



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114879644 A

(43) 申请公布日 2022. 08. 09

(21) 申请号 202210582198.3

(22) 申请日 2022.05.26

(71) 申请人 吉林大学

地址 130012 吉林省长春市人民大街5988号

(72) 发明人 陈虹 祖伟航 史晓雨 蔡硕
曲婷 陈启军 王宇雷 胡云峰

(74) 专利代理机构 吉林长春新纪元专利代理有
限责任公司 22100

专利代理师 白冬冬

(51) Int. Cl.

G05B 23/02 (2006.01)

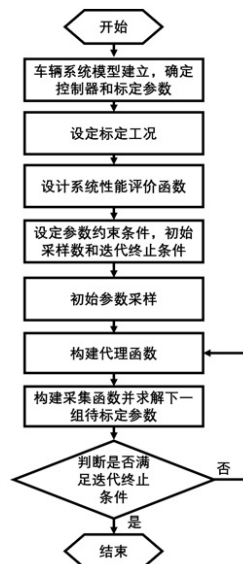
权利要求书3页 说明书10页 附图6页

(54) 发明名称

汽车自适应巡航系统控制器参数快速标定方法

(57) 摘要

一种汽车自适应巡航系统控制器参数快速标定方法,属于自动化控制技术领域。本发明的目的是利用径向基函数和反向距离加权函数进行自适应巡航系统参数标定,在参数最优基础上极大的缩减了优化时间,加速了参数标定过程的汽车自适应巡航系统控制器参数快速标定方法。本发明步骤:选择控制器,确定待标定参数,设定标定工况,设计系统性能评价函数,设定参数约束条件,初始参数采样,构建代理函数,构建采集函数并求解下一组待标定参数,判断是否满足迭代终止条件。本发明在满足自动驾驶车辆性能要求的同时兼顾标定快速性,极大的节约了时间。



1. 一种汽车自适应巡航系统控制器参数快速标定方法,其特征在于:其步骤是:

S1. 建立车辆系统模型,选择控制器,确定待标定参数

本车的速度和加速度分别为 v 和 a ,前车的速度和加速度分别为 v_L 和 a_L ,则两车的相对速度为 $\Delta v = v_L - v$,取两车实际间距为 d ,两车期望间距 d_{des} 由期望间距模型计算,期望间距模型为:

$$d_{des} = \tau_H v_H - k_1 \Delta v + d_0 \quad (1)$$

式中, $\tau_H = 1.5$, $k_1 = 5$, $d_0 = 2.5$,则车辆的跟车误差为 $\Delta d = d - d_{des}$;

车辆期望加速度 a_{des} 由上层控制器计算,在下层控制器执行,因此实际加速度 a 比期望加速度 a_{des} 存在滞后,用一阶惯性环节来表示:

$$a = \frac{1}{T_0 s + 1} \cdot a_{des} \quad (2)$$

式中, T_0 为时间常数;

由上述跟车模型建立汽车自适应巡航系统的状态空间方程为

$$\dot{z} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & k_1 - \tau_H \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1/T_0 \end{bmatrix} z + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/T_0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} -k_1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \omega \quad (3)$$

式中, $z = [\Delta d \ \Delta v \ a]^T$ 为系统状态量, $u = [a]$ 为系统输入量, $\omega = [a_L]$ 为系统干扰项,

对于线性二次型调节器,选取 Q 和 R 矩阵为待标定参数,其中 $Q = \begin{bmatrix} q_d & & \\ & q_v & \\ & & q_a \end{bmatrix}$, $R = [r]$;

S2. 设定标定工况

S3. 根据所标定的控制算法的功能定义设计系统性能评价函数

设计评价函数为:

$$f = \sum w_1 (\Delta d)^2 + w_2 a^2 + w_3 \dot{a} \quad (4)$$

其中, Δd 为两车实际距离和两车期望间距的差值, a 为本车加速度, \dot{a} 为本车加速度的导数,式中三项分别代表了算法的跟踪性,经济性和舒适性, w_1 、 w_2 、 w_3 分别为对应的权重系数;

S4. 设定参数约束条件,初始采样数 N_{init} 和迭代终止条件

参数约束条件为标定参数范围 (l, u) 和不等式约束集合 $X = \{x \in R^n, g(x) \leq 0\}$,代表了参数 x 所受到的约束, $g(x) < 0$ 具体为:

$$Ax + b < 0 \quad (5)$$

其中, A 是 $n \times n$ 维的矩阵, b 是 $n \times 1$ 维的向量;

考虑到参数的不同成分具有不同的范围,重新收缩变量使其放缩到 $[-1, 1]$ 之间,则约束被放缩为:

$$\begin{aligned} \bar{A} &= A \text{diag}\left(\frac{u-l}{2}\right) \\ \bar{b} &= b - A\left(\frac{u-l}{2}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

初始采样数 N_{init} 为初始采样参数个数,面对复杂的,参数较多的待优化问题,选择较大初始采样个数;

设定最大迭代不变次数 N_{max} ,当优化出的控制器参数不再变化的迭代次数 N_t 大于等于最大迭代不变次数 N_{max} 时,认为优化得到的参数为最优参数;

S5、初始参数采样

使用拉丁超立方采样法在控制器参数可行域内采样 N_{init} 组标定参数,通过仿真实验根据评价函数计算并记录每组参数对应的系统性能得分;

S6、构建代理函数

使用径向基函数构建代理函数,径向基函数被定义为:

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^N \beta_i \phi(\varepsilon d(x, x_i)) \quad (7)$$

其中, $d(x, x_i)$ 为两点间的欧式距离, ε 决定了径向基函数的形状, β_i 为代求径向基函数系数, ϕ 为高斯函数; $d(x, x_i)$ 为:

$$d(x, x_i) = \|x - x_i\|_2 \quad (8)$$

S7、构建采集函数并求解下一组采样参数

定义反距离加权函数的距离函数和方差函数用于构建采集函数 $a(x)$,反距离加权函数被定义为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N v_i(x) f_i \quad (9)$$

其中, f_i 是第 i 组采样参数对应的评估值, $v_i(x)$ 为权重函数, $v_i(x)$ 被定义为:

$$v_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x = x_i \\ 0 & \text{if } x = x_j, j \neq i \\ \frac{w_i(x)}{\sum_{j=1}^N w_j(x)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$w_i(x) = \frac{e^{-d^2(x, x_i)}}{d^2(x, x_i)} \quad (11)$$

其中, $d(x, x_i)$ 为两点间的欧式距离;

反距离加权函数的方差函数 $s(x)$ 表达式为:

$$s(x) = \sqrt{\sum_{i=1}^N v_i(x) (y(x) - f_i)^2} \quad (12)$$

反距离加权函数的距离函数 $z(x)$ 表达式为:

$$z(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in \{x_1, \dots, x_N\} \\ \frac{2}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^N w_i(x)} \right) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

则构建采集函数如下:

$$a(x) = \hat{f}(x) - \alpha s(x) - \delta \Delta F z(x) \quad (14)$$

其中 $\hat{f}(x)$ 为代理函数, $s(x)$ 为反距离加权函数的方差函数, $z(x)$ 为反距离加权函数的距离函数,

$\alpha, \delta \in [0, 1]$ 是表示采集函数探索未知区域程度的系数, $\alpha=0, \delta=0$ 时代表直接使用代理函数进行求解, $\alpha=1, \delta=1$ 时代表最高程度的探索未知区域;

S8、判断是否满足迭代终止条件

记录总迭代次数 $N=N+1$; 如果当前最优控制器参数与上一次最优控制器参数相等, 记录控制器参数不再变化的迭代次数 $N_t=N_t+1$; 如果当前最优控制器参数与上一次最优控制器参数不相等, 控制器参数不再变化的迭代次数 $N_t=1$; 如果 $N_t < N_{\max}$, 未达到迭代终止条件, 跳到步骤6, 否则输出最优控制器参数。

汽车自适应巡航系统控制器参数快速标定方法

技术领域

[0001] 本发明属于自动化控制技术领域。

背景技术

[0002] 车辆自适应巡航 (ACC) 系统在辅助驾驶系统占有重要的位置, 是现在智能汽车领域的一个热点。自适应巡航是在传统定速巡航基础上发展出来的新型的辅助驾驶技术, 可以减轻驾驶员长时间驾驶产生的疲劳度, 提高驾驶体验和行车安全性。与传统定速巡航相比, 自适应巡航的主动性更高, 它不仅具有定速巡航控制的能力, 还要具有行车过程中的跟车能力。自第一个自适应巡航系统被推出以来, 设计安全、可靠、高效和舒适的 ACC 系统一直是业界和研究人员的目标。PID 控制器, 线性二次型最优控制器 (LQR), 模型预测控制器 (MPC) 等不同种类控制器被广泛应用于 ACC 问题。

[0003] 一般来说, 在 ACC 设计过程中, 考虑车辆动力学的非线性、不同的环境和驾驶条件, 并调整控制器的参数, 可以提高系统的性能。面对不同的车辆动力学, 不同的性能需求, 进行控制器参数标定的工作量是较大的。目前主流的标定方法是基于专家经验手动对控制器参数进行调优, 这种方法费时费力, 且较难得到最优的控制器参数。粒子群算法, 遗传算法等启发式优化算法被应用于控制器的最优参数校正。对待标定控制器参数而言, 所设计的系统性能评价函数表达式往往不显含待标定的参数。也就是说, 我们只知道从输入 (待标定参数) 到输出 (系统性能评价函数) 的映射, 但映射关系的解析表达式未知。直接使用粒子群算法等优化算法求解复杂黑盒函数极小值在算法执行期间会进行大量计算, 将耗费大量时间。

发明内容

[0004] 本发明的目的是利用径向基函数和反向距离加权函数进行自适应巡航系统参数标定, 在参数最优基础上极大的缩减了优化时间, 加速了参数标定过程的汽车自适应巡航系统控制器参数快速标定方法。

[0005] 本发明的步骤是:

S1. 建立车辆系统模型, 选择控制器, 确定待标定参数

本车的速度和加速度分别为 v 和 a , 前车的速度和加速度分别为 v_L 和 a_L , 则两车的相对速度为 $\Delta v = v_L - v$, 取两车实际间距为 d , 两车期望间距 d_{des} 由期望间距模型计算, 期望间距模型为:

$$d_{des} = \tau_H v_H - k_1 \Delta v + d_0 \quad (1)$$

式中, $\tau_H = 1.5$, $k_1 = 5$, $d_0 = 2.5$, 则车辆的跟车误差为 $\Delta d = d - d_{des}$;

车辆期望加速度 a_{des} 由上层控制器计算, 在下层控制器执行, 因此实际加速度 a 比期望加速度 a_{des} 存在滞后, 用一阶惯性环节来表示:

$$a = \frac{1}{T_0 s + 1} \cdot a_{des} \quad (2)$$

式中, T_0 为时间常数;

由上述跟车模型建立汽车自适应巡航系统的状态空间方程为

$$\dot{z} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & k_1 - \tau_H \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1/T_0 \end{bmatrix} z + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/T_0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} -k_1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \omega \quad (3)$$

式中, $z = [\Delta d \ \Delta v \ a]^T$ 为系统状态量, $u = [a]$ 为系统输入量, $\omega = [a_L]$ 为系统干扰

项,对于线性二次型调节器,选取Q和R矩阵为待标定参数,其中 $Q = \begin{bmatrix} q_d & & \\ & q_v & \\ & & q_a \end{bmatrix}$, $R = [r]$;

S2、设定标定工况

S3、根据所标定的控制算法的功能定义设计系统性能评价函数

设计评价函数为:

$$f = \sum w_1 (\Delta d)^2 + w_2 a^2 + w_3 \dot{a} \quad (4)$$

其中, Δd 为两车实际距离和两车期望间距的差值, a 为本车加速度, \dot{a} 为本车加速度的导数,式中三项分别代表了算法的跟踪性,经济性和舒适性, w_1 、 w_2 、 w_3 分别为对应的权重系数;S4、设定参数约束条件,初始采样数 N_{init} 和迭代终止条件

参数约束条件为标定参数范围 (l, u) 和不等式约束集合 $X = \{x \in R^n, g(x) \leq 0\}$, 代表了参数 x 所受到的约束, $g(x) < 0$ 具体为:

$$Ax + b < 0 \quad (5)$$

其中, A 是 $n \times n$ 维的矩阵, b 是 $n \times 1$ 维的向量;

考虑到参数的不同成分具有不同的范围,重新收缩变量使其放缩到 $[-1, 1]$ 之间,则约束被放缩为:

$$\begin{aligned} \bar{A} &= A \text{diag}\left(\frac{u-l}{2}\right) \\ \bar{b} &= b - A\left(\frac{u-l}{2}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

初始采样数 N_{init} 为初始采样参数个数,面对复杂的,参数较多的待优化问题,选择较大初始采样个数;

设定最大迭代不变次数 N_{max} ,当优化出的控制器参数不再变化的迭代次数 N_t 大于等于最大迭代不变次数 N_{max} 时,认为优化得到的参数为最优参数;

S5、初始参数采样

使用拉丁超立方采样法在控制器参数可行域内采样 N_{init} 组标定参数,通过仿真实验根据评价函数计算并记录每组参数对应的系统性能得分;

S6、构建代理函数

使用径向基函数构建代理函数,径向基函数被定义为:

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^N \beta_i \phi(\varepsilon d(x, x_i)) \quad (7)$$

其中, $d(x, x_i)$ 为两点间的欧式距离, ε 决定了径向基函数的形状, β_i 为代求径向基

函数系数, ϕ 为高斯函数; $d(x, x_i)$ 为:

$$d(x, x_i) = \|x - x_i\|_2 \quad (8)$$

S7、构建采集函数并求解下一组采样参数

定义反距离加权函数的距离函数和方差函数用于构建采集函数 $a(x)$, 反距离加权函数被定义为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N v_i(x) f_i \quad (9)$$

其中, f_i 是第 i 组采样参数对应的评估值, $v_i(x)$ 为权重函数, $v_i(x)$ 被定义为:

$$v_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x = x_i \\ 0 & \text{if } x = x_j, j \neq i \\ \frac{w_i(x)}{\sum_{j=1}^N w_j(x)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$w_i(x) = \frac{e^{-d^2(x, x_i)}}{d^2(x, x_i)} \quad (11)$$

其中, $d(x, x_i)$ 为两点间的欧式距离;

反距离加权函数的方差函数 $s(x)$ 表达式为:

$$s(x) = \sqrt{\sum_{i=1}^N v_i(x) (y(x) - f_i)^2} \quad (12)$$

反距离加权函数的距离函数 $z(x)$ 表达式为:

$$z(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in \{x_1, \dots, x_N\} \\ \frac{2}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^N w_i(x)} \right) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

则构建采集函数如下:

$$a(x) = \hat{f}(x) - \alpha s(x) - \delta \Delta F z(x) \quad (14)$$

其中 $\hat{f}(x)$ 为代理函数, $s(x)$ 为反距离加权函数的方差函数, $z(x)$ 为反距离加权函数的距离函数,

$\alpha, \delta \in [0, 1]$ 是表示采集函数探索未知区域程度的系数, $\alpha=0, \delta=0$ 时代表直接使用代理函数进行求解, $\alpha=1, \delta=1$ 时代表最高程度的探索未知区域;

S8、判断是否满足迭代终止条件

记录总迭代次数 $N=N+1$; 如果当前最优控制器参数与上一次最优控制器参数相等, 记录控制器参数不再变化的迭代次数 $N_t=N_t+1$; 如果当前最优控制器参数与上一次最优控制器参数不相等, 控制器参数不再变化的迭代次数 $N_t=1$; 如果 $N_t < N_{\max}$, 未达到迭代终止条件, 跳到步骤6, 否则输出最优控制器参数。

[0006] 本发明利用径向基函数和反距离加权函数进行汽车自适应巡航控制器的参数标定, 在满足自动驾驶车辆性能要求的同时兼顾标定快速性, 极大的节约了时间。

附图说明

[0007] 图1是汽车自适应巡航控制算法参数标定方法的整体架构图；

图2是跟车工况中车辆纵向跟随模型；

图3是选取的典型城市工况FTP-72车速曲线图。横坐标为时间，单位是秒；纵坐标为速度，单位是英里/小时；

图4是使用径向基函数和反距离加权函数优化汽车自适应巡航控制算法参数流程图；

图5是每次优化所对应的评价值；

图6是截止到n次迭代，得到的最优评价值；

图7是前车速度-本车速度曲线图。

具体实施方式

[0008] 本发明使用径向基函数和反距离加权函数对自适应巡航控制器参数进行标定。第一大步骤为确定准备工作，包括选取控制器，确定待标定参数，设定标定工况，设计评价函数。评价函数是为了定量衡量不同的控制器参数对系统性能的影响。第二大步骤为代理函数和采集函数的构建。在自适应巡航系统中评价函数的设计一般与跟车性能、舒适性和油耗有关，而不直接显含控制器的参数。所以相对控制器参数来说，评价函数为黑盒函数，直接使用启发式优化算法求解黑盒函数获得最佳参数计算量巨大。根据已有的历史观测数据（标定参数和评价函数值序列），使用插值法建立代理函数用于描述系统性能评价与待标定参数之间的关系。针对代理函数求解避免直接求解黑盒函数可极大的减少计算量，加快求解速度。本说明中在标定参数可行域内使用拉丁超立方采样算法进行初始采样，获得多组满足约束的控制器参数，通过仿真得到每组参数下的系统性能（由评价函数计算）。以初始采样的多组控制器参数作为输入，在仿真下得到的对应的系统性能作为输出，使用插值方法构建代理函数。目前，插值型代理函数被广泛应用于求解优化问题，基于不同插值方法的优化算法具有不同的优缺点。本说明中使用径向基函数插值构造代理函数，径向基函数在样本处不一定具有零梯度，有利于在有限样本情况下更好的逼近黑盒系统性能函数，因此选择使用径向基函数插值构建代理模型。但是单纯的使用代理函数进行最优参数求解将会导致求解的点只会停留在最先找到的最小值点（通常是局部最优情况）。为了更好的探索尚未探索的可行区域以免陷入局部最优情况，在代理函数基础上引入反距离加权函数的方差函数和距离函数构建采集函数。反距离加权函数的距离函数在采样点函数值为零，非采样点函数值随着远离采样点而增长。反距离加权函数的方差函数和反距离加权函数的距离函数性质类似，具有在采样点处函数值为零（在采样点无不确定性）而在非采样点处大于零的性质。采集函数中的代理函数项使得采集函数尽可能的利用历史观测信息，采集函数中的反距离加权函数的距离函数和方差函数项使得采集函数可以探索未知区域，使用兼顾“利用”和“探索”的采集函数进行采样使得模型不会停留在局部最优值情况，而是寻求全局最优值。第三大步骤为代理函数和采集函数的更新。使用粒子群算法求解采集函数极小值来获得下一组控制器参数，使用得到的控制器参数进行软件在环仿真并计算系统性能评价，使用新的观测信息更新代理函数及采集函数。重复上述过程进行多次迭代，代理函数会逐渐接近黑盒系统性能评价函数。最后，经过优化得到全局最优目标参数即为当前工况下

自适应巡航算法最佳参数。

[0009] 本发明使用径向基函数和反距离加权函数进行汽车自适应巡航系统参数快速标定,包括以下步骤:

步骤一:选择控制器,确定待标定参数。

步骤二:设定标定工况。

步骤三:根据所标定的控制算法的功能定义设计系统性能评价函数。

步骤四:设定参数约束条件,初始采样数 N_{init} 和迭代终止条件。其中参数约束条件主要包括标定参数范围 (l, u) 和标定参数所满足的不等式约束集合 $X = \{x \in R^n, g(x) \leq 0\}$ 。

步骤五:初始参数采样。使用拉丁超立方采样法在控制器参数可行域内采样 N_{init} 组标定参数,通过仿真实验根据评价函数计算并记录每组参数对应的系统性能得分。

步骤六:构建代理函数。以历史观测数据中的控制器参数值作为输入,对应的仿真评价价值作为输出,使用径向基函数插值建立代理函数 $f(x)$ 。

步骤七:构建采集函数并求解下一组待标定参数。在代理函数基础上增加反距离加权的距离函数和方差函数,建立采集函数 $a(x)$ 。使用粒子群算法最小化采集函数,得到下一组控制器参数 X_{N+1} ,仿真实验后根据评价函数记录系统性能评价。

步骤八:判断是否满足迭代终止条件。如果未满足迭代终止条件,更新历史观测数据,转步骤五。否则停止优化,输出最优参数。当经过多次优化而标定的控制器参数不再发生变化时,认为优化得到的参数为最优参数。

[0010] 下面结合附图对本发明进一步详细描述:

本发明使用径向基函数和反距离加权函数进行自适应巡航控制器参数标定具体优化流程如图4所示。选择控制器,确定待标定参数(本说明中以线性二次型调节器为例,标定其目标函数中的Q和R矩阵)。选择设定标定工况(本说明以典型城市工况FTP-72为例进行控制器最佳参数标定)。根据所标定的控制算法的功能需求设计系统性能评价函数(本说明中设计了兼顾考虑跟车性能,舒适性和经济性的评价函数)。设定参数约束条件,初始采样数 N_{init} 和迭代终止条件。初始参数采样(使用拉丁超立方采样法在待标定参数可行域内进行初始采样)。代理函数的构建(使用径向基函数插值构建代理函数以逼近待标定参数和系统性能评价之间的关系)。采集函数的构建及下一组采样参数求解(在代理函数基础上引入反距离加权函数的距离函数和方差函数构建采集函数,使用粒子群算法求解采集函数以获得下一组采样参数)。判断是否满足迭代终止条件,如果未满足则继续优化,否则输出最优参数。使用径向基函数和反距离加权函数进行自适应巡航控制器的参数标定工作,以很少次的系统性能计算(很少次的仿真)达到了寻找系统性能评价函数全局最小值的目的,能极大的节约时间,得到优化后的控制器参数能够保证在该工况下获得较好的综合性能。

[0011] 1. 建立车辆系统模型,选择控制器。以线性二次型调节器(LQR)为例进行说明。所述步骤如下:

在汽车自适应巡航控制中,车辆纵向跟随模型如图2所示。其中,本车的速度和加速度分别为 v 和 a ,前车的速度和加速度分别为 v_L 和 a_L ,则两车的相对速度为 $\Delta v = v_L - v$,取两车实际间距为 d ,两车期望间距 d_{des} 由期望间距模型计算,期望间距模型为:

$$d_{des} = \tau_H v_H - k_1 \Delta v + d_0 \quad (1)$$

式中, $\tau_H = 1.5$, $k_1 = 5$, $d_0 = 2.5$ 。则车辆的跟车误差为 $\Delta d = d - d_{des}$ 。

[0012] 车辆期望加速度 a_{des} 由上层控制器计算,在下层控制器执行,因此实际加速度 a 比期望加速度 a_{des} 存在滞后,用一阶惯性环节来表示:

$$a = \frac{1}{T_0 s + 1} \cdot a_{des} \quad (2)$$

式中, T_0 为时间常数。

[0013] 由上述跟车模型建立汽车自适应巡航系统的状态空间方程为

$$\dot{z} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & k_1 - \tau_H \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1/T_0 \end{bmatrix} z + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/T_0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} -k_1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \omega \quad (3)$$

式中, $z = [\Delta d \ \Delta v \ a]^T$ 为系统状态量, $u = [a]$ 为系统输入量, $\omega = [a_l]$ 为系统干扰项。对于线性二次型调节器,选取 Q 和 R 矩阵为待标定参数,其中 $Q = \begin{bmatrix} q_d & & \\ & q_v & \\ & & q_a \end{bmatrix}$, $R = [r]$ 。

[0014] 2. 设定标定工况

本发明以典型城市工况FTP-72为例进行自适应巡航控制器参数标定,FTP-72车速曲线如图3所示。FTP-72也称UDDS (Urban Dynamometer Driving Schedule) 或LA-4循环。FTP-72循环模拟了12.07km的城市道路状况,包含了频繁的停车情况,最高车速是91.2km/h,平均车速是31.5km/h。

[0015] 3. 根据所标定的控制算法的功能定义设计系统性能评价函数自适应巡航算法的优劣主要取决于:跟踪性,燃油经济性和乘客舒适性。在本说明中设计了兼包含跟踪性,燃油经济性和乘客舒适性的性能指标。其中跟车性能的好坏主要取决于两车实际间距和两车期望间距的差值,经济性主要取决于加速度,舒适性主要取决加速度的导数。设计评价函数为:

$$f = \sum w_1 (\Delta d)^2 + w_2 a^2 + w_3 \dot{a} \quad (4)$$

其中, Δd 为两车实际距离和两车期望间距的差值, a 为本车加速度, \dot{a} 为本车加速度的导数。式中三项分别代表了算法的跟踪性,经济性和舒适性。 w_1 、 w_2 、 w_3 分别为对应的权重系数。

[0016] 4. 设定参数约束条件,初始采样数 N_{init} 和迭代终止条件。

参数约束条件为标定参数范围 $(1, u)$ 和不等式约束集合 $X = \{x \in R^n, g(x) \leq 0\}$,代表了参数 x 所受到的约束。 $g(x) < 0$ 具体为:

$$Ax + b < 0 \quad (5)$$

其中, A 是 $n \times n$ 维的矩阵, b 是 $n \times 1$ 维的向量。

[0017] 考虑到参数的不同成分具有不同的范围,重新收缩变量使其放缩到 $[-1, 1]$ 之间。则约束被放缩为:

$$\begin{aligned} \bar{A} &= A \text{diag}\left(\frac{u-l}{2}\right) \\ \bar{b} &= b - A\left(\frac{u-l}{2}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

初始采样数 N_{init} 为初始采样参数个数,面对复杂的,参数较多的待优化问题,选择较大初始采样个数。一般的,可取 N_{init} 为2倍参数的数量。

[0018] 迭代终止条件是迭代过程退出的关键条件。设定最大迭代不变次数 N_{max} ,当优化出的控制器参数不再变化的迭代次数 N_t 大于等于最大迭代不变次数 N_{max} 时,认为优化得到的参数为最优参数。

[0019] 5. 初始参数采样。使用拉丁超立方采样法在控制器参数可行域内采样 N_{init} 组标定参数,通过仿真实验根据评价函数计算并记录每组参数对应的系统性能得分。

[0020] 6. 构建代理函数

代理函数用于拟合不同控制器参数和其对应系统性能之间的关系。使用径向基函数构建的代理函数在采样点处导数不一定为零,这有利于帮助我们在有限的样本下更好的逼近黑盒目标函数。所以在实验中,我们使用径向基函数构建代理函数。

[0021] 径向基函数被定义为:

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^N \beta_i \phi(\varepsilon d(x, x_i)) \quad (7)$$

其中, $d(x, x_i)$ 为两点间的欧式距离, ε 决定了径向基函数的形状,选择 $\varepsilon = 0.2$, β_i 为代求径向基函数系数, ϕ 为高斯函数。 $d(x, x_i)$ 为:

$$d(x, x_i) = \|x - x_i\|_2 \quad (8)$$

[0022] 7. 构建采集函数并求解下一组采样参数。

为了防止单纯使用代理函数进行求解容易陷入局部最优的情况,定义反距离加权函数的距离函数和方差函数用于构建采集函数 $a(x)$,使用采集函数进行采样以实现未知区域的更多探索。

[0023] 反距离加权函数被定义为:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N v_i(x) f_i \quad (9)$$

其中, f_i 是第 i 组采样参数对应的评估值, $v_i(x)$ 为权重函数, $v_i(x)$ 被定义为:

$$v_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x = x_i \\ 0 & \text{if } x = x_j, j \neq i \\ \frac{w_i(x)}{\sum_{j=1}^N w_j(x)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$w_i(x) = \frac{e^{-d^2(x, x_i)}}{d^2(x, x_i)} \quad (11)$$

其中, $d(x, x_i)$ 为两点间的欧式距离。

[0024] 反距离加权函数的方差函数 $s(x)$ 表达式为:

$$s(x) = \sqrt{\sum_{i=1}^N v_i(x) (y(x) - f_i)^2} \quad (12)$$

[0025] 反距离加权函数的距离函数 $z(x)$ 表达式为:

$$z(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \in \{x_1, \dots, x_N\} \\ \frac{2}{\pi} \tan^{-1} \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^N w_i(x)} \right) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

则构建采集函数如下：

$$a(x) = \hat{f}(x) - \alpha s(x) - \delta \Delta F z(x) \quad (14)$$

其中 $\hat{f}(x)$ 为代理函数。 $s(x)$ 为反距离加权函数的方差函数， $z(x)$ 为反距离加权函数的距离函数， $\alpha, \delta \in [0, 1]$ 是表示采集函数探索未知区域程度的系数， $\alpha=0, \delta=0$ 时代表直接使用代理函数进行求解（完全不探索）， $\alpha=1, \delta=1$ 时代表最高程度的探索未知区域，本发明实例中取 $\alpha=0.5, \delta=0.5$ 。后两项函数具有在采样点处函数值为零，在非采样点处函数值大于零的性质。引入反距离加权函数的距离函数和方差函数的采集函数可在可行域之间进行更充分的采样以免陷入局部最优情况。

[0026] 构建采集函数后使用粒子群算法最小化采集函数得到下一个采样点（当前采集函数下的最优控制器参数）。在当前最优控制器参数下使用软件在环仿真器进行仿真，计算并记录对应的系统性能评价价值。

[0027] 8. 判断是否满足迭代终止条件。

记录总迭代次数 $N=N+1$ 。如果当前最优控制器参数与上一次最优控制器参数相等，记录控制器参数不再变化的迭代次数 $N_t=N_t+1$ 。如果当前最优控制器参数与上一次最优控制器参数不相等，控制器参数不再变化的迭代次数 $N_t=1$ 。如果 $N_t < N_{\max}$ ，未达到迭代终止条件，跳到步骤6，否则输出最优控制器参数。

[0028] 在本发明中，选择了有利于在有限样本下更好的逼近目标函数的径向基函数插值方法，根据历史观测信息构建代理函数近似替代黑盒系统性能评价函数，避免直接使用启发式优化算法直接求解黑盒函数计算量大的问题。为了避免直接使用代理函数进行采样容易陷入局部最优情况，在代理函数基础上增加了反距离加权函数的方差函数和距离函数构成采集函数，采集函数兼具代理函数尽可能利用历史观测数据和反距离加权函数的距离函数和方差函数探索未知区域的性质，使用采集函数采样获得最优控制器参数避免了直接使用代理函数求解容易陷入局部最优值的情况，在迭代中平衡了代理函数和黑盒系统性能评价函数之间的差异。针对手工标定工作量大和直接使用启发式优化算法求解自适应巡航控制器最优参数计算量大、耗时长的问题，使用径向基函数和反距离加权函数进行汽车自适应巡航控制器参数标定极大的节省了优化时间，且所求得参数良好的契合工况，在保证良好跟踪性的同时兼顾了燃油经济性和乘客舒适性。

[0029] 本发明针对不同的车辆动力学、不同的性能需求的汽车自适应巡航控制器参数标定使用人力手动标定工作量巨大和直接使用启发式优化算法计算量巨大的问题，使用了径向基函数和反距离加权函数进行控制器参数优化，利用代理函数替代黑盒函数的思想，以较少的计算量达到了快速进行参数标定的效果，极大的节省了时间。

[0030] 本发明针对汽车自适应巡航系统参数标定工作量巨大的问题，提出的使用径向基函数和反距离加权函数的汽车自适应巡航系统参数快速标定方法。

[0031] 本发明涉及的符号定义如下：

v : 本车速度
 a : 本车加速度
 v_L : 前车速度
 a_L : 前车加速度
 Δv : 前车速度-本车速度
 d : 两车实际间距
 d_{des} : 两车期望间距
 τ_H, d_0, k_1 : 用于计算期望间距的参数
 a_{des} : 上层控制器计算的期望加速度

$$T_0: \text{实际加速度相比期望加速度所滞后的时间常数} \dot{z} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & k_1 - \tau_H \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1/T_0 \end{bmatrix} z + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/T_0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} -k_1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \omega:$$

状态空间方程

$z = [\Delta d \ \Delta v \ a]$: 状态变量

$u = [a]$: 系统输入量

$\omega = [a_L]$: 系统干扰项

Q 和 R : 线性二次型调节器中 Q, R 权重矩阵

$f = \sum w_1 (\Delta d)^2 + w_2 a^2 + w_3 \dot{a}$: 系统性能评价函数

w_1, w_2, w_3 : 对应指标的权重系数

N_{init} : 初始采样数

N_{max} : 最大迭代不变次数

N_t : 迭代不变次数

N : 总迭代次数

x : 待标定参数

l, u : 待标定参数下界, 上界

$X = \{x \in \mathbb{R}^n, g(x) \leq 0\}$: 不等式约束集合

$g(x) < 0$: 具体为 $Ax + b < 0$, A 是 $n \times n$ 维的矩阵, b 是 $n \times 1$ 维的向量

\bar{A}, \bar{b} : 重新收缩变量使其放缩到 $[-1, 1]$ 后, A 变为 \bar{A} , b 变为 \bar{b}

$\hat{f}(x)$: 由历史观测数据构建的代理函数, 用径向基函数插值构建

$d(x, x_i)$: 两点间欧式距离

ε : 径向基函数形状参数

β_i : 代理函数系数

ϕ : 高斯函数

$a(x)$: 采集函数

$y(x)$: 反距离加权函数

f_i : 第 i 组采样参数对应的评估值

$v_i(x)$: 反距离加权函数权重函数

$w_i(x)$: 构成 $v_i(x)$ 的一项

$s(x)$:反距离加权函数的方差函数
 $z(x)$:反距离加权函数的距离韩函数
 α, δ :探索系数。

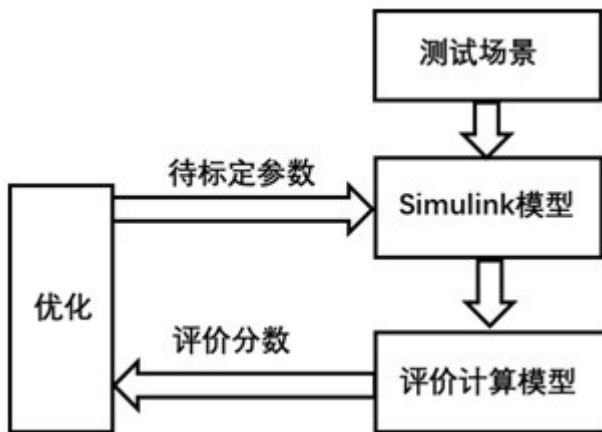


图1

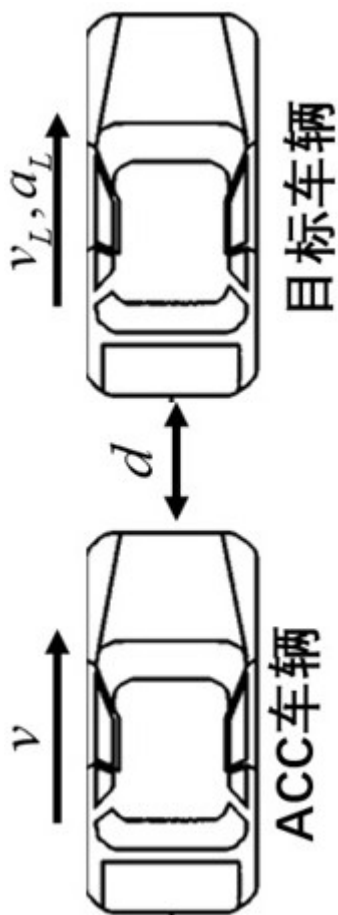


图2

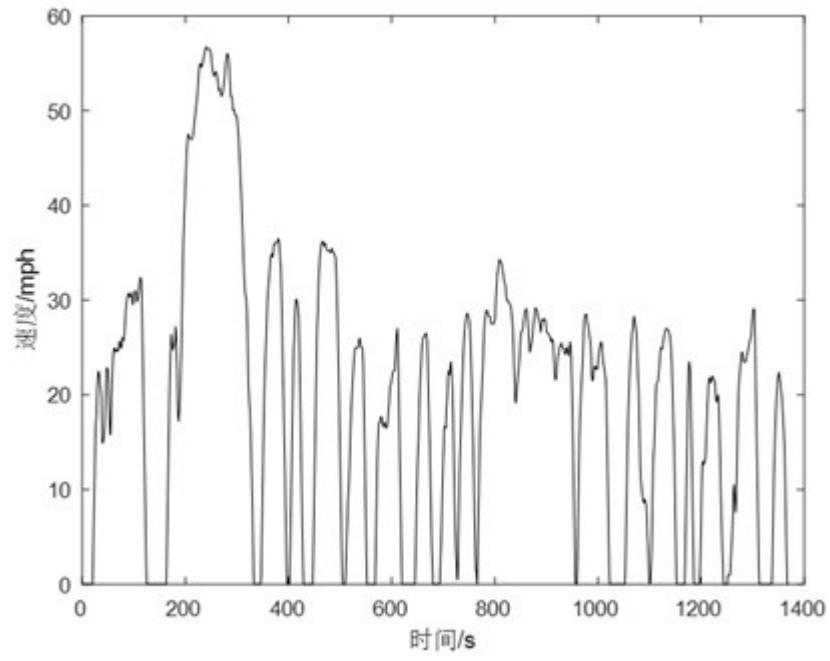


图3

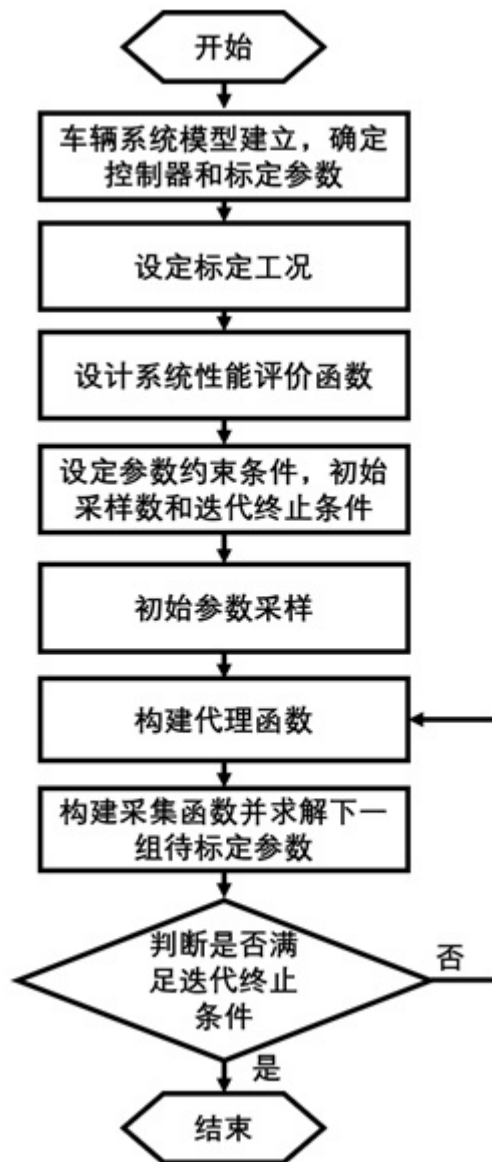


图4

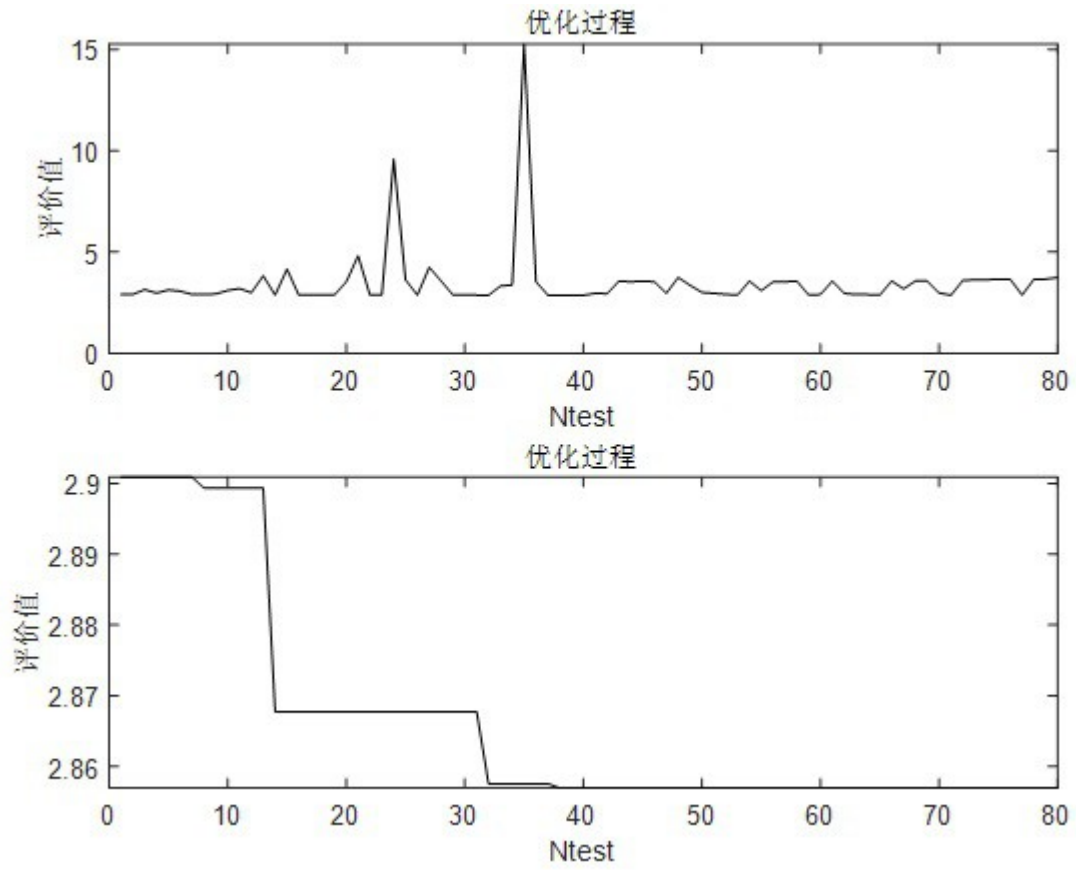


图5

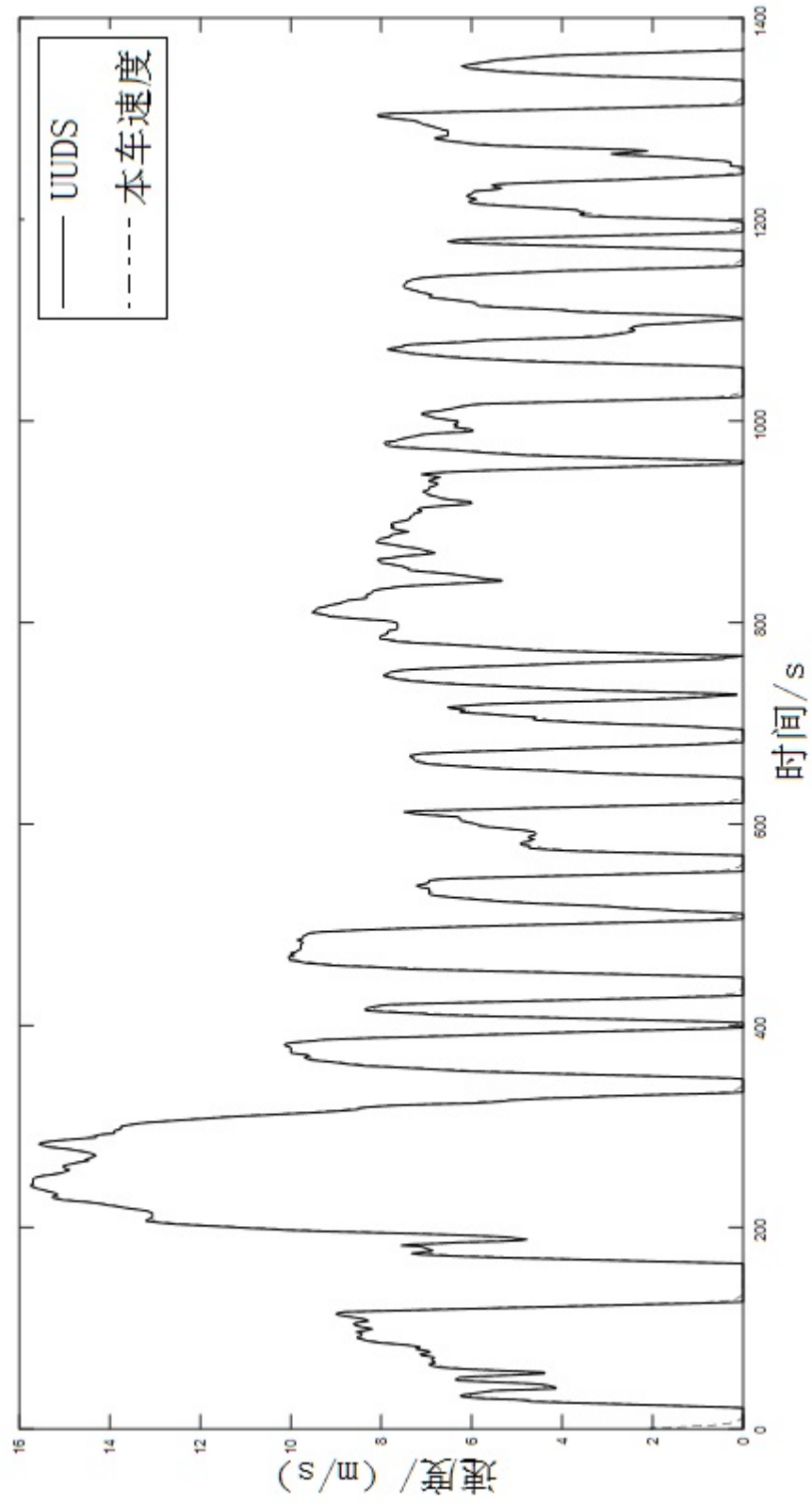


图6

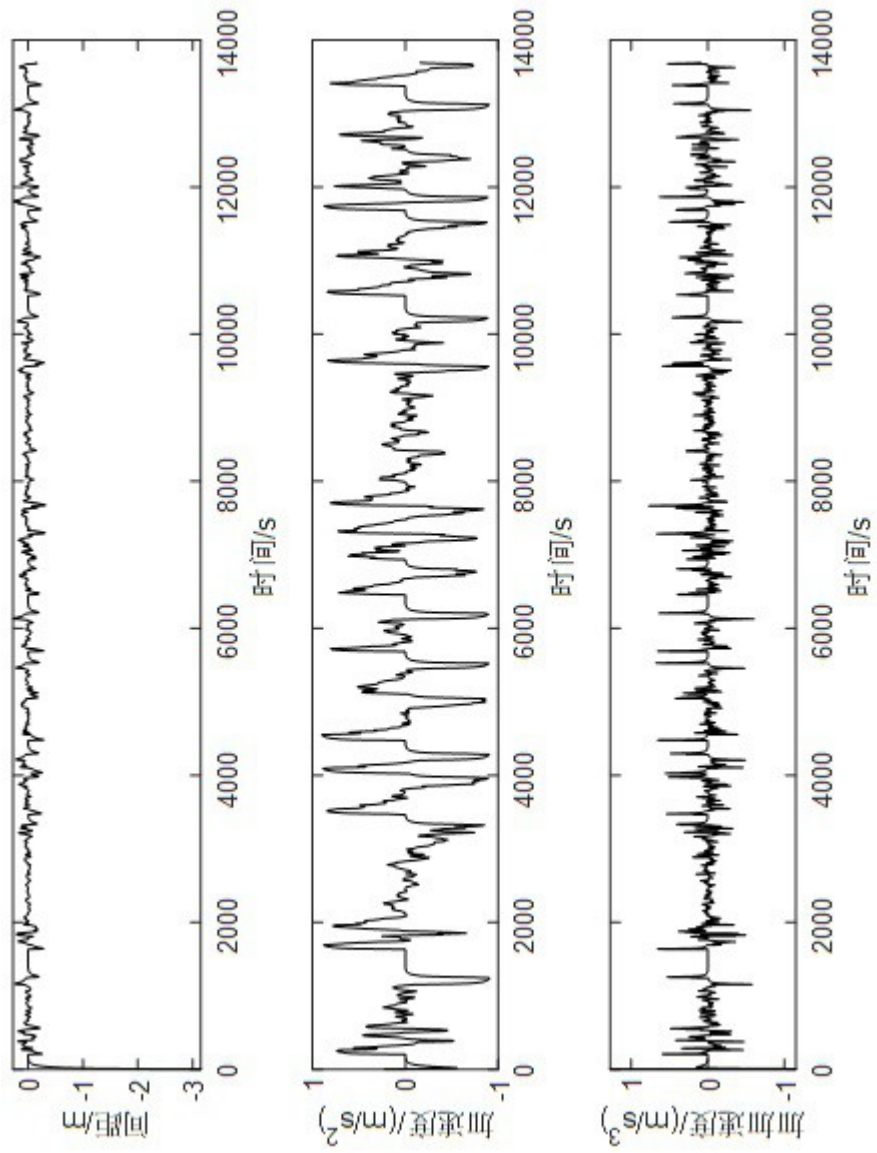


图7