其中数据采样时刻均为 0.1 s。基于 GPR 的进气量预测方法的主要步骤为:①采集发动机

2 s 历史进气量数据,建立训练数据集;②初始化核函数;③初始化超参数以及先验模型;④优化超参数;⑤得到 GPR 进气量预测模型;⑥预测未来 1 s 时域的进气量均值。如图 4 所示,图 4(a)为 800 s 瞬态工况 GPR 进气量预测效果,实线 data 为真实发动机进气量,虚线  $\hat{W}_c$  为通过 GPR 方法预测的进气量均值;图 4(b)(c)分别为图 4(a)相应部分的置信区间。对比结果表明,进气量实际值和预测值的平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)<sup>[17]</sup>为 38.65 kg/h。

本文平均绝对误差计算公式为:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\mu(y_i) - y_i| \quad (20)$$

### 2.3 基于 GPR 进气量预测的空燃比反馈控制

如图 5 所示,通过 MAF 传感器获得  $W_c$  的 2 s 历史数据,由 GPR 进气量预测模块得到未来 1 s 的均值  $\hat{W}_c$  估计数据,再由 lambda 模型得到未来 1 s 的 lambda 估计值,该值分别与目标 lambda\* 做差值,经 PID 控制器调节后得到未来 1 s 的  $\hat{W}_{fuel}$  控

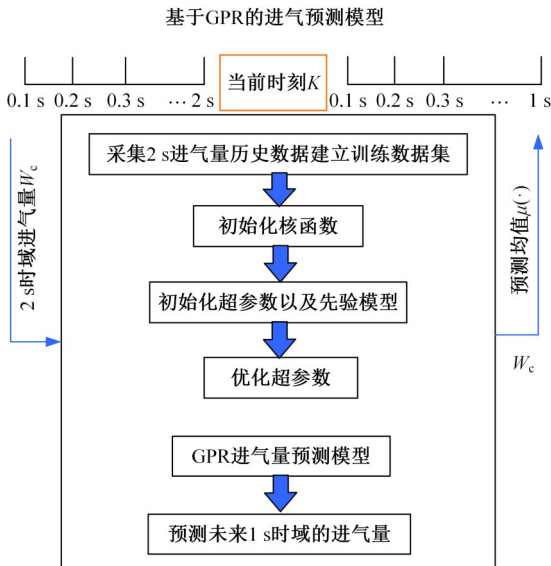
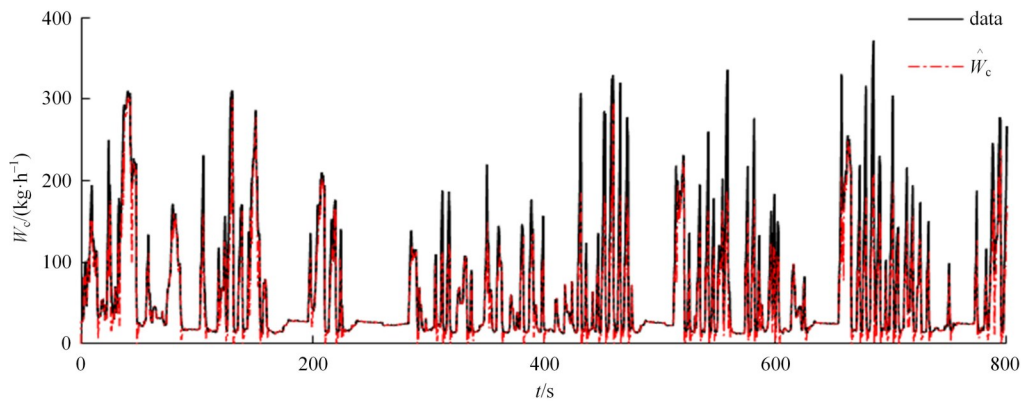
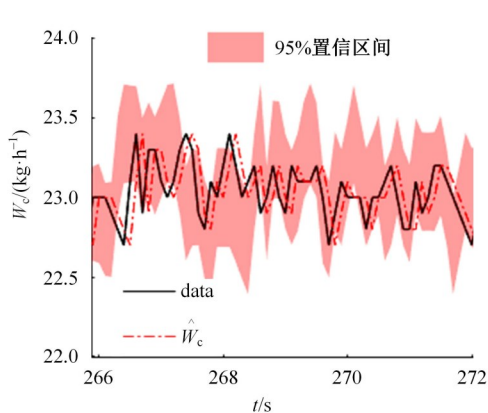


图 3 GPR 进气量预测流程图

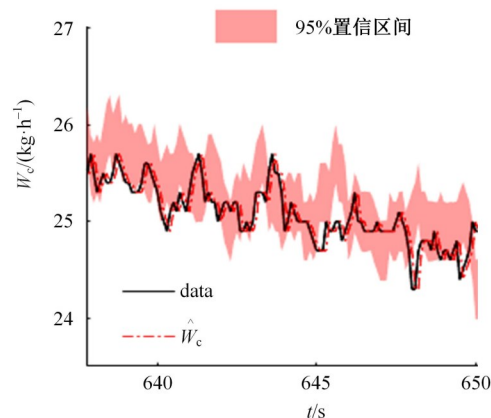
Fig. 3 Flowchart of GPR intake prediction



(a)800 s瞬态工况GPR进气量预测效果



(b)270 s左右置信区间效果



(c)645 s左右置信区间效果

图 4 瞬态工况进气量预测效果

Fig. 4 Prediction effect of intake volume under transient operating conditions

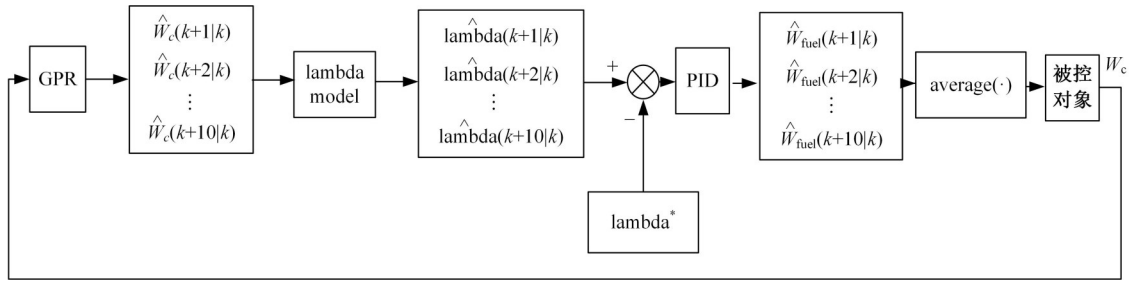


图 5 基于 GPR 进气量预测的空燃比反馈控制框图

Fig. 5 Diagram of air-fuel ratio feedback control based on GPR intake prediction

制量,最后经过平均值模块得到当前的最终燃油控制量  $W_{fuel}$ 。

### 3 仿真对比分析

本文以某型号发动机两种瞬态工况数据为基准,对比分析了前文介绍的空燃比控制方法,结果如图 6 和图 7 所示。其中,图(a)(b)分别为发动机运行的瞬态工况转速  $N$  和扭矩  $T_c$ ;图(c)为试验真实数据进气量  $data$  与 GPR 进气量预测均值  $\hat{W}_c$  的对比结果;图(d)为理想  $\lambda$  基准  $data$  为 1, 与进气量传感器实时反馈控制(PID)和基于 GPR

进气量预测的空燃比反馈控制(GPR 反馈)的  $\lambda$  对比结果 2;图(e)为 GPR 反馈方法的实时运行时间,在 0.1 s 采样时刻以内,具有实时性。

表 2 中统计了两种瞬态工况下进气量预测及  $\lambda$  控制效果。对比结果表明,本文提出的基于 GPR 进气量的预测方法在两种瞬态工况下的平均绝对误差(MAE)为 35.89 kg/h;相比于进气量传感器实时 PID 反馈方法,本文控制方法在 200 s 和 800 s 瞬态工况下  $\lambda$  控制平均误差分别降低了 12% 和 29%,有效提高空燃比控制精度的同时又具有较强的抗干扰性。

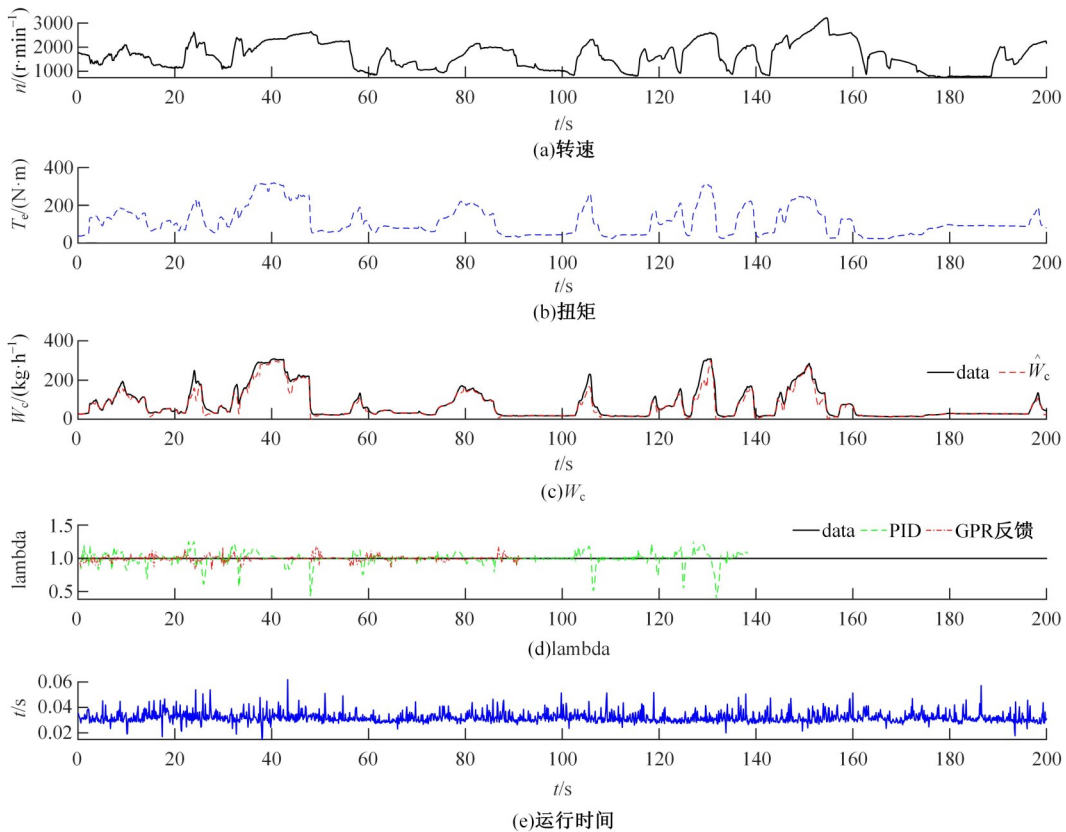


图 6 200 s 瞬时工况条件下两种方法的对比结果

Fig. 6 Comparison results of two methods under transient operating conditions of 200 s

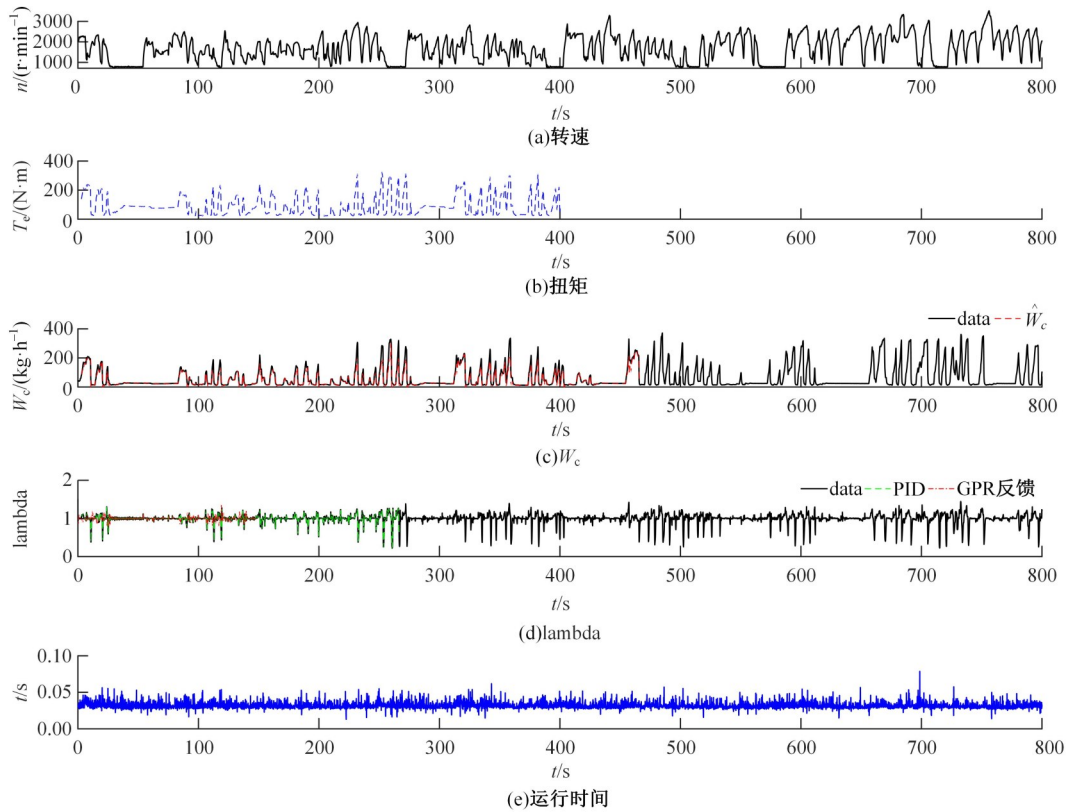


图 7 800 s 瞬态工况条件下两种方法的对比结果

Fig. 7 Comparison results of two methods under transient operating conditions of 800 s

表 2 两种瞬态工况下进气量预测及 lambda 控制效果

Table 2 Results of intake prediction and lambda control under two transient operating conditions

方法	200 s 瞬态工况	800 s 瞬态工况	平均值	
GPR 进气量预测 MAE/(kg·h <sup>-1</sup> )	33.14	38.65	35.890	
lambda 控制平均	PID 反馈	0.059	0.061	0.060
误差/(kg·h <sup>-1</sup> )	GPR 反馈	0.052	0.043	0.048

#### 4 结束语

针对传统基于模型预测技术对于进气量的连续变化以及随机性分析不足的问题,提出了一种基于 GPR 进气量预测的汽油机空燃比反馈控制方法。仿真结果表明,相比于进气量传感器实时 PID 反馈控制方法,本文控制方法在 200 s 和 800 s 瞬态工况下的 lambda 控制平均误差分别降低 12% 和 29%,能够有效提高空燃比控制精度,并且预测进气量计算时间依旧在 0.1 s 采样时刻以内,具有实时性。本文基于传统的进气传感器,引入新的数据分析人工智能技术,实现了较高的空燃比控制效果,也在一定程度上降低了硬件升级改造的成本。

#### 参考文献:

[1] Liu J P, Xia X L, Wang Y, et al. Development of a fast response high accuracy virtual air flow meter for internal combustion engine applications[C]//2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, Shanghai, China, 2011: 1037-1041.

[2] Piqueras P, De La Morena J, Sanchis E J, et al. Impact of exhaust gas recirculation on gaseous emissions of turbocharged spark-ignition engines[J]. Applied Sciences, 2020, 10(21): No. 7634.

[3] 杜永波. 基于进气量预测的汽油机缸内高压喷水控制模型研究[D]. 重庆: 重庆大学能源与动力工程学院, 2022.

Du Yong-bo. Research on control mode 1 of in-cylinder high pressure water injection of gasoline engine based on prediction of air intake[D]. Chongqing: School of Energy and Power Engineering, Chongqing University, 2022.

[4] Zhao Y N, Shen T L, Jiao X H, et al. Air-fuel ratio transient control design for gasoline engines based on individual cylinder air charge estimation[C] //SAE Technical Paper, 2013-01-0102.

- [5] 孙铂奇. 增程器发动机进气量估计方法研究及实验验证[D]. 长春: 吉林大学汽车工程学院, 2020.  
Sun Bo-qi. The study on intake flow estimation method of range-extender engine and experimental verification[D]. Changchun: College of Automotive Engineering, Jilin University, 2020.
- [6] Lei M, Jie L, Xu Y, et al. Intake air mass observer design based on extended Kalman filter for air-fuel ratio control on SI engine[J]. *Energies*, 2019, 12(18): NO. 3444.
- [7] 冯煜, 焦晓红. 汽油机非线性卡尔曼滤波暂态进气量估计及空燃比控制[J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(4): 546-553.  
Feng Yu, Jiao Xiao-hong. Transient cylinder air charge estimation with nonlinear Kalman filter for air-fuel ratio control of gasoline engines[J]. *Control Theory and Applications*, 2015, 32(4): 546-553.
- [8] Xie F Q. Gasoline engine intake flow forecast study of chaotic RBF neural network[C]//Seventh International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, Nanchang, China, 2015: 506-511.
- [9] Wang Y M, Zhang F J, Cui T, et al. Fault diagnosis for manifold absolute pressure sensor (MAP) of diesel engine based on Elman neural network observer[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 29: 386-395.
- [10] 张五龙, 李岳林, 杨得志, 等. 基于SVR的汽油机过渡工况进气量预测研究[J]. *车用发动机*, 2023(1): 44-51.  
Zhang Wu-long, Li Yue-lin, Yang De-zhi, et al. Research on gas intake prediction of gasoline engine under transition condition based on SVR[J]. *Vehicle Engine*, 2023(1): 44-51.
- [11] Seeger M. Gaussian processes for machine learning [J]. *International Journal of Neural Systems*, 2004, 14(2): 69-106.
- [12] 季廷炜, 查旭, 谢芳芳, 等. 基于高斯过程回归的航天飞行器多精度气动建模方法[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2023, 57(11): 2314-2324.  
Ji Ting-wei, Zha Xu, Xie Fang-fang, et al. Multi-fidelity aerodynamic modeling method of aerospace vehicles based on Gaussian process regression[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2023, 57(11): 2314-2324.
- [13] 杨映荷, 魏汉迪, 范迪夏, 等. 基于高斯过程回归和深度强化学习的水下扑翼推进性能寻优方法[J]. *上海交通大学学报*, 2023, 188: 1-16.  
Yang Ying-he, Wei Han-di, Fan Di-xia, et al. Optimization method of underwater flapping foil propulsion performance based on Gaussian process regression and deep reinforcement learning[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2023, 188: 1-16.
- [14] Shi X Y, Jiang D G, Qian W W, et al. Application of the Gaussian process regression method based on a combined kernel function in engine performance prediction[J]. *ACS Omega*, 2022, 7(45): No. 41732.
- [15] Eriksson L, Lindell T, Leufven O, et al. Scalable component-based modeling for optimizing engines with supercharging, E-boost and turbo compound concepts[J]. *SAE International Journal of Engines*, 2012, 5(2): 579-595.
- [16] Eriksson L, Thomasson A, Ekberg K, et al. Look-ahead controls of heavy duty trucks on open roads-six benchmark solutions[J]. *Control Engineering Practice*, 2019, 83: 45-66.
- [17] Willmott C J. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance[J]. *Climate Research*, 2005, 30(1): 79-82.