



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114089629 A

(43) 申请公布日 2022. 02. 25

(21) 申请号 202111249339.1

(22) 申请日 2021.10.26

(71) 申请人 广州大学

地址 510006 广东省广州市大学城外环西路230号

(72) 发明人 赵志甲 何伟添 邹涛 李致富 马鸽

(74) 专利代理机构 广州嘉权专利商标事务有限公司 44205

代理人 黎扬鹏

(51) Int. Cl.

G05B 13/04 (2006.01)

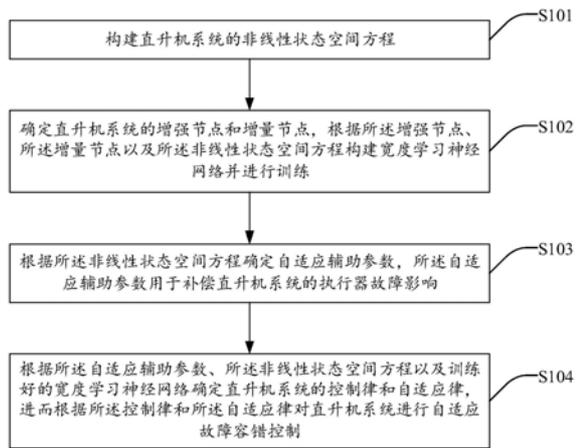
权利要求书3页 说明书10页 附图5页

(54) 发明名称

直升机系统自适应故障容错控制方法、系统、装置及介质

(57) 摘要

本发明公开了一种直升机系统自适应故障容错控制方法、系统、装置及介质,方法包括:构建直升机系统的非线性状态空间方程;确定直升机系统的增强节点和增量节点,根据增强节点、增量节点以及非线性状态空间方程构建宽度学习神经网络;根据非线性状态空间方程确定自适应辅助参数;根据自适应辅助参数、非线性状态空间方程以及训练好的宽度学习神经网络确定直升机系统的控制律和自适应律,根据控制律和自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制。本发明通过构建宽度学习神经网络、确定自适应辅助参数来确定控制律和自适应律,实现了自适应故障容错控制,减小了直升机的跟踪误差,提高了直升机的控制精度,可广泛应用于直升机控制技术领域。



1. 一种直升机系统自适应故障容错控制方法,其特征在于,包括以下步骤:

构建直升机系统的非线性状态空间方程;

确定直升机系统的增强节点和增量节点,根据所述增强节点、所述增量节点以及所述非线性状态空间方程构建宽度学习神经网络并进行训练;

根据所述非线性状态空间方程确定自适应辅助参数,所述自适应辅助参数用于补偿直升机系统的执行器故障影响;

根据所述自适应辅助参数、所述非线性状态空间方程以及训练好的宽度学习神经网络确定直升机系统的控制律和自适应律,进而根据所述控制律和所述自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制。

2. 根据权利要求1所述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法,其特征在于,所述构建直升机系统的非线性状态空间方程这一步骤,其具体包括:

根据拉格朗日力学模型建立直升机系统的非线性动力学方程如下:

$$(J_p + ml_{cm}^2)\ddot{\theta} = K_{pp}V_p + K_{py}V_y - mgl_{cm} \cos(\theta) - D_p\dot{\theta} - ml_{cm}^2\dot{\psi}^2 \sin(\theta) \cos(\theta)$$

$$(J_y + ml_{cm}^2 \cos^2(\theta))\ddot{\psi} = K_{yp}V_p + K_{yy}V_y - D_y\dot{\psi} + 2ml_{cm}^2\dot{\psi}\dot{\theta} \sin(\theta) \cos(\theta)$$

其中, θ 表示俯仰角, ψ 表示偏航角, J_p 表示俯仰运动的转动惯量, J_y 表示偏航运动的转动惯量, D_p 表示俯仰运动的摩擦系数, D_y 表示偏航运动的摩擦系数, K_{pp} 表示俯仰螺旋桨中作用于俯仰轴上的扭矩推力增益, K_{py} 表示偏航螺旋桨中作用于俯仰轴上的扭矩推力增益, K_{yp} 表示俯仰螺旋桨中作用于偏航轴上的扭矩推力增益, K_{yy} 表示偏航螺旋桨中作用于偏航轴上的扭矩推力增益, m 表示整机质量, L_{cm} 表示质心到固定坐标系原点的距离;

对所述非线性动力学方程进行简化,得到直升机系统的非线性状态空间方程如下:

$$\dot{x}_1 = x_2$$

$$\dot{x}_2 = f(x_1, x_2) + g(x_1)u$$

其中, $x_1 = [\theta, \psi]^T$, $x_2 = [\dot{\theta}, \dot{\psi}]^T$, $f(x_1, x_2)$ 表示非线性未知函数, $f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} \delta_2 \\ \delta_1 \\ \kappa_2 \\ \kappa_1 \end{bmatrix}$,

$\delta_1 = J_p + ml_{cm}^2$, $\delta_2 = -mgl_{cm} \cos(\theta) - D_p\dot{\theta} - ml_{cm} \sin(\theta) \cos(\theta) \dot{\psi}^2$, g 表示重力加速度,

$\kappa_1 = J_y + ml_{cm}^2 \cos^2(\theta)$, $\kappa_2 = -D_y\dot{\psi} + 2ml_{cm}^2\dot{\psi}\dot{\theta} \sin(\theta) \cos(\theta)$, $g(x_1) = \begin{bmatrix} K_{pp} & K_{py} \\ \delta_1 & \delta_1 \\ K_{yp} & K_{yy} \\ \kappa_1 & \kappa_1 \end{bmatrix}$, $u = [V_p,$

$V_y]^T$, V_p 表示控制俯仰运动的电机电压输入, V_y 表示控制偏航运动的电机电压输入。

3. 根据权利要求2所述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法,其特征在于,所述增量节点通过下式确定:

$$c_{new} = c_{avg} + \gamma (\Phi - c_{avg})$$

$$c_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_1} \mu_i$$

其中, c_{new} 表示增量节点, γ 表示预设的节点参数, Φ 表示当前的输入向量, c_{avg} 表示与当前输入向量的二范数距离最小的 n 个节点的平均值, $\mu_i = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ 表示与当前输入向量的二范数距离最小的节点;

所述增强节点通过下式确定：

$$E(t) = [E_1, \dots, E_i], i=1, \dots, k$$

$$E_i = [\cos(s_i(\Phi)), \sin(s_i(\Phi))]$$

其中, $E(t)$ 表示增强节点, k 表示当前的增强节点个数, $s_i(\Phi)$ 表示高斯函数。

4. 根据权利要求3所述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法, 其特征在于, 所述宽度学习神经网络的输出通过下式确定：

$$Y(\Phi) = [S(t+T)|E(t+T)]W_B^T = H * \widehat{W}_B^T$$

其中, $Y(\Phi)$ 表示宽度学习神经网络的输出, H 表示宽度学习神经网络的隐含层节点, \widehat{W}_B^T 表示宽度学习神经网络的权重, $S(t+T)$ 表示下一个时间节点的高斯函数输出向量, T 表示相邻时间节点的时间间隔。

5. 根据权利要求4所述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法, 其特征在于, 所述自适应辅助参数通过下式确定：

$$\eta = \sup |g(x_1) f_u(t)|$$

其中, \sup 表示求上确界, $f_u(t)$ 表示未知非线性有界函数, 所述未知非线性有界函数用于表征直升机系统的执行器发生故障部分的影响。

6. 根据权利要求5所述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法, 其特征在于, 所述自适应律的函数表示如下：

$$\dot{\hat{\eta}} = z_2^T - \sigma_2 \hat{\eta}$$

所述控制律的函数表示如下：

$$u(t) = \frac{1}{g(x_1)} (-z_1 - K_2 z_2 - \widehat{W}_B^T H + \dot{\alpha} - \hat{\eta})$$

其中, $\hat{\eta}$ 表示直升机系统的自适应控制量, $u(t)$ 表示直升机系统的控制向量, z_1 和 z_2 表示跟踪误差, $z_1 = x_1 - x_d$, $z_2 = \dot{x}_2 - \dot{\alpha}$, x_d 表示期望轨迹, α 表示反步法辅助变量, σ_1 、 σ_2 和 K_2 均为预设参数。

7. 根据权利要求1至6中任一项所述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法, 其特征在于, 所述根据所述控制律和所述自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制这一步骤之前, 还包括以下步骤：

根据所述非线性状态空间方程确定Lyapunov函数, 并根据所述Lyapunov函数对直升机系统进行稳定性分析。

8. 一种直升机系统自适应故障容错控制系统, 其特征在于, 包括：

非线性状态空间方程构建模块, 用于构建直升机系统的非线性状态空间方程；

神经网络构建模块, 用于确定直升机系统的增强节点和增量节点, 根据所述增强节点、所述增量节点以及所述非线性状态空间方程构建宽度学习神经网络并进行训练；

自适应辅助参数确定模块, 用于根据所述非线性状态空间方程确定自适应辅助参数, 所述自适应辅助参数用于补偿直升机系统的执行器故障影响；

控制律和自适应律确定模块, 用于根据所述自适应辅助参数、所述非线性状态空间方程以及训练好的宽度学习神经网络确定直升机系统的控制律和自适应律, 进而根据所述控制律和所述自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制。

9. 一种直升机系统自适应故障容错控制装置,其特征在于,包括:

至少一个处理器;

至少一个存储器,用于存储至少一个程序;

当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行,使得所述至少一个处理器实现如权利要求1至7中任一项所述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其中存储有处理器可执行的程序,其特征在于,所述处理器可执行的程序在由处理器执行时用于执行如权利要求1至7中任一项所述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法。

直升机系统自适应故障容错控制方法、系统、装置及介质

技术领域

[0001] 本发明涉及直升机控制技术领域,尤其是一种直升机系统自适应故障容错控制方法、系统、装置及介质。

背景技术

[0002] 在过去几年中,越来越多的无人机得到了快速发展,并广泛应用于我们的日常生活、军事行动和工业生产。在无人机的应用中,最困难的问题之一是如何精确控制无人直升机,因为无人直升机是一个高度非线性的多输入多输出系统,涉及复杂的动力学建模、耦合效应和弱抗干扰性,这些因素也可能直接导致执行器故障。因此,为了确保无人直升机的正常和准确飞行,必须为直升机系统设计更好的控制技术。

[0003] 在2-DOF直升机的控制器设计中,克服不确定性和未知干扰、减小跟踪误差是关键问题。近年来,针对2-DOF直升机系统的控制研究提出了PID控制、滑模控制和最优跟踪控制等方法。然而这些方法都没有很好的考虑直升机系统的容错控制。在现代工业过程中,执行器故障的发生是不可避免的,这可能导致系统的表现不理想甚至系统不稳定,严重的情况下会导致机器发生爆炸,危害性极大。因此,为了保护直升机使其在飞行过程中避免风力、空中沙尘以及鸟的撞击等因素对执行器造成的影响,为2-DOF直升机系统设计容错控制显得尤为必要。

发明内容

[0004] 本发明的目的在于至少一定程度上解决现有技术中存在的技术问题之一。

[0005] 为此,本发明实施例的一个目的在于提供一种直升机系统自适应故障容错控制方法,该方法可以实现直升机的故障容错控制,减小直升机的跟踪误差、提高直升机的控制精度。

[0006] 本发明实施例的另一个目的在于提供一种直升机系统自适应故障容错控制系统。

[0007] 为了达到上述技术目的,本发明实施例所采取的技术方案包括:

[0008] 第一方面,本发明实施例提供了一种直升机系统自适应故障容错控制方法,包括以下步骤:

[0009] 构建直升机系统的非线性状态空间方程;

[0010] 确定直升机系统的增强节点和增量节点,根据所述增强节点、所述增量节点以及所述非线性状态空间方程构建宽度学习神经网络并进行训练;

[0011] 根据所述非线性状态空间方程确定自适应辅助参数,所述自适应辅助参数用于补偿直升机系统的执行器故障影响;

[0012] 根据所述自适应辅助参数、所述非线性状态空间方程以及训练好的宽度学习神经网络确定直升机系统的控制律和自适应律,进而根据所述控制律和所述自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制。

[0013] 进一步地,在本发明的一个实施例中,所述构建直升机系统的非线性状态空间方

程这一步骤,其具体包括:

[0014] 根据拉格朗日力学模型建立直升机系统的非线性动力学方程如下:

$$[0015] \quad (J_p + ml_{cm}^2)\ddot{\theta} = K_{pp}V_p + K_{py}V_y - mgl_{cm} \cos(\theta) - D_p\dot{\theta} - ml_{cm}^2\dot{\psi}^2 \sin(\theta) \cos(\theta)$$

$$[0016] \quad (J_y + ml_{cm}^2 \cos^2(\theta))\ddot{\psi} = K_{yp}V_p + K_{yy}V_y - D_y\dot{\psi} + 2ml_{cm}^2\dot{\psi}\dot{\theta} \sin(\theta) \cos(\theta)$$

[0017] 其中, θ 表示俯仰角, ψ 表示偏航角, J_p 表示俯仰运动的转动惯量, J_y 表示偏航运动的转动惯量, D_p 表示俯仰运动的摩擦系数, D_y 表示偏航运动的摩擦系数, K_{pp} 表示俯仰螺旋桨中作用于俯仰轴上的扭矩推力增益, K_{py} 表示偏航螺旋桨中作用于俯仰轴上的扭矩推力增益, K_{yp} 表示俯仰螺旋桨中作用于偏航轴上的扭矩推力增益, K_{yy} 表示偏航螺旋桨中作用于偏航轴上的扭矩推力增益, m 表示整机质量, L_{cm} 表示质心到固定坐标系原点的距离;

[0018] 对所述非线性动力学方程进行简化,得到直升机系统的非线性状态空间方程如下:

$$[0019] \quad \dot{x}_1 = x_2$$

$$[0020] \quad \dot{x}_2 = f(x_1, x_2) + g(x_1)u$$

$$[0021] \quad \text{其中, } x_1 = [\theta, \psi]^T, x_2 = [\dot{\theta}, \dot{\psi}]^T, f(x_1, x_2) \text{ 表示非线性未知函数, } f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} \delta_2 \\ \delta_1 \\ \kappa_2 \\ \kappa_1 \end{bmatrix},$$

$\delta_1 = J_p + ml_{cm}^2$, $\delta_2 = -mgl_{cm} \cos(\theta) - D_p\dot{\theta} - ml_{cm} \sin(\theta) \cos(\theta) \dot{\psi}^2$, g 表示重力加速

度, $\kappa_1 = J_y + ml_{cm}^2 \cos^2(\theta)$, $\kappa_2 = -D_y\dot{\psi} + 2ml_{cm}^2\dot{\psi}\dot{\theta} \sin(\theta) \cos(\theta)$, $g(x_1) = \begin{bmatrix} \frac{K_{pp}}{\delta_1} & \frac{K_{py}}{\delta_1} \\ \frac{K_{yp}}{\kappa_1} & \frac{K_{yy}}{\kappa_1} \end{bmatrix}$,

[0022] $u = [V_p, V_y]^T$, V_p 表示控制俯仰运动的电机电压输入, V_y 表示控制偏航运动的电机电压输入。

[0023] 进一步地,在本发明的一个实施例中,所述增量节点通过下式确定:

$$[0024] \quad c_{new} = c_{avg} + \gamma (\Phi - c_{avg})$$

$$[0025] \quad c_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_1} \mu_i$$

[0026] 其中, c_{new} 表示增量节点, γ 表示预设的节点参数, Φ 表示当前的输入向量, c_{avg} 表示与当前输入向量的二范数距离最小的 n 个节点的平均值, $\mu_i = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ 表示与当前输入向量的二范数距离最小的节点;

[0027] 所述增强节点通过下式确定:

$$[0028] \quad E(t) = [E_1, \dots, E_k], i=1, \dots, k$$

$$[0029] \quad E_i = [\cos(s_i(\Phi)), \sin(s_i(\Phi))]$$

[0030] 其中, $E(t)$ 表示增强节点, k 表示当前的增强节点个数, $s_i(\Phi)$ 表示高斯函数。

[0031] 进一步地,在本发明的一个实施例中,所述宽度学习神经网络的输出通过下式确定:

$$[0032] \quad Y(\Phi) = [S(t+T)|E(t+T)]W_B^T = H * \widehat{W}_B^T$$

[0033] 其中, $Y(\Phi)$ 表示宽度学习神经网络的输出, H 表示宽度学习神经网络的隐含层节点, \widehat{W}_B^T 表示宽度学习神经网络的权重, $S(t+T)$ 表示下一个时间节点的高斯函数输出向量, T 表示相邻时间节点的时间间隔。

[0034] 进一步地, 在本发明的一个实施例中, 所述自适应辅助参数通过下式确定:

$$[0035] \quad \eta = \sup |g(x_1) f_u(t)|$$

[0036] 其中, \sup 表示求上确界, $f_u(t)$ 表示未知非线性有界函数, 所述未知非线性有界函数用于表征直升机系统的执行器发生故障部分的影响。

[0037] 进一步地, 在本发明的一个实施例中, 所述自适应律的函数表示如下:

$$[0038] \quad \dot{\hat{\eta}} = z_2^T - \sigma_2 \hat{\eta}$$

[0039] 所述控制律的函数表示如下:

$$[0040] \quad u(t) = \frac{1}{g(x_1)} (-z_1 - K_2 z_2 - \widehat{W}_B^T H + \dot{\alpha} - \hat{\eta})$$

[0041] 其中, $\hat{\eta}$ 表示直升机系统的自适应控制量, $u(t)$ 表示直升机系统的控制向量, z_1 和 z_2 表示跟踪误差, $z_1 = x_1 - x_d$, $z_2 = x_2 - \alpha$, x_d 表示期望轨迹, α 表示反步法辅助变量, σ_1 、 σ_2 和 K_2 均为预设参数。

[0042] 进一步地, 在本发明的一个实施例中, 所述根据所述控制律和所述自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制这一步骤之前, 还包括以下步骤:

[0043] 根据所述非线性状态空间方程确定Lyapunov函数, 并根据所述Lyapunov函数对直升机系统进行稳定性分析。

[0044] 第二方面, 本发明实施例提供了一种直升机系统自适应故障容错控制系统, 包括:

[0045] 非线性状态空间方程构建模块, 用于构建直升机系统的非线性状态空间方程;

[0046] 神经网络构建模块, 用于确定直升机系统的增强节点和增量节点, 根据所述增强节点、所述增量节点以及所述非线性状态空间方程构建宽度学习神经网络并进行训练;

[0047] 自适应辅助参数确定模块, 用于根据所述非线性状态空间方程确定自适应辅助参数, 所述自适应辅助参数用于补偿直升机系统的执行器故障影响;

[0048] 控制律和自适应律确定模块, 用于根据所述自适应辅助参数、所述非线性状态空间方程以及训练好的宽度学习神经网络确定直升机系统的控制律和自适应律, 进而根据所述控制律和所述自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制。

[0049] 第三方面, 本发明实施例提供了一种直升机系统自适应故障容错控制装置, 包括:

[0050] 至少一个处理器;

[0051] 至少一个存储器, 用于存储至少一个程序;

[0052] 当所述至少一个程序被所述至少一个处理器执行时, 使得所述至少一个处理器实现上述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法。

[0053] 第四方面, 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质, 其中存储有处理器可执行的程序, 所述处理器可执行的程序在由处理器执行时用于执行上述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法。

[0054] 本发明的优点和有益效果将在下面的描述中部分给出, 部分将从下面的描述中变得明显, 或通过本发明的实践了解到:

[0055] 本发明实施例通过构建宽度学习神经网络对直升机系统的非线性未知因素进行近似表示和增量学习,可以以较小的跟踪误差逼近直升机系统的非线性未知因素,通过确定自适应辅助参数对直升机系统可能出现的执行器故障进行补偿并确定直升机系统的控制律和自适应律,实现了自适应故障容错控制,从而减小了直升机的跟踪误差,提高了直升机的控制精度。

附图说明

[0056] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面对本发明实施例中所需要使用的附图作以下介绍,应当理解的是,下面介绍中的附图仅仅为了方便清晰表述本发明的技术方案中的部分实施例,对于本领域的技术人员来说,在无需付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获取到其他附图。

[0057] 图1为本发明实施例提供的一种直升机系统自适应故障容错控制方法的步骤流程图;

[0058] 图2为本发明实施例提供的直升机俯仰角的实际值与期望值的对比示意图;

[0059] 图3为本发明实施例提供的直升机偏航角的实际值与期望值的对比示意图;

[0060] 图4为本发明实施例提供的直升机俯仰角的跟踪误差与基于径向基函数的直升机系统控制的直升机俯仰角的跟踪误差的对比示意图;

[0061] 图5为本发明实施例提供的直升机偏航角的跟踪误差与基于径向基函数的直升机系统控制的直升机偏航角的跟踪误差的对比示意图;

[0062] 图6为本发明实施例提供的一种直升机系统自适应故障容错控制系统的结构框图;

[0063] 图7为本发明实施例提供的一种直升机系统自适应故障容错控制装置的结构框图。

具体实施方式

[0064] 下面详细描述本发明的实施例,实施例的示例在附图中示出,其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施例是示例性的,仅用于解释本发明,而不能理解为对本发明的限制。对于以下实施例中的步骤编号,其仅为了便于阐述说明而设置,对步骤之间的顺序不做任何限定,实施例中的各步骤的执行顺序均可根据本领域技术人员的理解来进行适应性调整。

[0065] 在本发明的描述中,多个的含义是两个或两个以上,如果有描述到第一、第二只是用于区分技术特征为目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量或者隐含指明所指示的技术特征的先后关系。此外,除非另有定义,本文所使用的所有的技术和科学术语与本技术领域技术人员通常理解的含义相同。

[0066] 参照图1,本发明实施例提供了一种直升机系统自适应故障容错控制方法,具体包括以下步骤:

[0067] S101、构建直升机系统的非线性状态空间方程。

[0068] 本发明实施例以2-DOF直升机系统为例进行说明。步骤S101具体包括以下步骤:

[0069] S1011、根据拉格朗日力学模型建立直升机系统的非线性动力学方程如下:

$$[0070] \quad (J_p + ml_{cm}^2)\ddot{\theta} = K_{pp}V_p + K_{py}V_y - mgl_{cm} \cos(\theta) - D_p\dot{\theta} - ml_{cm}^2\dot{\psi}^2 \sin(\theta) \cos(\theta)$$

$$[0071] \quad (J_y + ml_{cm}^2 \cos^2(\theta))\ddot{\psi} = K_{yp}V_p + K_{yy}V_y - D_y\dot{\psi} + 2ml_{cm}^2\dot{\psi}\dot{\theta} \sin(\theta) \cos(\theta)$$

[0072] 其中, θ 表示俯仰角, ψ 表示偏航角, J_p 表示俯仰运动的转动惯量, J_y 表示偏航运动的转动惯量, D_p 表示俯仰运动的摩擦系数, D_y 表示偏航运动的摩擦系数, K_{pp} 表示俯仰螺旋桨中作用于俯仰轴上的扭矩推力增益, K_{py} 表示偏航螺旋桨中作用于俯仰轴上的扭矩推力增益, K_{yp} 表示俯仰螺旋桨中作用于偏航轴上的扭矩推力增益, K_{yy} 表示偏航螺旋桨中作用于偏航轴上的扭矩推力增益, m 表示整机质量, L_{cm} 表示质心到固定坐标系原点的距离;

[0073] S1012、对非线性动力学方程进行简化,得到直升机系统的非线性状态空间方程如下:

$$[0074] \quad \dot{x}_1 = x_2$$

$$[0075] \quad \dot{x}_2 = f(x_1, x_2) + g(x_1)u$$

$$[0076] \quad \text{其中, } x_1 = [\theta, \psi]^T, x_2 = [\dot{\theta}, \dot{\psi}]^T, f(x_1, x_2) \text{ 表示非线性未知函数, } f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} \delta_2 \\ \delta_1 \\ \kappa_2 \\ \kappa_1 \end{bmatrix},$$

$\delta_1 = J_p + ml_{cm}^2$, $\delta_2 = -mgl_{cm} \cos(\theta) - D_p\dot{\theta} - ml_{cm} \sin(\theta) \cos(\theta) \dot{\psi}^2$, g 表示重力加速

度, $\kappa_1 = J_y + ml_{cm}^2 \cos^2(\theta)$, $\kappa_2 = -D_y\dot{\psi} + 2ml_{cm}^2\dot{\psi}\dot{\theta} \sin(\theta) \cos(\theta)$, $g(x_1) = \begin{bmatrix} \frac{K_{pp}}{\delta_1} & \frac{K_{py}}{\delta_1} \\ \frac{K_{yp}}{\kappa_1} & \frac{K_{yy}}{\kappa_1} \end{bmatrix}$, $u =$

$[V_p, V_y]^T$, V_p 表示控制俯仰运动的电机电压输入, V_y 表示控制偏航运动的电机电压输入。

[0077] 具体地,非线性未知函数用于表征直升机系统的不确定因素和非线性部分。

[0078] S102、确定直升机系统的增强节点和增量节点,根据增强节点、增量节点以及非线性状态空间方程构建宽度学习神经网络并进行训练。

[0079] 具体地,宽度学习神经网络是近年来在随机向量函数链神经网络基础上发展起来的一种新型增量学习神经网络,与传统的径向基函数神经网络相比,宽度学习神经网络可以通过增加增量节点和增强节点,以较小的跟踪误差逼近不确定性和未知函数。

[0080] 进一步作为可选的实施方式,增量节点通过下式确定:

$$[0081] \quad c_{new} = c_{avg} + \gamma (\Phi - c_{avg})$$

$$[0082] \quad c_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_1} \mu_i$$

[0083] 其中, c_{new} 表示增量节点, γ 表示预设的节点参数, Φ 表示当前的输入向量, c_{avg} 表示与当前输入向量的二范数距离最小的 n 个节点的平均值, $\mu_i = \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}$ 表示与当前输入向量的二范数距离最小的节点;

[0084] 增强节点通过下式确定:

$$[0085] \quad E(t) = [E_1, \dots, E_k], i=1, \dots, k$$

$$[0086] \quad E_i = [\cos(s_i(\Phi)), \sin(s_i(\Phi))]$$

[0087] 其中, $E(t)$ 表示增强节点, k 表示当前的增强节点个数, $s_i(\Phi)$ 表示高斯函数。

[0088] 进一步作为可选的实施方式,宽度学习神经网络的输出通过下式确定:

$$[0089] \quad Y(\Phi) = [S(t+T)|E(t+T)]W_B^T = H * \widehat{W}_B^T$$

[0090] 其中, $Y(\Phi)$ 表示宽度学习神经网络的输出, H 表示宽度学习神经网络的隐含层节点, \widehat{W}_B^T 表示宽度学习神经网络的权重, $S(t+T)$ 表示下一个时间节点的高斯函数输出向量, T 表示相邻时间节点的时间间隔。

[0091] 本发明实施例中, 利用宽度学习神经网络可以更好地近似直升机非线性系统中的不确定未知项, 并且网络的节点数量可根据需要来增加, 不会造成节点过少导致的拟合效果不好, 或者节点过多导致的过拟合现象。

[0092] S103、根据非线性状态空间方程确定自适应辅助参数, 自适应辅助参数用于补偿直升机系统的执行器故障影响。

[0093] 进一步作为可选的实施方式, 自适应辅助参数通过下式确定:

$$[0094] \quad \eta = \sup |g(x_1) f_u(t)|$$

[0095] 其中, \sup 表示求上确界, $f_u(t)$ 表示未知非线性有界函数, 未知非线性有界函数用于表征直升机系统的执行器发生故障部分的影响。

[0096] 具体地, 定义容错控制表达式为: $u_f = u + f_u(t)$, $t \geq t_f$, 其中, $f_u(t)$ 是未知非线性有界函数, 代表的是执行器发生故障部分, t_f 是指执行器发生故障的时间。

[0097] 基于反步法的思想, 定义跟踪误差: $z_1 = x_1 - x_d$, $z_2 = x_2 - \alpha$, 以及设计辅助量: $\alpha = \dot{x}_d - K_1 z_1$, 其中的 x_d 是人为设定期望跟踪轨迹, $x_d = [\theta_d, \psi_d]^T$, θ_d 表示俯仰角期望值, ψ_d 表示偏航角期望值, K_1 是根据系统的可调参数。

[0098] 可以得到:

$$[0099] \quad \dot{z}_1(t) = \dot{x}_1 - \dot{x}_d = x_2 - \dot{x}_d = z_2 + \alpha - \dot{x}_d$$

$$[0100] \quad \dot{z}_2(t) = \dot{x}_2 - \dot{\alpha}_1 = f(x_1, x_2) + g(x_1)u_f - \dot{\alpha}$$

[0101] 预定义Lyapunov函数: $V_1 = \frac{1}{2} z_1^T z_1 + \frac{1}{2} z_2^T z_2$, 结合前述公式, 可得:

$$[0102] \quad \dot{V}_1 = -z_1^T K_1 z_1 + z_1^T z_2 + z_2^T [f(x_1, x_2) + g(x_1)u_f - \dot{\alpha}]$$

[0103] 再结合自适应辅助系数 $\eta = \sup |g(x_1) f_u(t)|$, 则上述公式可改写为:

$$[0104] \quad \dot{V}_1 = -z_1^T K_1 z_1 + z_1^T z_2 + z_2^T [f(x_1, x_2) + g(x_1)u + \eta - \dot{\alpha}]$$

[0105] S104、根据自适应辅助参数、非线性状态空间方程以及训练好的宽度学习神经网络确定直升机系统的控制律和自适应律, 进而根据控制律和自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制。

[0106] 具体地, 控制律是直升机系统形成控制指令的算法, 描述了受控状态变量与系统控制向量之间的函数关系; 自适应律能够修正直升机系统的特性以适应对象和扰动的变化, 从而实时地调整控制器结构或参数, 使直升机系统始终自动地工作在最优或次最优的运行状态。

[0107] 本发明实施例中, 利用步骤S102的宽度学习神经网络近似非线性未知函数 $f(x_1, x_2)$, 结合步骤S103利用参数自适应来近似未知参数 η , 从而可以确定直升机系统的控制律和自适应律。

[0108] 进一步作为可选的实施方式, 自适应律的函数表示如下:

[0109] $\dot{\hat{\eta}} = z_2^T - \sigma_2 \hat{\eta}$

[0110] 控制律的函数表示如下：

[0111] $u(t) = \frac{1}{g(x_1)}(-z_1 - K_2 z_2 - \widehat{W}_B^T H + \dot{\alpha} - \hat{\eta})$

[0112] 其中， $\hat{\eta}$ 表示直升机的自适应控制量， $u(t)$ 表示直升机的控制向量， z_1 和 z_2 表示跟踪误差， $z_1 = x_1 - x_{1d}$ ， $z_2 = x_2 - \alpha$ ， x_{ϕ} 表示期望轨迹， α 表示反步法辅助变量， σ_1 、 σ_2 和 K_2 均为预设参数。

[0113] 可选地， $\dot{\widehat{W}}_B^T = z_2^T S(Z) - \sigma_1 \widehat{W}_B^T$ ， \widehat{W}_B^T 表示宽度神经网络的权重更新率。

[0114] 进一步作为可选的实施方式，根据控制律和自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制这一步骤之前，还包括以下步骤：

[0115] 根据非线性状态空间方程确定Lyapunov函数，并根据Lyapunov函数对直升机系统进行稳定性分析。

[0116] 具体地，根据前述预定义的Lyapunov函数得到Lyapunov函数 $V(t)$ 的最终表达式如下：

[0117] $V(t) = \frac{1}{2} z_1^T z_1 + \frac{1}{2} z_2^T z_2 + \frac{1}{2} \widetilde{W}_B^T \widetilde{W}_B + \frac{1}{2} \widetilde{\eta}^T \widetilde{\eta}$

[0118] 对此求导可以得：

[0119] $\dot{V} \leq -z_1^T K_1 z_1 - z_2^T \left(K_2 - \frac{1}{2} E \right) z_2 - \frac{\sigma_1}{2} \widetilde{W}_B^T \widetilde{W}_B - \frac{\sigma_2}{2} \widetilde{\eta}^T \widetilde{\eta} + \frac{1}{2} \epsilon_1^T \epsilon_1 + \frac{\sigma_1}{2} W_B^{*T} W_B^* + \frac{\sigma_2}{2} \eta^{*T} \eta^*$

[0120] 其中， $\widetilde{W}_B = \widehat{W}_B - W_B^*$ ， $\widehat{W}_B = W_B^* + \epsilon_1$ ， W_B^* 是最优权重， \widehat{W}_B 是估计权重， \widetilde{W}_B 是权重误差， ϵ_1 是近似误差。同理， $\widetilde{\eta} = \hat{\eta} - \eta^*$ ， η^* 是最优参数， $\hat{\eta}$ 是估计参数， $\widetilde{\eta}$ 是参数估计误差。通过稳定性分析最终确定直升机系统满足半全局稳定。

[0121] 以上对本发明实施例的方法流程进行了说明。可以认识到，本发明实施例通过构建宽度学习神经网络对直升机的非线性未知因素进行近似表示和增量学习，可以以较小的跟踪误差逼近直升机的非线性未知因素，通过确定自适应辅助参数对直升机系统可能出现的执行器故障进行补偿并确定直升机的控制律和自适应律，实现了自适应故障容错控制，从而减小了直升机的跟踪误差，提高了直升机的控制精度。

[0122] 下面结合仿真实验结果对本发明实施例的方法进行验证。

[0123] 本发明实施例通过MATLAB仿真软件对2-DOF直升机系统进行仿真试验，得到仿真结果如图2至5所示。

[0124] 图2为仿真实验得到的直升机俯仰角的实际值与期望值的对比示意图， θ 表示俯仰角实际值， θ_d 表示俯仰角期望值；图3为仿真实验得到的直升机偏航角的实际值与期望值的对比示意图， ψ 表示偏航角实际值， ψ_d 表示偏航角期望值。从这两幅图上可以看得出来，仿真结果符合预期，俯仰角与偏航角都能成功追踪上期望轨迹，并且跟踪性能良好。

[0125] 图4为仿真实验得到的直升机俯仰角的跟踪误差与基于径向基函数的直升机系统控制的直升机俯仰角的跟踪误差的对比示意图，图5为仿真实验得到的直升机偏航角的跟踪误差与基于径向基函数的直升机系统控制的直升机偏航角的跟踪误差的对比示意图，

BLC和RBF分别表示本发明实施例方法和基于径向基函数的方法得到跟踪误差曲线。从这两幅图上可以看得出来,宽度学习神经网络相较于传统的径向基函数神经网络,有着更为出色的近似与泛化能力,从而实现了更小的跟踪误差。

[0126] 参照图6,本发明实施例提供了一种直升机系统自适应故障容错控制系统,包括:

[0127] 非线性状态空间方程构建模块,用于构建直升机系统的非线性状态空间方程;

[0128] 神经网络构建模块,用于确定直升机系统的增强节点和增量节点,根据增强节点、增量节点以及非线性状态空间方程构建宽度学习神经网络并进行训练;

[0129] 自适应辅助参数确定模块,用于根据非线性状态空间方程确定自适应辅助参数,自适应辅助参数用于补偿直升机系统的执行器故障影响;

[0130] 控制律和自适应律确定模块,用于根据自适应辅助参数、非线性状态空间方程以及训练好的宽度学习神经网络确定直升机系统的控制律和自适应律,进而根据控制律和自适应律对直升机系统进行自适应故障容错控制。

[0131] 上述方法实施例中的内容均适用于本系统实施例中,本系统实施例所具体实现的功能与上述方法实施例相同,并且达到的有益效果与上述方法实施例所达到的有益效果也相同。

[0132] 参照图7,本发明实施例提供了一种直升机系统自适应故障容错控制装置,包括:

[0133] 至少一个处理器;

[0134] 至少一个存储器,用于存储至少一个程序;

[0135] 当上述至少一个程序被上述至少一个处理器执行时,使得上述至少一个处理器实现上述的一种直升机系统自适应故障容错控制方法。

[0136] 上述方法实施例中的内容均适用于本装置实施例中,本装置实施例所具体实现的功能与上述方法实施例相同,并且达到的有益效果与上述方法实施例所达到的有益效果也相同。

[0137] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其中存储有处理器可执行的程序,该处理器可执行的程序在由处理器执行时用于执行上述一种直升机系统自适应故障容错控制方法。

[0138] 本发明实施例的一种计算机可读存储介质,可执行本发明方法实施例所提供的一种直升机系统自适应故障容错控制方法,可执行方法实施例的任意组合实施步骤,具备该方法相应的功能和有益效果。

[0139] 本发明实施例还公开了一种计算机程序产品或计算机程序,该计算机程序产品或计算机程序包括计算机指令,该计算机指令存储在计算机可读存介质中。计算机设备的处理器可以从计算机可读存储介质读取该计算机指令,处理器执行该计算机指令,使得该计算机设备执行图1所示的方法。

[0140] 在一些可选择的实施例中,在方框图中提到的功能/操作可以不按照操作示意图提到的顺序发生。例如,取决于所涉及的功能/操作,连续示出的两个方框实际上可以被大体上同时地执行或上述方框有时能以相反顺序被执行。此外,在本发明的流程图中所呈现和描述的实施例以示例的方式被提供,目的在于提供对技术更全面的理解。所公开的方法不限于本文所呈现的操作和逻辑流程。可选择的实施例是可预期的,其中各种操作的顺序被改变以及其中被描述为较大操作的一部分的子操作被独立地执行。

[0141] 此外,虽然在功能性模块的背景下描述了本发明,但应当理解的是,除非另有相反说明,上述的功能和/或特征中的一个或多个可以被集成在单个物理装置和/或软件模块中,或者一个或多个功能和/或特征可以在单独的物理装置或软件模块中被实现。还可以理解的是,有关每个模块的实际实现的详细讨论对于理解本发明是不必要的。更确切地说,考虑到在本文中公开的装置中各种功能模块的属性、功能和内部关系的情况下,在工程师的常规技术内将会了解该模块的实际实现。因此,本领域技术人员运用普通技术就能够在无需过度试验的情况下实现在权利要求书中所阐明的本发明。还可以理解的是,所公开的特定概念仅仅是说明性的,并不意在限制本发明的范围,本发明的范围由所附权利要求书及其等同方案的全部范围来决定。

[0142] 上述功能如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备)执行本发明各个实施例上述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0143] 在流程图中表示或在此以其他方式描述的逻辑和/或步骤,例如,可以被认为用于实现逻辑功能的可执行指令的定序列列表,可以具体实现在任何计算机可读介质中,以供指令执行系统、装置或设备(如基于计算机的系统、包括处理器的系统或其他可以从指令执行系统、装置或设备取指令并执行指令的系统)使用,或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用。就本说明书而言,“计算机可读介质”可以是任何可以包含、存储、通信、传播或传输程序以供指令执行系统、装置或设备或结合这些指令执行系统、装置或设备而使用的装置。

[0144] 计算机可读介质的更具体的示例(非穷尽性列表)包括以下:具有一个或多个布线的电连接部(电子装置),便携式计算机盘盒(磁装置),随机存取存储器(RAM),只读存储器(ROM),可擦除可编程只读存储器(EEPROM或闪速存储器),光纤装置,以及便携式光盘只读存储器(CDROM)。另外,计算机可读介质甚至可以是可在其上打印上述程序的纸或其他合适的介质,因为可以例如通过对纸或其他介质进行光学扫描,接着进行编辑、解译或必要时以其他合适方式进行处理来以电子方式获得上述程序,然后将其存储在计算机存储器中。

[0145] 应当理解,本发明的各部分可以用硬件、软件、固件或它们的组合来实现。在上述实施方式中,多个步骤或方法可以用存储在存储器中且由合适的指令执行系统执行的软件或固件来实现。例如,如果用硬件来实现,和在另一实施方式中一样,可用本领域公知的下列技术中的任一项或他们的组合来实现:具有用于对数据信号实现逻辑功能的逻辑门电路的离散逻辑电路,具有合适的组合逻辑门电路的专用集成电路,可编程门阵列(PGA),现场可编程门阵列(FPGA)等。

[0146] 在本说明书的上述描述中,参考术语“一个实施方式/实施例”、“另一实施方式/实施例”或“某些实施方式/实施例”等的描述意指结合实施方式或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施方式或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不一定指的是相同的实施方式或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或

者特点可以在任何的一个或多个实施方式或示例中以合适的方式结合。

[0147] 尽管已经示出和描述了本发明的实施方式,本领域的普通技术人员可以理解:在不脱离本发明的原理和宗旨的情况下可以对这些实施方式进行多种变化、修改、替换和变形,本发明的范围由权利要求及其等同物限定。

[0148] 以上是对本发明的较佳实施进行了具体说明,但本发明并不限于上述实施例,熟悉本领域的技术人员在不违背本发明精神的前提下还可做作出种种的等同变形或替换,这些等同的变形或替换均包含在本申请权利要求所限定的范围内。

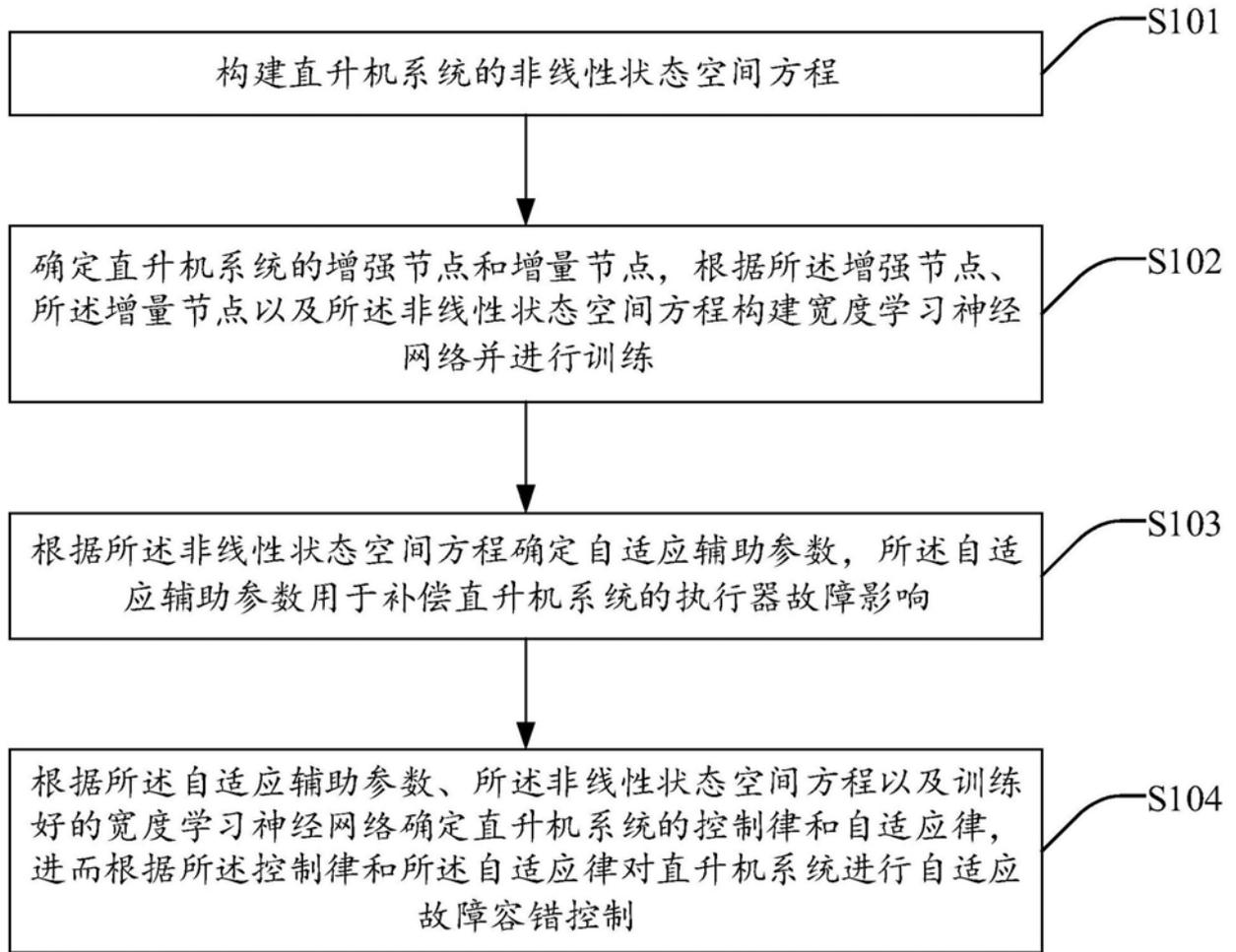


图1

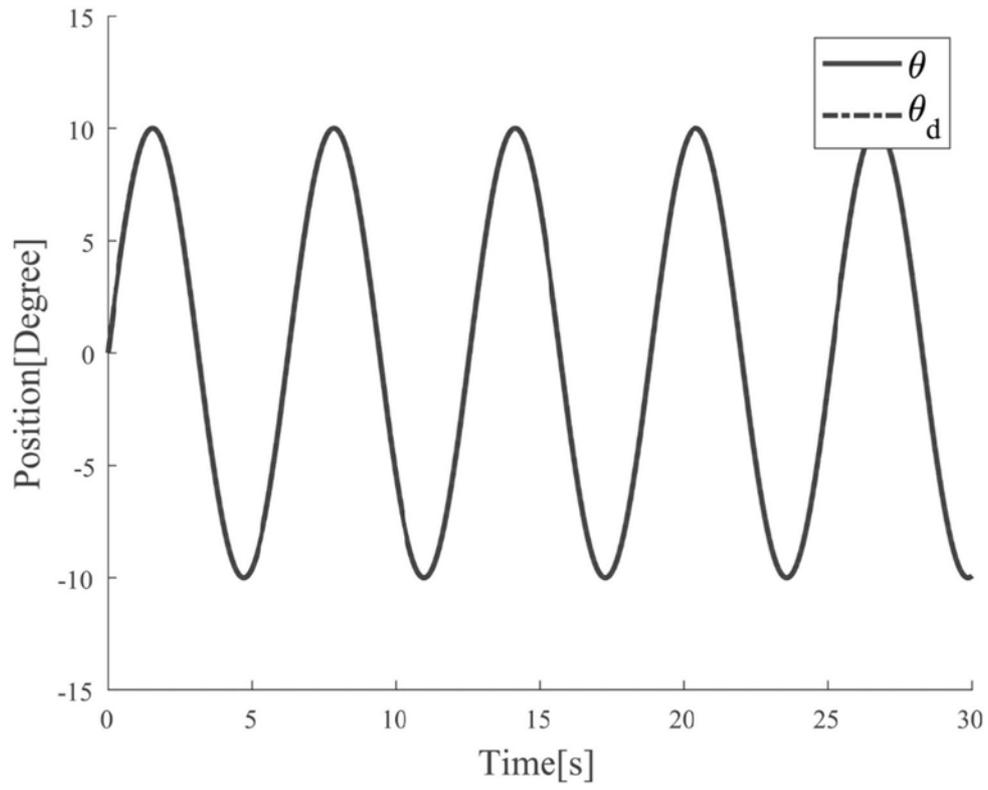


图2

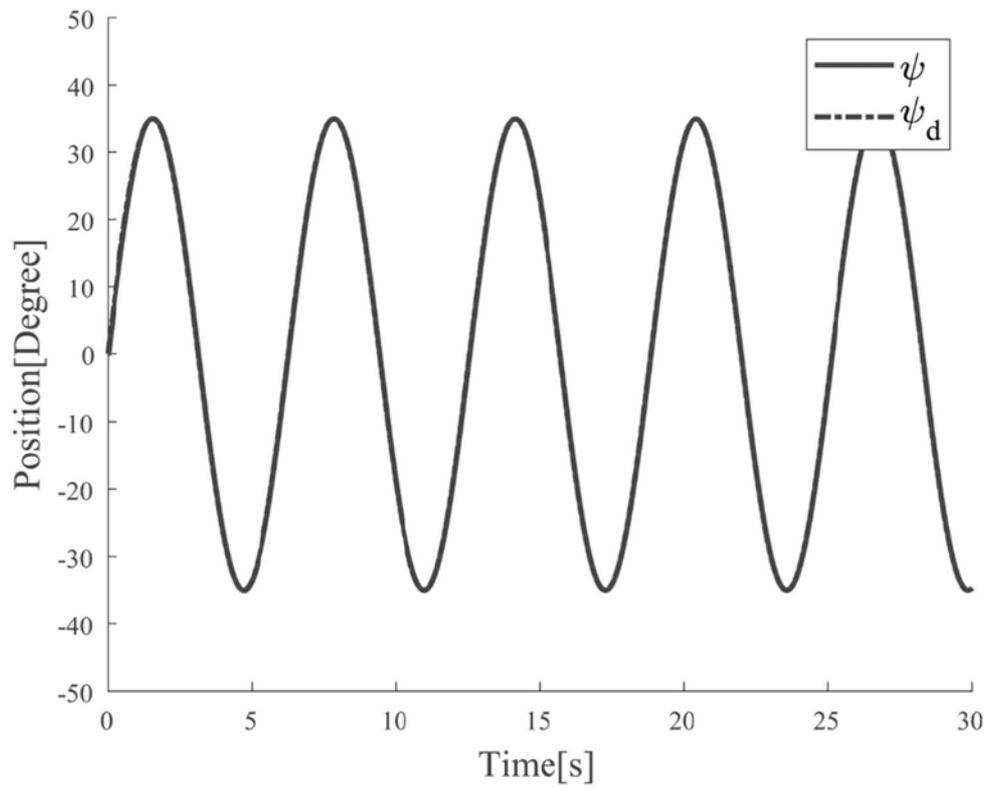


图3

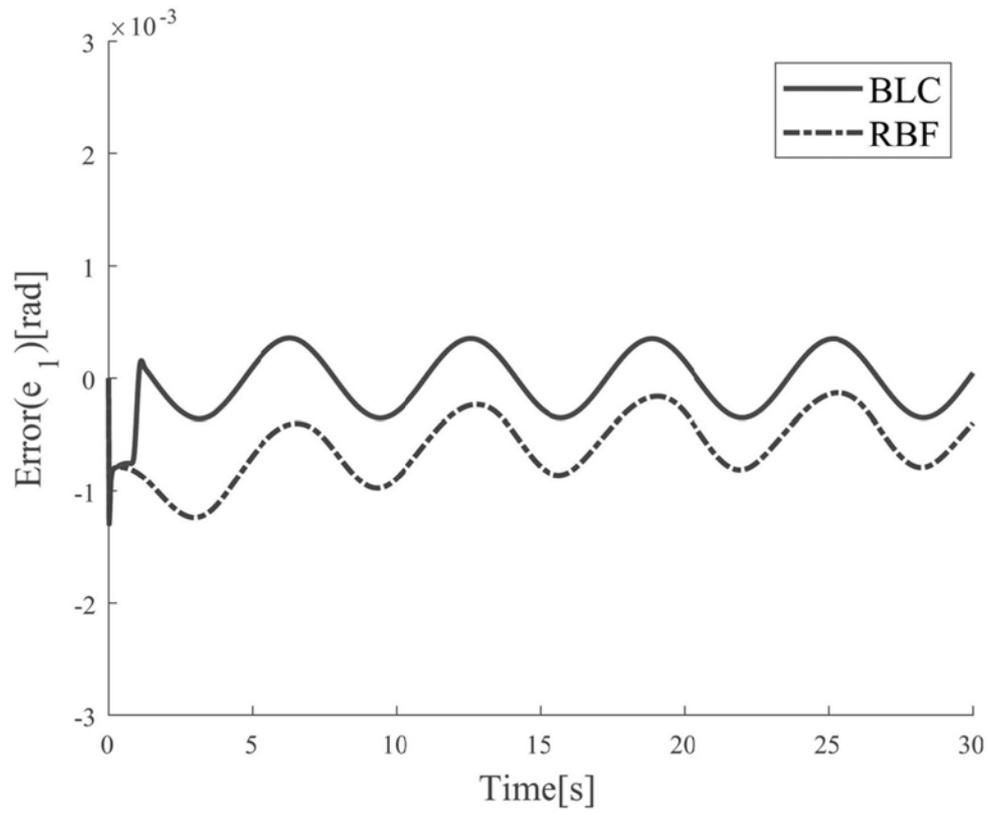


图4

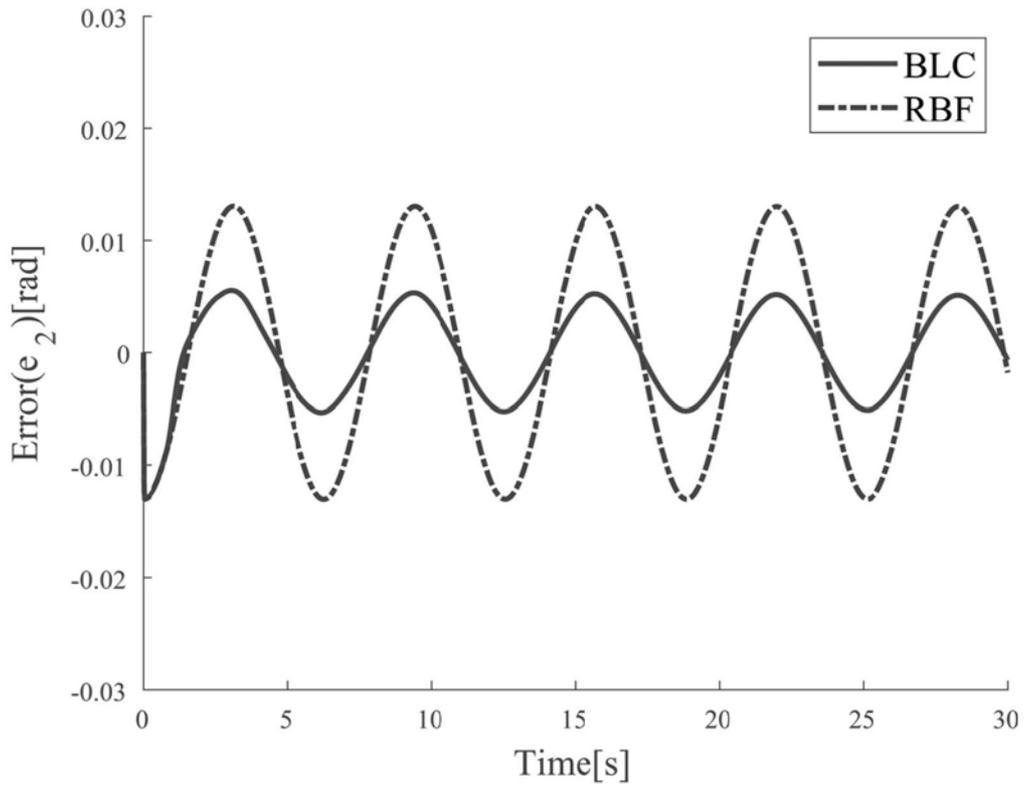


图5

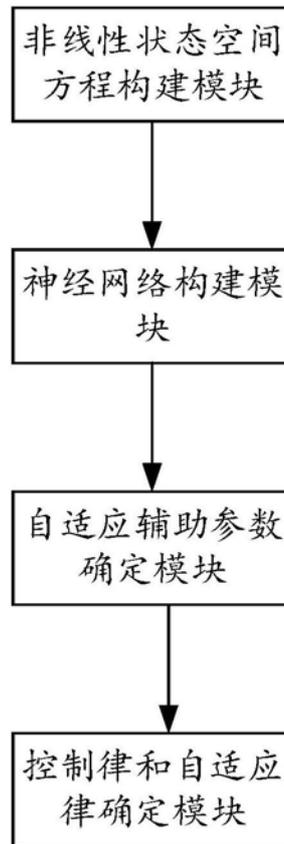


图6

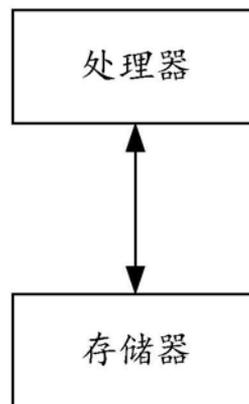


图7