

基于卡尔曼滤波和线性二次型调节的两轮巡检机器人

胡凌燕,徐源春,徐少平,刘小平,谢志强

(南昌大学信息工程学院,南昌 330031)

摘 要: 针对机器人建模时,需要同时控制倾角和速度的问题,在建立两轮巡检机器人数学模型的基础上,设计线性二次型调节(LQR)控制器对机器人的倾角和速度进行控制,并分析整个系统的稳定性,得到系统稳定的条件。在两轮巡检机器人实际控制过程中,机器人倾角的测量不可避免地受到系统噪声和积分误差的影响,为此,引入卡尔曼滤波算法对加速度计和陀螺仪采集到的信号进行融合,以实时得到准确的机器人倾角信号。在 Matlab-Simulink 软件平台和机器人实物平台对机器人系统进行 LQR 控制算法实验。结果表明,基于卡尔曼滤波和 LQR 算法,机器人能按照指定的速度匀速直立行走,且具有较好的抗干扰能力。

关键词: 线性二次型调节算法;稳定性分析;卡尔曼滤波;Matlab-Simulink 仿真;实时控制

中文引用格式: 胡凌燕,徐源春,徐少平,等. 基于卡尔曼滤波和线性二次型调节的两轮巡检机器人[J]. 计算机工程,2016,42(1):304-310,315.

英文引用格式: Hu Lingyan, Xu Yuanchun, Xu Shaoping, et al. Two-wheeled Patrol Robot Based on Kalman Filtering and Linear Quadratic Regulation[J]. Computer Engineering, 2016, 42(1): 304-310, 315.

Two-wheeled Patrol Robot Based on Kalman Filtering and Linear Quadratic Regulation

HU Lingyan, XU Yuanchun, XU Shaoping, LIU Xiaoping, XIE Zhiqiang

(School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

[Abstract] In order to control the dip angle and speed of the robot simultaneously on robot modeling, based on the mathematical models of two-wheeled patrol robot, Linear Quadratic Regulator (LQR) controller is designed for the system. The condition for system stability is developed so that the proper control parameters can be chosen to guarantee the whole system stability. In actual application, Kalman filtering algorithm is used to acquire dip angle by fusing data from the accelerometer and the gyroscope. The simulation in Matlab-Simulink platform and real-time control in real robot platform experiments result show that based on Kalman filtering and LQR algorithm, the two-wheeled robot can run erectly at the specified speed and has strong anti-interference performance.

[Key words] Linear Quadratic Regulator (LQR) algorithm; stability analysis; Kalman filtering; Matlab-Simulink simulation; real-time control

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.01.054

1 概述

随着技术的发展,巡检机器人应用越来越广泛,它能代替工作人员到核电站等危险复杂环境下进行日常巡检,使工作人员从危险或繁杂的工作中解脱出来。而两轮机器人因其控制灵活而具有较好的应用前景。两轮巡检机器人系统从本质上说是一种典型的、高阶次的、不稳定、多变量、非线性和强耦合控

制的倒立摆系统。目前,两轮巡检机器人的控制研究方法有很多,主要有线性控制理论方法^[1-4]、模糊控制方法^[5-7]、神经网络控制方法^[8-9]、云模型控制方法^[10]和变结构控制方法^[11-12]等。虽然这些算法在特定的领域都有各自的优势特点,但难在稳态精度、控制效率、复杂度等方面都取得最佳性能,往往只能侧重其中之一。文献[13]应用变结构控制理论进行本质不稳定机器人的控制研究,在机器人偏角受限

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61563035, 81501560); 国家“863”计划基金资助项目(2013AA013804); 江西省科技厅工业支撑计划基金资助项目(20133BBE50029, 20151BAB207050); 江西省创新创业训练计划基金资助项目(20140403119)。

作者简介: 胡凌燕(1978-),女,教授、博士、博士后,主研方向为机器人控制算法、网络控制系统;徐源春,硕士研究生;徐少平,副教授、博士;刘小平(通讯作者),教授、博士;谢志强,本科生。

收稿日期: 2014-12-05 **修回日期:** 2015-03-05 **E-mail:** hulingyan@ncu.edu.cn

的条件约束下,设计出基于趋近律的滑模变结构控制器和传统极点配置控制器;文献[14]利用 Matlab-Simulink 软件和 ADAMS 平台对线性二次型调节 (Linear Quadratic Regulator, LQR) 和比例积分微分 (Proportion Integration Differentiation, PID) 2 种控制算法的控制效果进行联合仿真的实验;文献[15]提出一种双闭环控制策略,成功控制了倒立摆。但在控制过程中倾角传感器得到的数据都存在较大的误差,准确性不高,使得控制效果减弱。

为了得到更为精确的倾角数据,本文使用线性二次型调节 (LQR) 对机器人倾角和速度进行控制的基础上,引入卡尔曼滤波算法对加速度计和陀螺仪采集到的 2 种传感器信号进行融合,从而得到机器人倾角。虽然国内有一些关于两轮巡检机器人的 LQR 算法的文献,但主要局限于软件数值仿真,没有从理论上对两轮机器人控制的稳定条件进行分析并应用于实际的两轮机器人控制。本文建立两轮巡检机器人系统的数学模型,对其进行能控性、能观性分析,在此基础上设计 LQR 算法同时实现对机器人的倾角和速度的控制,并从理论上分析系统的稳定条件。在 LQR 控制器的实现过程中,由于加速度计和陀螺仪测量得到的倾角值存在输出噪声大以及会产生积分误差等问题,本文引入卡尔曼滤波对 2 种传感器的信号进行融合,以实时估算机器人的实际倾角。

2 系统建模与分析

忽略空气流动的阻力,可将机器人系统抽象成车轮和车身组成的系统。图 1 为机器人的受力示意图。两轮机器人系统各项参数的符号、意义与数值如表 1 所示。

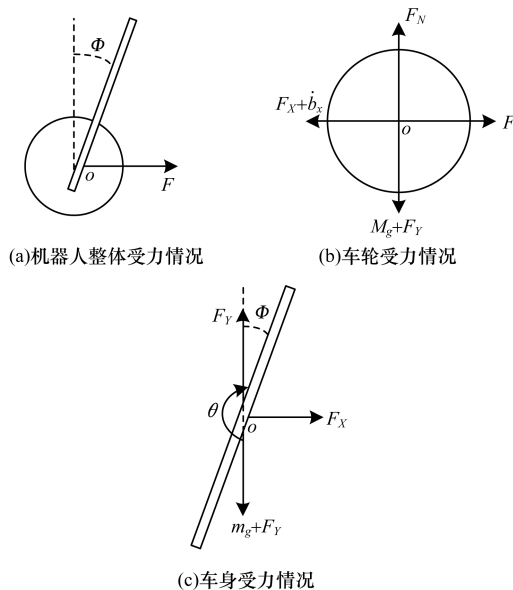


图 1 机器人受力分析

表 1 参数符号与数值

参数	符号	数值
轮子半径/m	R	0.032 50
轮子中心到车身重心距离/m	l	0.04
轮子质量/kg	M	0.05
车身质量/kg	m	0.42
车身沿轴的转动惯量/($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)	I	0.000 22
重力加速度/($\text{N} \cdot \text{m}^{-2}$)	g	9.8
车轮摩擦系数	b	0.1

在对小车进行受力分析时,做以下假设:车身和车轮都是刚体,把车轮看作一个质点。在机器人系统的实际控制过程中,由于小车一直处于运动状态,摩擦力主要由动摩擦力决定,静摩擦力可以忽略,只有当两轮机器人在平衡点位置处于理想竖直静止状态下静摩擦力才会比较大,而在控制过程中出现这种情况的情况很少,忽略静摩擦力对系统的影响不大。因此,进行线性化处理,忽略静摩擦力,令车轮运动时所受到的摩擦力正比于车轮的速度,车身转动时所受到的摩擦力矩正比于下摆的转动速度。

F_x 和 F_y 为车轮与车身相互作用力的水平和垂直方向的分量。 x 是车轮位移, $\dot{x}$ 是车轮速度, θ 是车身偏离垂直向下方向的角度, 设 $\theta = \pi + \Phi$ (Φ 是车身与垂直向上方向之间的夹角), $\dot{\theta}$ 是车身的角速度,用 u 来表示被控对象的输入力 F 。定义车轮向右运动为正方向。

用牛顿方法建立系统的动力学方程,分析车轮水平方向所受的合力以及车身垂直方向上所受的合力,可得运动方程:

$$\begin{cases} (I + ml^2)\ddot{\Phi} - mgl\sin\Phi = -ml\ddot{x}\cos\Phi \\ (M + m)\ddot{x} + b\dot{x} + ml\ddot{\Phi}\cos\Phi - ml\dot{\Phi}^2\sin\Phi = u \end{cases} \quad (1)$$

在机器人系统的实时控制过程中,机器人处于直立行走状态。在正常行走控制过程中,角度一般在 $\pm 0.05 \text{ rad}$ 之间变化。即使在速度变化很大或其他情况导致机器人倾角变化比较大时,一般也不会超过 $\pm 0.12 \text{ rad}$, 即 $\Phi < 1$ (单位是弧度), 所以可以对上述模型采用线性化处理, 令 $\cos\theta = -1$, $\sin\theta = -\Phi$ 。线性化处理后系统的运动方程如式(2)所示。

$$\begin{cases} (I + ml^2)\ddot{\Phi} - mgl\Phi = -ml\ddot{x} \\ (M + m)\ddot{x} + b\dot{x} + ml\ddot{\Phi} = u \end{cases} \quad (2)$$

取系统的状态变量 $\mathbf{X} = [x \quad \dot{x} \quad \Phi \quad \dot{\Phi}]$, 则系统的状态方程如下:

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}u$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{X} + \mathbf{D}u$$

将表 1 中的相关参数代入计算,得系数矩阵 $\mathbf{A}$,

B, C, D :

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{-(I+ml^2)b}{I(M+m)+Mml^2} & \frac{-m^2gl^2}{I(M+m)+Mml^2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{mlb}{I(M+m)+Mml^2} & \frac{mgl(M+m)}{I(M+m)+Mml^2} & 0 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -0.6511 & -20.1894 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 12.2628 & 564.8234 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{I+ml^2}{I(M+m)+Mml^2} \\ 0 \\ \frac{-ml}{I(M+m)+Mml^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 6.5109 \\ 0 \\ -122.6277 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

系统的能控性矩阵 $Q = [B \ AB \ A^2B \ A^3B]$, 将相关参数代入计算, 可得 $\text{Rank}(Q) = 4$, 矩阵 Q 是满秩的, 由此可知系统是可控的。

系统的能观性矩阵 $L = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ CA^3 \end{bmatrix}$, 将相关参数代入

计算, 可得 $\text{Rank}(L) = 4$, 矩阵 L 是满秩的, 由此可知系统是可观的。

3 LQR 控制算法及稳定性分析

和倒立摆系统类似, 两轮巡检机器人本身是不稳定系统。为了使系统能以给定速度匀速直立行走, 必须同时对两轮机器人的速度及倾角进行控制。本文设计 LQR 算法, 通过引入状态反馈, 对机器人的速度及倾角进行控制。系统控制的结构图如图 2 所示, 其中 K 是状态反馈矩阵。

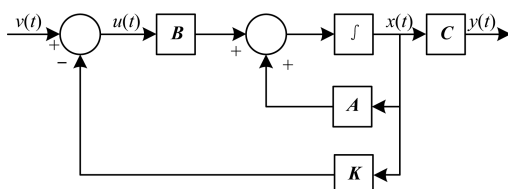


图 2 状态反馈控制结构

引入状态反馈后系统控制作用为:

$$u(t) = -KX(t) = -R^{-1}B^TPX(t) \quad (3)$$

其中, P 是满足下面 Riccati 方程的解:

$$A^TP + PA - PBR^{-1}B^TP + Q = 0$$

在控制过程中, Q 是关系到系统状态变量控制权重的矩阵, 在本文中取 $Q = \text{diag}[Q_{11} \ Q_{22} \ Q_{33} \ Q_{44}]$ 。 R 是关系到控制作用权重的参数, 因为在系统中仅有一个输入量, 所以 R 是标量, 令 $R = r$ 。系统的性能指标:

$$J = \int_0^\infty (\sum_{i=1}^4 Q_{ii}x_i^2 + ru^2) dt \quad (4)$$

假设反馈增益矩阵 $K = [k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4]$, 加入反馈后系统的特征方程为:

$$\begin{aligned} |sI - A + B * K| &= s^4 + (565.47 - 122.63k_4 \\ &+ 122.63k_3 + 6.5109k_2)s^3 + (-444.64 \\ &- 0.0012263k_4 - 122.63k_3 + 1201.7k_2 \\ &+ 6.5109k_1)s^2 + (-120.18 - 0.0012263k_3 \\ &- 1201.7k_2 + 1201.7k_1) - 1201.7k_1 \end{aligned}$$

要使系统稳定, 则必须使所有的极点分布在坐标系的左半平面。因此, 可推导出引入状态反馈后系统的稳定条件。

通过劳斯稳定判据, 系统是稳定的, 当且仅当 $a_0, a_1, a_2, a_3, a_4 > 0, a_1a_2 - a_0a_3 > 0, (a_1a_2 - a_0a_3)a_3 - a_1^2a_4 > 0$ 。

其中:

$$\begin{aligned} a_0 &= 1 \\ a_1 &= 565.47 - 122.63k_4 + 122.63k_3 + 6.5109k_2 \\ a_2 &= -444.64 - 0.0012263k_4 - 122.63k_3 \\ &+ 1201.7k_2 + 6.5109k_1 \\ a_3 &= -120.18 - 0.0012263k_3 - 1201.7k_2 \\ &+ 1201.7k_1 \\ a_4 &= -1201.7k_1 \end{aligned}$$

因此, 系统的稳定条件是状态反馈增益矩阵 $K = [k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4]$, 满足:

$$\begin{aligned} k_1 &< 0 \\ k_2 &< k_1 - 1.02e - 6k_3 - 0.1 \\ k_3 &< -1.00e - 5k_4 + 9.8k_2 + 0.05k_1 - 3.63 \\ k_4 &< k_3 + 0.05k_2 + 4.61 \end{aligned}$$

4 卡尔曼滤波算法

加速度计和陀螺仪可以用来测量机器人倾角, 但在实际测量过程中, 加速度计和陀螺仪测量得到的倾角值存在输出噪声大以及会产生积分误差等问题。因此, 必须对其测量到的数据进行滤波。

从系统非线性因素角度考虑, 虽然两轮巡检机器人系统从本质上来说是非线性的倒立摆系统, 但根据前文建模部分的分析可知, 当其处于正常工作状态时, 模型的非线性因素比较小。由于 A/D、D/A 转换精度的局限性以及干扰信号的影响, 使得 A/D、D/A 转换的过程也存在非线性变化的量化误差。但

是对于实际两轮巡检机器人系统,由于采用基于PWM技术的A/D、D/A转换,PWM技术转换的高精度一定程度上解决了由于转换精度导致的非线性,而在信号从处理器到被控系统的过程中,信号都是数字形式的,噪声只有在强到足以将逻辑1改变为逻辑0或将逻辑0改变为逻辑1时,才能对数字信号产生影响,极大提高了转换过程的抗干扰性能,所以由A/D、D/A转换给系统带来的非线性因素很小;从系统所受噪声的角度考虑,机器人系统在稳定环境下处于正常工作状态时,系统所受到的外部噪声(如外台信号、点火辐射、闪电、雷击、大气中的电暴和各种宇宙噪声等)非常小,系统受到的噪声主要由内部噪声决定。内部噪声主要由系统设备内部电路产生,其产生的噪声包括热噪声和散弹噪声,均为平稳噪声且具有良好的高斯特性,而PWM技术的强抗干扰特性和系统内部电路中的去耦电路降低了噪声对系统的影响,所以,噪声给实际控制系统带来的影响很小。

因此,本文拟采用卡尔曼滤波算法对测量数据进行滤波,通过卡尔曼滤波算法对2种传感器信号进行融合,再实时估算机器人的实际倾角。为进一步证明理论分析的正确性,分别采用线性卡尔曼滤波算法和非线性卡尔曼滤波算法进行对比实验。

要实现卡尔曼滤波算法必须对测量系统进行建模,得到系统的状态空间表达式,选取加速度计测量得到的倾角 θ_k 和陀螺仪输出的角速度误差 $\dot{\varphi}_k$ 作为系统的状态变量。

首先分析系统过程,通过倾角和角速度的关系,可得到式(5):

$$\theta_k = \theta_{k-1} + T(\dot{\theta}_{k-1}^{\text{gyro}} - \dot{\varphi}_{k-1}) + W_k^{\theta} \quad (5)$$

其中, θ_k 和 θ_{k-1} 分别为本次和上次测量周期的实际倾角; T 为测量周期(系统采样周期); $\dot{\theta}_{k-1}^{\text{gyro}}$ 为上次陀螺仪输出的角速度; W_k^{θ} 为本过程中的噪声。

测量系统中陀螺仪的输出误差被认为基本不变的,可以推出式(6):

$$\dot{\varphi}_k = \dot{\varphi}_{k-1} + W_k^{\text{gyro}} \quad (6)$$

其中, $\dot{\varphi}_k$ 和 $\dot{\varphi}_{k-1}$ 分别为本次和上次的陀螺仪输出误差; W_k^{gyro} 为本过程中的噪声。

然后分析观测器,倾角测量系统以加速度计的输出生作为观测器,可得:

$$\theta_k^{\text{acce}} = \theta_k + V_k \quad (7)$$

其中, θ_k^{acce} 为加速度计输出的倾角; θ_k 为本次的实际倾角; V_k 为观测噪声,即加速度计的输出噪声。

卡尔曼滤波器是建立在带白噪声的状态观测器模型上的,选取加速度计测量得到的倾角 θ_k 和陀螺仪输出的角速度误差 $\dot{\varphi}_k$ 作为系统状态变量,根据式(5)~式(7)可得状态观测器状态空间表达式如下:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (8)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (9)$$

其中,式(8)为离散状态方程;式(9)为观测方程。 $\mathbf{x}$ 为系统状态变量; $\mathbf{x}_k$ 和 $\mathbf{x}_{k-1}$ 分别为第 k 周期和第 $k-1$ 周期的状态向量且 $\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \theta_k \\ \dot{\varphi}_k \end{bmatrix}$; $\mathbf{A}$ 为作用在

$\mathbf{x}_{k-1}$ 上的状态变换模型矩阵且 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$; $\mathbf{u}_k$ 为

输入矩阵且 $\mathbf{u}_k = \dot{\theta}_{k-1}^{\text{gyro}}$; $\mathbf{B}$ 为输入变换模型矩阵且 $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} T \\ 0 \end{bmatrix}$; $\mathbf{z}_k$ 为测量状态变量且 $\mathbf{z}_k = \theta_k^{\text{acce}}$; $\mathbf{H}$ 为测量模型矩阵且 $\mathbf{H} = [1 \ 0]$; $\mathbf{w}_k$ 为系统过程白噪声且 $\mathbf{w}_k = \begin{bmatrix} W_k^{\theta} \\ W_k^{\text{gyro}} \end{bmatrix}$; $\mathbf{v}_k$ 为观测白噪声且 $\mathbf{v}_k = V_k$ 。

根据系统过程白噪声 $\mathbf{w}_k$ 和观测白噪声 $\mathbf{v}_k$ 的特性,选取适当的系统过程误差协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 和观测

误差协方差 $\mathbf{R}$,其中, $\mathbf{Q} = T * \begin{bmatrix} Q_{\text{angle}} & 0 \\ 0 & Q_{\text{gyro}} \end{bmatrix}$;

$\mathbf{R} = \mathbf{R}_{\text{angle}}$ 。在系统初始化后,根据无噪声下的状态空间表达式对系统的状态变量进行估计,并利用系统过程误差协方差 $\mathbf{Q}$ 推算出误差协方差矩阵 $\mathbf{P}$;然后利用误差协方差 $\mathbf{P}$ 和观测误差协方差 $\mathbf{R}$ 计算出的卡尔曼增益矩阵 $\mathbf{K}$ 将观测值和估计值融合,得出最优估计下的倾角。卡尔曼滤波算法框图如图3所示。

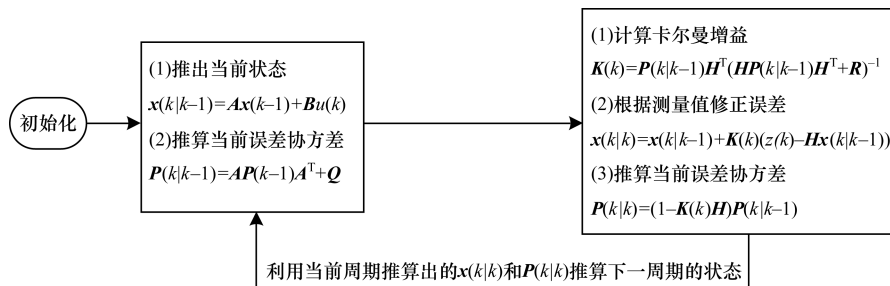


图3 卡尔曼滤波算法框图

选择卡尔曼滤波参数如下: $Q_angle = 0.000\ 015$, $Q_gyro = 0.000\ 03$, $R_angle = 0.5$, 分别采用线性卡尔曼滤波和非线性卡尔曼滤波算法进行实时倾角测量实验。在实验中, 将加速度计和陀螺仪放在机器人上, 初始时刻机器人倾角为 0, 在第 4 s 左右时刻给机器人一个 0.4 rad 的倾角变化。线性卡尔曼滤波实验结果如图 4 所示, 非线性扩展卡尔曼滤波实验结果如图 5 所示。虚线为加速度计输出的倾角, 即滤波前倾角; 实线为卡尔曼滤波之后的倾角曲线。对实验结果曲线进行定量分析, 可得卡尔曼滤波后的噪声为 $\pm 0.000\ 3\ \text{rad}$ ($\pm 0.034^\circ$), 非线性扩展卡尔曼滤波后的噪声为 $\pm 0.000\ 15\ \text{rad}$ ($\pm 0.017^\circ$), 与滤波前的噪声 $\pm 0.025\ \text{rad}$ ($\pm 1.43^\circ$) 比, 降噪比例均较大, 滤波后的曲线在动态性能上也表现良好。虽然非线性扩展卡尔曼滤波相对卡尔曼滤波算法在精度上略微好点, 但在算法复杂度上, 非线性扩展卡尔曼滤波实现起来要比卡尔曼滤波复杂得多, 在实时性上比卡尔曼滤波算法差很多, 从而相应的控制效果会受到很大影响。综上考虑, 选用卡尔曼滤波测量机器人的实际倾角。

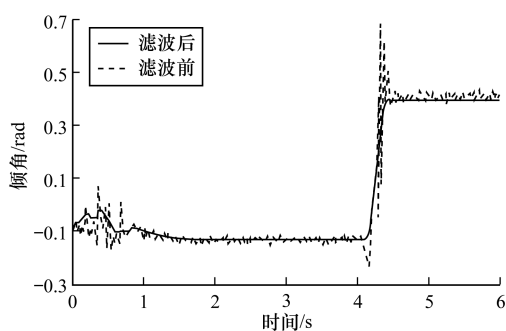


图 4 卡尔曼滤波前后对比效果

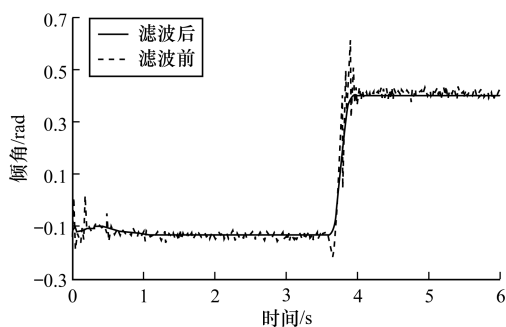


图 5 非线性扩展卡尔曼滤波前后对比效果

5 机器人系统实验分析

5.1 仿真实验

按照图 2 所示的控制框图, 利用 Matlab 可以建

立系统的仿真模型。在机器人的控制过程中, 系统的状态变量分别是机器人的位移、速度、倾角及倾角速度, 输出量是倾角和速度。在这些状态变量中主要是对倾角及速度进行控制, 其中倾角是最重要的。因此考虑各个状态变量的权重时倾角 Q_{33} 的权重最大, 其次是速度 Q_{22} 。选择 $Q_{22} = 200$, $Q_{33} = 400$, $Q_{11} = Q_{44} = 0$, $r = 1$, 得到 $K = [-0.123 \quad -1.058 \quad -19.441 \quad -21.008]$ 。

进行 2 次仿真实验:

(1) 速度跟随实验

在速度跟随仿真实验中, 设定机器人初始速度与倾角分别为 0, 初始时刻给系统一个 0.5 m/s 的速度阶跃信号, 仿真结果如图 6 所示。仿真实验结果表明, 对系统施加阶跃信号后, 经过 1 s 的过渡时间, 倾角输出回到平衡状态, 随后速度输出也趋于稳定 (即速度为 0.5 m/s)。

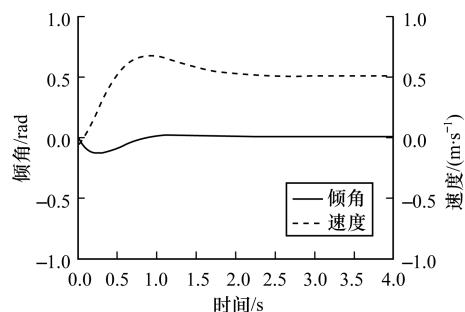


图 6 机器人系统速度跟随仿真实验结果

(2) 平衡位置扰动实验

在平衡位置扰动仿真实验中, 设定机器人初始速度与倾角分别为 0, 初始时刻给系统一个 0.26 rad 的倾角冲击信号, 仿真结果如图 7 所示。仿真实验结果表明, 在机器人失去平衡后, 经过 0.5 s 的过渡时间, 回到平衡状态 (即倾角为 0, 速度为 0)。

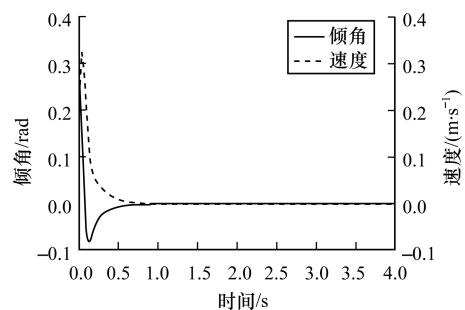


图 7 机器人系统平衡位置扰动仿真实验结果

这 2 个仿真实验结果表明, 机器人系统在 LQR 控制器的作用下, 能在较短的过渡时间内以给定的速度匀速直立行走, 并具有较强的抗干扰能力。

5.2 实际两轮巡检机器人控制实验

机器人系统采用意法半导体公司的 STM32F103C8 芯片作为巡检机器人的中央控制器,完成传感器信息收集、电机控制等任务。机器人的电机是减速电机,其前端为减速器,后端为普通的直流电机,轮子固定在减速器的输出端,编码器的光电码盘固定在直流电机的轴上,电机和底板通过金属三脚架相连。机器人的电池、电路板等硬件部分均固定在主板上。两轮巡检机器人实物图如图 8 所示。

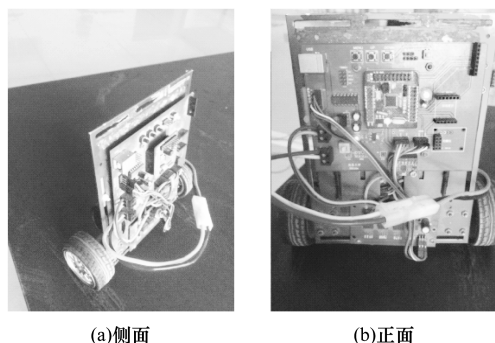


图 8 两轮巡检机器人实物图

机器人在运行过程中,双轮接触地面。微控制器接受传感器反馈的倾角信号和速度信号后,通过控制算法计算出控制输出量,将相应的输出量加载在电机上,电机产生相应的转矩,带动轮子转动,从而实现机器人倾角与速度控制的目的。机器人系统控制框图如图 9 所示。

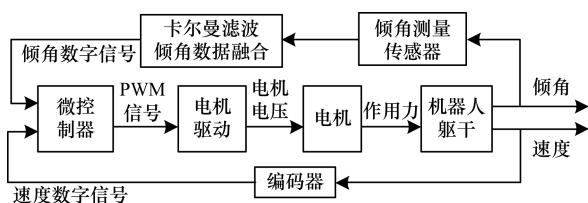


图 9 机器人总体控制方案框图

在基于 Kalman 和 LQR 算法的两轮巡检机器人实际控制中,采用仿真实验中的参数 $Q_{22} = 200$, $Q_{33} = 400$, $Q_{11} = Q_{44} = 0$, $r = 1$ 。设定机器人在定点平衡状态下的期望速度为 0,期望倾角为 0。

进行 4 次实际实验:

(1) 定点平衡实验

在定点平衡实验中,机器人的初始速度为 0,倾角为 0。机器人由于自身重力的作用会产生微小的倾角,在 LQR 控制器的作用下,机器人保持平衡状态,平衡状态下速度和倾角如图 10 所示。实验结果表明,系统的速度和倾角 2 个状态量都保持稳定且速度为 0,倾角为 0,其中速度在 $-0.0005 \text{ m/s} \sim 0.0005 \text{ m/s}$ 附近波动,倾角在 $-0.05 \text{ rad} \sim 0.05 \text{ rad}$ 附近波动。

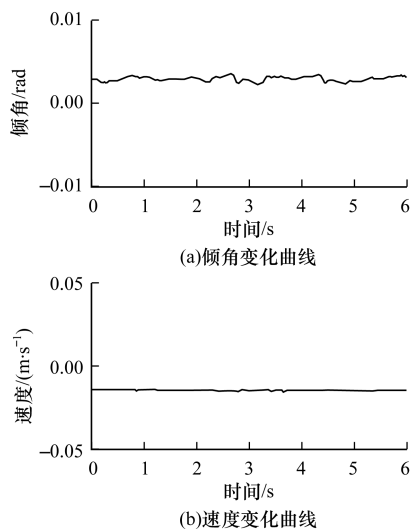


图 10 定点平衡实验中倾角和速度变化曲线

(2) 速度跟随实验 1

在速度由 0 变为 0.5 m/s 的速度跟随实验中,1 s 之前,机器人处于定点平衡状态,在 1 s 左右时刻,由计算机给机器人系统发送一个 0.5 m/s 的速度阶跃信号命令,使机器人移动速度保持在 0.5 m/s ,机器人收到命令后,出现一个 -0.1 rad 的倾角,随后速度发生变化,超过期望速度的最大偏差值达到 0.09 m/s 左右,在 LQR 控制器的作用下,机器人逐渐恢复平衡。实验结果如图 11 所示,实验结果表明,机器人经过 0.5 s 左右的过渡时间后倾角恢复到平衡状态(即倾角为 0),随后速度也达到 0.5 m/s 。

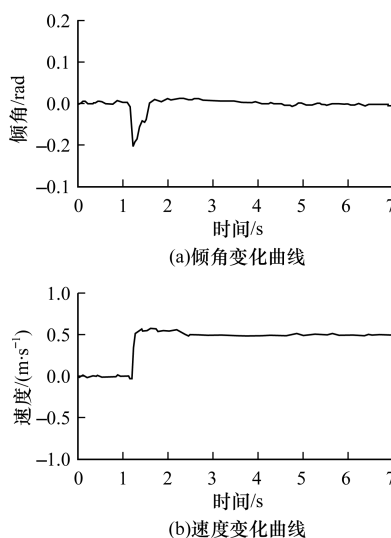


图 11 速度从 0 变为 0.5 m/s 倾角和速度变化曲线

(3) 速度跟随实验 2

在速度由 0.5 m/s 变为 0 的速度跟随实验中,3 s 之前,机器人处于 0.5 m/s 的定速平衡状态(即速度为 0.5 m/s ,倾角为 0)。在 3 s 左右时刻,由计算机给机器人系统发送一个停止命令,使机器人停止移动,机器人

收到命令后,出现一个 0.1 rad 的倾角,随后速度发生变化,超过期望速度的最大偏差值达到 0.08 m/s 左右,在 LQR 控制器的作用下,机器人逐渐恢复平衡。实验结果如图 12 所示,实验结果表明,机器人经过 0.5 s 左右的过渡时间后恢复到定点平衡状态。

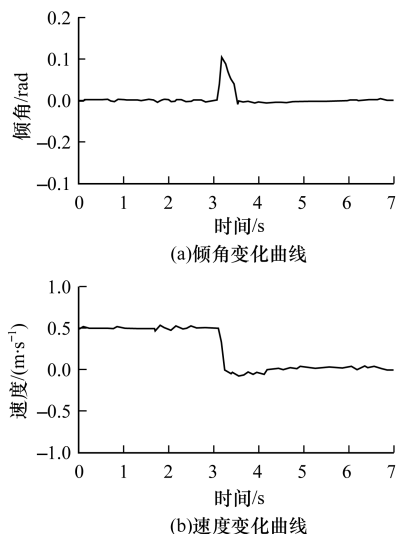


图 12 速度从 0.5 m/s 变为 0 倾角和速度变化曲线

(4) 平衡位置扰动实验

在平衡位置扰动实验中,2.7 s 之前,机器人处于定点平衡状态(即速度为 0,倾角为 0),在 2.7 s 时刻,给系统一个正方向的冲击扰动,机器人的倾角在 0.04 rad ~ -0.01 rad 之间波动,速度在 0.45 m/s ~

-0.97 m/s 之间波动,在 LQR 控制器的作用下,机器人逐渐恢复平衡。实验结果如图 13 所示,实验结果表明,机器人出现 0.04 rad 的倾角后,经过 1 s 左右的过渡时间机器人恢复到定点平衡状态。

表 2 为以上 4 个实验结果的性能指标表。基于卡尔曼滤波和 LQR 控制的两轮巡检机器人系统具有良好的动态特性和实时性。其中,实验 1 为定点平衡实验;实验 2 为 0 变为 0.5 m/s 速度跟随实验;实验 3 为 0.5 m/s 变为 0 速度跟随实验;实验 4 为平衡位置扰动实验。

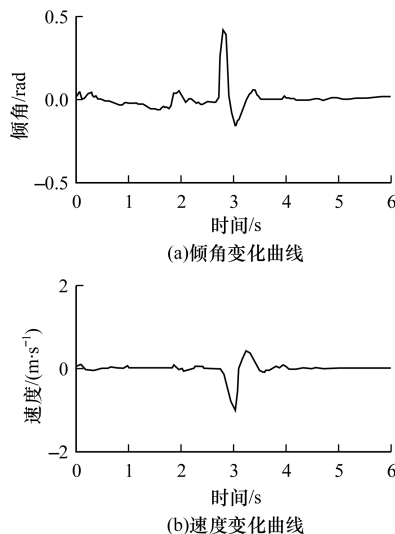


图 13 平衡位置扰动实验中倾角和速度变化曲线

表 2 4 次实验的统计数据

实验	车轮			车身		
	正向震荡速度	负向震荡速度	调节 时间/s	正向震荡角度	负向震荡角度	调节 时间/s
	最大值/(m·s ⁻¹)	最大值/(m·s ⁻¹)		最大值/rad	最大值/rad	
实验 1	0.051 7	-0.035 1	-	0.004 97	-0.005 78	-
实验 2	0.587 4	-0.050 8	1.25	0.015 60	-0.104 50	0.46
实验 3	0.525 6	-0.081 2	1.22	0.105 20	-0.010 70	0.47
实验 4	0.441 6	-0.976 4	1.31	0.042 70	-0.016 10	0.61

6 结束语

本文分析并建立了两轮巡检机器人的数学建模,设计了 LQR 控制器实现两轮机器人的速度和倾角控制,并对整个系统的稳定性进行分析。在两轮机器人 LQR 实际控制过程中引入卡尔曼滤波算法对加速度计和陀螺仪采集到的信号进行融合,实时得到了准确的机器人倾角信号。实验结果表明,该方法控制下的两轮巡检机器人在保持正常直立行走的基础上具有较好的动态特性和实时性。在实际应用中还有需要改进的地方,例如解决卡尔曼滤波器的观测误差协方差和系统过程协方差,以及根据经验调节 LQR 算法的相关参数,将成为今后的研究方向。

参考文献

- [1] 王 薇,任 侠. 基于精确线性化理论的倒立摆系统最优控制[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版,2009,32(4):500-503.
- [2] Song Zheyang, Song Xueling, Liu Chaoyang, et al. Research on Real-time Simulation and Control of Linear 1-stage Inverted Pendulum[J]. Journal of Computers, 2013,8(4):896-903.
- [3] 邢景虎,陈其工,江 明. 单级倒立摆的两种控制方法的仿真研究[J]. 工业仪表与自动化装置,2008,2(1):7-9.
- [4] Su Kuohu. Robust Tracking Control Design and Its Application to Balance a Two-wheeled Robot Steering on a Bumpy Road[J]. Journal of Systems and Control Engineering,2012,226(7):887-903.

(下转第 315 页)

误率就会越小。

表 1 测试集上各种分类方法的分类错误率

分类方法	分类错误率
基于类条件概率的贝叶斯分类器	0.263 6
基于类条件概率的 SVM	0.251 8
基于 HMM 的特征表示	0.158 1
基于费舍尔核的 SVM	0.146 3
基于 DNI 的 SVM	0.133 3
基于 FNI 的 SVM	0.113 6

6 结束语

基于邻域相似则序列相似的猜想,本文提出一种基于无约束空间中邻域信息的序列分类方法。该方法能将原本具有变化结构的样本导入到判别模型中进行复杂的分类,并且不丢失样本的内部结构信息。实验结果表明,该方法相对于其他分类方法,具有分类效果或速度上的绝对优势,验证了猜想的正确性以及基于猜想设计的 2 种邻域信息的有效性。在今后工作中,一方面需要在理论上研究邻域信息与序列信息的对应关系,以此设计出其他邻域信息;另一方面需要研究高阶求导和频域变换的高效求解算法。

参考文献

- [1] Bishop C M. Pattern Recognition and Machine Learning[M]. Berlin, Germany: Springer, 2007.
- [2] Jaakkola T, Haussler D. Exploiting Generative Models in Discriminative Classifiers[C]//Proceedings of Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. Berlin, Germany: Springer, 1999:487-493.
- [3] Lasserre J A, Bishop C M, Minka T P. Principled Hybrids

of Generative and Discriminative Models[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2006:87-94.

- [4] Jebara T, Kondor R, Howard A. Probability Product Kernels[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 5:819-844.
- [5] Dileep A D, Sekhar C C. HMM Based Intermediate Matching Kernel for Classification of Sequential Patterns of Speech Using Support Vector Machines[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2013, 21(12):2570-2582.
- [6] Saunders C, Vinokourov A, Shawe-Taylor J S. String Kernels, Fisher Kernels and Finite State Automata[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Berlin, Germany: Springer, 2002: 633-640.
- [7] Bicego M, Pekalska E, Tax D M J, et al. Component-based Discriminative Classification for Hidden Markov Models[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11): 2637-2648.
- [8] Collazos-Huertas D F, Giraldo-Forero A F, Cárdenas-Peña D, et al. Functional Protein Prediction Using HMM Based Feature Representation and Relevance Analysis[M]. Berlin, Germany: Springer, 2014.
- [9] Hass J, Weir M D, Giordano F R. Thomas Calculus: Early Transcendentals[M]. [S. l.]: Addison-Wesley, 2014.
- [10] Rabiner L. A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2):257-286.
- [11] 罗年洁, 吕 钊. 一种混合的领域概念分类体系自动构建算法[J]. 计算机工程, 2014, 40(12):57-62, 67.
- [12] Mehta N A, Gray A G. Generative and Latent Mean Map Kernels[Z]. 2010.

编辑 顾逸斐

(上接第 310 页)

- [5] Sun Chunghsun. T-S Fuzzy Model-based Switched Control for Two-wheeled Mobile Robot[J]. ICIC Express Letters, 2014, 8(3):753-758.
- [6] 李红伟. 单级倒立摆的简化模糊控制及仿真研究[J]. 控制工程, 2010, 17(6):769-773.
- [7] 郑海平, 钟晨星, 吴利平, 等. 基于增益调度型参数自调整的倒立摆模糊控制[J]. 华中科技大学学报:自然科学版, 2013, 41(1):5-8.
- [8] 项浚伍, 陈元春, 刘新铭. 基于模糊神经网络的倒立摆控制系统[J]. 计算机应用与软件, 2006, 23(10):68-70.
- [9] Tsai Ching-Chih, Huang Hsu-Chih, Lin Shui-Chun. Adaptive Neural Network Control of a Self-balancing Two-wheeled Scooter[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(1):1420-1428.

- [10] 李 众, 李晓菁. 基于 ARM 的搬运机器人云模型控制器设计[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(27):7094-7098.
- [11] 卢秀和, 关洪亮, 郭志伟, 等. 模糊变结构控制的旋转倒立摆系统设计[J]. 微计算机信息, 2007, 23(12):60-62.
- [12] Mija S J, Thomas S. Design of Optimal Discrete Sliding Mode Controllers[J]. Control and Intelligent Systems, 2012, 40(2):119-124.
- [13] 刘学超. 两轮自平衡小车的设计与变结构控制研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2008.
- [14] 李 洋. 基于 LQR 算法两轮自平衡小车的系统设计与研究[D]. 太原:太原理工大学, 2011.
- [15] 茹斐斐. 双闭环控制方法在两轮自平衡小车中的应用研究[D]. 开封:河南大学, 2013.

编辑 顾逸斐