极地科考小型无人飞行器

雷旭升 王 挺 梁建宏 王田苗

(北京航空航天大学 机械工程及自动化学院, 北京 100191)

摘 要: 针对小型无人飞行器在极地科考中的抗风扰动问题,通过神经网络改进卡尔曼滤波算法,提高小型无人飞行器对环境的适应性. 基于小型无人飞行器自身状态信息与误差信息,在线调整系统的量测噪声和估计参数,提高信息融合精度;利用矢量域方法构建轨迹跟踪控制算法,基于目标航迹在线调整航向,提高小型无人飞行器在顺风、逆风、转弯的飞行品质和压航线精度. 经过大量的仿真试验、实际飞行试验验证了方法的有效性,改进的卡尔曼滤波算法可以提供长时高精度信息,小型无人飞行器可以在野外 6级风源扰动的情况下,实现稳定飞行,平均误差不超过 10 m. 小型无人飞行器在南极实地科考中得到成功应用.

关 键 词: 小型无人飞行器; 卡尔曼滤波; 神经网络; 极地科考

中图分类号: TP 242. 6

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965 (2009) 03-0267-05

Small unmanned aerial vehicle for polar research

Lei Xusheng Wang Ting Liang Jianhong Wang Tianmiao

(School of Mechanical Engineering and Automation, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Focusing on the high wind disturbance in the polar environment, an adaptive Kalman filter algorithm with radial basic function neural network was proposed to improve attitude information performance for the small unmanned aerial vehicle. Based on the unmanned aerial vehicle situation information and sensor information, system adjusts the weights of the measurement noise matrix and the estimated parameters in real time to get precise attitude information. Moreover, a vector field path following algorithm was proposed to improve small unmanned aerial vehicle performance in the following wind, upwind, turning, etc. Using the predefined trajectories as reference, system adjusts course in real time to realize precise path-following control. Finally, the effectiveness of the small unmanned aerial vehicle was proved by a series of simulations and tests. The adaptive Kalman filter can provide long time high precision attitude information for the small unmanned aerial vehicle, and the mean trajectories error is less than 10m in the environment test with 6 degree wind disturbance. The small unmanned aerial vehicle successfully realized the research tasks in south polar research.

Key words: unmanned vehicles; Kalman filtering; neural network; polar science research

南北极考察在国家政治领土、军事战略、能源安全、气候环境等方面具有重要的战略意义,而极区环境恶劣,限制了科考的深入发展. 因而,在科考中引入高技术装备已成为迫切需求.

小型无人飞行器系统能够长时间自主飞行,在恶劣环境下深入现场,获得第一手资料[1]. 此外,小型无人飞行器系统的易用性、安全性和低成本也使其成为一种先进的环境科考手段[2]. 因而,将小型无人飞行器应用于极地科考的研究受到了越来越多的关注. 美国 Kansas大学采用新型碳环氧铝合金材料研发了具有大负载能力的 Meridian无人飞行器,开展格陵兰冰带的冰融速度、冰厚及冰川向海洋飘移速度的研究[3]. 针对极地恶劣环境下的信息获取问题,乌克兰的 NII PBM

收稿日期: 2008-03-20

基金项目: 中国博士后科学基金资助项目 (20070410450);国家杰出青年科学基金资助项目 (60525314);国家 863计划资助项目 (2006AA04Z206, 2007AA04Z250)

作者简介: 雷旭升 (1977 -),男,河南洛阳人,博士后, yushangtianxia@163. com.

KhA I研究所研发的小型无人飞行器“AistM”,利用高精度的照相机对极地地球物理效应进行观察[4].美国和挪威组建的南极气候科考研究团队通过高精度控制算法实现对无人飞行器的精确长航时控制,收集南极气候温度、相对湿度、风速和风向数据[5].极地气象复杂,即使晴朗的天气也时常刮着4～6级大风.侧风、阵风和切变风将极大影响小型无人飞行器的飞行安全性和飞行载体的平稳性.尤其在大风时,小型无人飞行器在侧风和顺风时的飞行品质变差,在转弯过程中容易出现严重超调和丢航点现象[6].

目前,国内尚未有无人飞行器用于极地科考方面的研究和应用.本文针对极地大风环境特点,研发可适应于极地恶劣环境、具有一定自主能力、观测能力的低空巡视小型无人飞行器.通过神经网络改进卡尔曼滤波算法,基于小型无人飞行器自身状态信息和误差信息在线调整量测噪声和新息值的权重,提高信息融合精度;在此基础上利用矢量域方法构建轨迹跟踪控制算法,基于目标航迹在线调整航向,实现大风环境下的稳定自主飞行.目前,该小型无人飞行器已抵达南极,并在南极中山站首次圆满完成了海冰温度勘探和低空航拍等预期的科考任务.

1 飞行机器人平台

极地科考无人飞行器系统由小型无人飞行器、地面控制台和地面支援系统3部分组成.其中,小型无人飞行器包括载机平台、自动驾驶与导航控制系统、设备电源、机载无线链路和任务载荷;地面控制台包括地面站、对空无线链路、天馈系统;地面支援系统包括户外电源、起飞辅助装置和辅助工具、设备等.小型无人飞行器基于预定航迹执行低空巡视科研任务,同时将GPS(Global Positioning System)位置、海冰温度及图像等传感信息通过通讯链路传送到地面控制站.

小型无人飞行器平台由北京航空航天大学机器人研究所自主研发,如图1所示.该飞行器翼展3.2m,飞行速度50～100km/h,有效载荷5kg,飞行半径20km.飞行器核心控制部件采用机器人所自主研发、具有自主产权的高精度IFLY自驾仪.IFLY集成了三轴MEMS陀螺、三轴MEMS加速度计、微型气压高度计、微型空速传感器、微型磁通门、微型GPS接收机等多类传感器.飞行器同时携带数传电台、高精度相机和红外数据同步记录仪,能够满足极地海冰科考任务的需求.

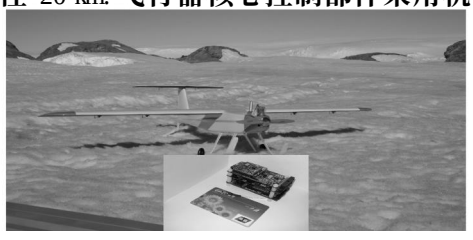


图1 小型无人飞行器系统和自驾仪

2 飞行器控制系统

为适应极地大风环境,小型无人飞行器需具备强抗扰能力,能够基于环境信息自动调整航姿和航迹,实现精确控制.为此,采用内外双环控制结构构建小型无人飞行器的控制系统.内环包括姿态控制和航向控制,通过航姿融合数据在线调整升降舵、副翼舵量,实现小型无人飞行器航姿和航迹的精确控制.外环为航迹控制层,基于矢量域方法实现小型无人飞行器航迹控制,为内环提供航向角校正量.内回路的刷新周期为30ms,外回路的刷新周期为100ms系统控制框图见图2.

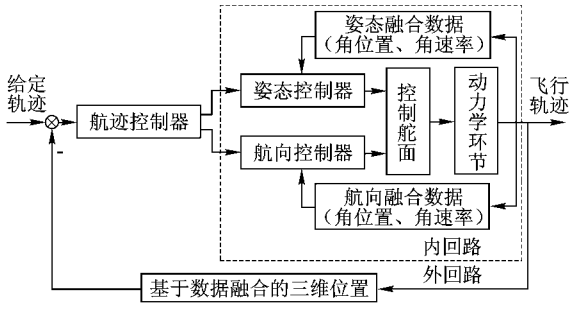


图2 小型极地无人飞行器控制流程图

2.1 高精度信息融合算法

小型无人飞行器在飞行过程中需要通过传感信息在线调整飞行轨迹,高精度的姿态数据和航向数据是实现自主飞行控制的前提[6].但是,小型无人飞行器内含的多种传感器具有自身的应用范围和局限性,无法提供精确的姿态数据和航向数据.陀螺传感器提供位置信息,但长时飞行会产生累积误差;加速度计提供长时精度信息,但易受飞行器自身动力特性影响[7];GPS提供累积飞行时间之后的绝对位置,但易受天气和多路径等因素干扰,且更新频率慢[8].因此,常用卡尔曼滤波算法对传感数据进行融合处理.但卡尔曼滤波算法高度依赖系统准确的数学模型,当先验噪声统计特性估计错误时,会导致卡尔曼滤波器性能下降,甚至发散[9].虽然大量反复的试验可以获得小型无人飞行器系统噪声的统计特性,但量测噪声的统计特性随应用环境而变化.

因此,基于无人飞行器载体的当前运动状态,

训练径向基神经网络 RBFNN (Radial Basis Function Neural Network),在线调整系统量测噪声和估计参数,提高信息融合精度.

RBFNN为 3层前向神经网络,由输入层、隐含层和输出层构成.输入层将小型无人飞行器当前状态信息量化后传入隐含层,基于输入变量与非线性函数中心点的距离,隐含层将输入量影射到相应的输出空间,通过输出层的线性加权处理来提高传感信息获取精度. RBFNN输出如下:

$$h = f(w) = \sum_{k}^{N} w_k v(\| w - c_k \| / \sigma_k) \quad (1)$$

其中,$w \in \mathbf{R}^m$ 是输入量,表示三轴陀螺实际测量值和卡尔曼滤波器解算值的误差及差分 GPS解算值与加速度计的误差,通过差分 GPS解算值与加速度计的误差对小型无人飞行器当前状态信息实时评估,判断加速度计信息的精确性,提高信息融合精度;$v(*)$是隐含层的非线性函数,本文采用高斯函数;c_k 和 σ_k 分别是第 k个隐含点的中心值和宽度参数;w_k 是隐含层单个函数的权重值;w_{11}和 w_{12}作为 RBFNN网络的输出变量来调整卡尔曼滤波算法的 K值和量测噪声.

对 RBFNN而言,隐藏节点及相应的权重值对神经网络性能的影响最为明显,因此采用最小平方差法训练隐含节点的高斯函数关键值 (c_k, σ_k)和相应的权值 w_k[10]. 基于实际飞行数据,选择 7 000组试验数据作为样本,其中 5 000组作为训练数据, 2 000组作为测试数据,训练 RBFNN神经网络.

改进后的卡尔曼滤波算法如下:

$$\hat{X}(k/k) = \hat{X}(k/k-1) + \dot{K}(k) Z(k/k-1) \quad (2)$$

式中

$$\hat{X}(k/k-1) = \Phi(k-1) \hat{X}(k-1/k-1)$$

$$Z(k/k-1) = Y(k) - H(k) \hat{X}(k/k-1)$$

$$\dot{K}(k) = w_{11} P(k/k-1) H^{T}(k) \cdot [H(k) P(k/k-1) H^{T}(k) + R(k)]^{-1}$$

其中

$$P(k/k-1) = \Phi(k-1) P(k-1/k-1) \cdot \Phi^{T}(k-1) + G(k-1) Q(k-1) G^{T}(k-1)$$

$$R(k) = w_{12} R(k-1) + (1-w_{12}) \cdot [(I - H(k) \dot{K}(k-1)) Z(k/k-1) Z^{T}(k/k-1) \cdot (I - H(k) \dot{K}(k-1))^{T} + H(k) P(k) H^{T}(k)]$$

$$P(k/k) = P(k/k-1) - K(k) H(k) P(k/k-1)$$

$X(k) = (q_0, q_1, q_2, q_3, b_0, b_1, b_2)^{T}$ 为系统状态量,q_0, q_1, q_2, q_3 为姿态计算过程中的四元数;b_0, b_1, b_2 分别为滚转角速率陀螺、俯仰角速率陀螺、偏航角速率陀螺的漂移;系统观测量 $Y(k) = [\theta_a(k), \phi_a(k), \psi_a(k)], \theta_a(k), \phi_a(k), \psi_a(k)$分别为由加速度计通过对重力场的测量而解算得到的第 k时刻的俯仰角、滚转角和偏航角;$\Phi(k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $G(k) \in \mathbf{R}^{n \times p}$和 $H(k) \in \mathbf{R}^{m \times n}$分别为状态转移矩阵、噪声输入矩阵和观测矩阵;$\dot{K}(k)$为修正后的滤波增益方程;$Z(k/k-1)$为信息值,即 k时刻测量值和预测值的差;$P(k/k-1)$为 $k-1$时刻的预测均方差.状态噪声 $W(k)$和量测噪声 $V(k)$为互不相关的高斯白噪声序列,协方差矩阵分别为 $Q(k)$和 $R(k)$,且

$$E[W(k)] = 0 \quad E[W(k) W^{T}(j)] = Q(k)$$

$$E[V(k)] = 0 \quad E[V(k) V^{T}(j)] = R(k)$$

$$E[X_0 W^{T}(k)] = 0 \quad E[X_0 V^{T}(k)] = 0$$

改进后的自适应卡尔曼滤波算法通过 RBFNN神经网络的输出值 w_{11}和 w_{12},在线调整卡尔曼滤波的 K值和量测噪声矩阵,使小型定翼飞行器可基于测量值和信号估测值之间的误差信息,实时调整参数,避免环境变化导致量测噪声对整体融合精度的影响,提高小型无人飞行器对环境的适应性.同时还可有效消除传感数据中存在的野值,使滤波结果更加稳定.

2.2 抗风自适应控制系统

针对传统轨迹跟踪方法易受风源扰动,偏离航线问题[11],采用路径跟踪算法[12],以期望航迹作为控制对象,避免时间参数对航迹的影响.通过将复杂路径分解为直线和圆弧 2类,构建目标航线矢量域,基于矢量信息调控航向角,控制小型无人飞行器沿着预定航迹飞行,提高小型无人飞行器对风源扰动的适应性.

通过自适应卡尔曼滤波算法,系统可以获得相对精确的姿态信息,实现对高度的稳定控制,因此,可将小型无人定翼飞行器在空间上运动方程简化为

$$\dot{x} = V_a \cos\psi + W_x \quad (3)$$

$$\dot{y} = V_a \sin\psi + W_y \quad (4)$$

其中,x和 y分别为小型无人定翼飞行器水平坐标系位置信息;V_a 和 ψ分别为小型无人飞行器的空速和偏航角;(W_x, W_y) 为风速在水平坐标上的投影.考虑到风速、地速和空速的关系,式 (3)和式 (4)可以转化为

$$\dot{x} = V_{ax} + W_x = V_{gx} = V_g \cos\eta \quad (5)$$

$$\dot{y} = V_{ay} + W_y = V_{gy} = V_g \sin\eta \qquad (6)$$

其中 η 是小型无人飞行器的实际航向角.

通过上述方法,小型无人飞行器航迹可以通过地速和实际航向角表示.

2.2.1 航向控制

复杂的飞行曲线可近似分解为直线和圆弧 2种类型,因此,主要对这 2类曲线进行分析.

1) 直线轨迹跟踪. 针对预定的直线段飞行轨迹,构建矢量域,如图 3所示,y 为小型无人飞行器当前位置与实际期望轨迹间的水平误差. 当 y 较大时,小型无人飞行器朝着轨迹曲线运动,偏航角为 η^{∞};当 y 趋近于零时,偏航角也趋近于零. 因而小型无人飞行器偏航角定义为

$$\eta^d(y) = -\eta^{\infty}\frac{2}{\pi}\arctan(ky) \qquad (7)$$

其中 k 是正值,主要控制小型无人飞行器的航向跟踪速度. k 值较大时,小型无人飞行器实现快速转向; k 值较小时,则实现相对平滑的转向运动.

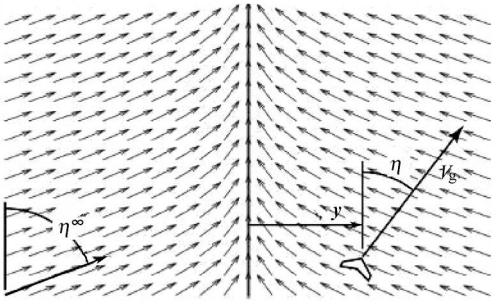


图 3 直线段矢量域

2) 圆弧轨迹跟踪. 针对预定圆弧段飞行轨迹,构建相应的矢量域,其中 D 为圆弧段圆心, r 为半径. 当飞行器实际位置与圆弧段圆心的距离较远时,小型无人飞行器直飞圆心校正航向,此时偏航角为 $\gamma - \pi$;当飞行器实际位置处于圆周时,小型无人飞行器沿圆周切线方向飞行,此时偏航角为 $\gamma - \pi/2$. 因此,小型无人飞行器圆弧轨迹偏航角定义为

$$\eta^d(d) = \begin{cases} \gamma - \pi & d > 2r \\ \gamma - \pi/2 & d = r \\ \gamma - \pi/2 - \arctan(k(d-r)) & \text{其它} \end{cases} \qquad (8)$$

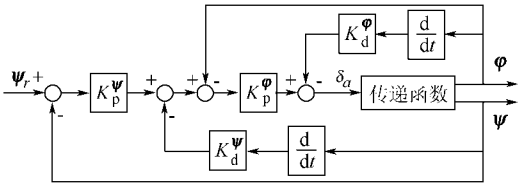
其中,d 为小型无人飞行器实际位置距圆心的距离; γ 为小型无人飞行器当前位置与圆心的连线与前向方向的偏航角.

3) 复杂曲线跟踪. 因为复杂航迹可通过一系列直线和圆弧段构成,在段落连接处,容易出现跳变,影响小型无人飞行器的性能. 为避免航迹组合中的死区,导致矢量域出现奇异点. 在矢量域计算过程中,只针对当前所在轨迹段进行计算,并以小型无人定翼飞行器当前位置距预定直线段或圆弧段的终点距离作为切换评估指标.

2.2.2 航姿控制

为克服常用 PID控制中积分环节出现饱和的现象,小型极地无人飞行器内环采用 PD控制, K_p, K_d 通过实际飞行试验确定. 控制系统分为航迹跟踪、航点跟踪、高度跟踪、速度跟踪、航向跟踪、俯仰跟踪和滚转跟踪控制等 7个控制回路. 基于控制回路机理的相通性,本文仅以航向跟踪回路为例说明.

图 4所示为航向跟踪控制框图,传递函数通过系统辨识方法获得.



ψ_r—给定的目标偏航角; ψ 和 φ—实际的偏航角和滚转角; K_p^{ψ}, K_d^{ψ}—航向跟踪回路的比例项增益和微分项增益; K_p^{φ}, K_d^{φ}—滚转跟踪回路的比例项增益和微分项增益; δ_a—副翼期望舵偏角.

图 4 航向控制回路

3 试 验

极地气候条件恶劣,常存在大风,对小型无人定翼飞行器的控制提出较高的要求. 根据过去的气象数据和极地科考任务需求,小型无人飞行器需在 6级风源扰动下实现精确航迹飞行. 为此,在北京郊外某荒地进行了无人飞行器的抗风性能试验. 试验现场为偏南风,风力 11.4 m/s,近似 6级风. 根据极地科考任务需求,小型无人飞行器主要执行四边航线和定点盘旋任务,飞行轨迹如图 5所示. 从图可以看出,在边长 1 800 m ×1 300 m 的四边航线中,除了在第 2航点到第 3航点切换时,由于风源的扰动,误差达到 15 m,其余的航线误差均不超过 10 m;在半径为 600 m 的定点盘旋任务中,误差不超过 10 m. 该精度可满足极地巡线任务的需要.

小型无人飞行器在极地需具备长航时的工作能力,为此,在同一场地进行了平均速度为 25 m/s 的长航时试验. 基于四边航线进行了 19圈重复飞行,飞行时间长达 2 h,飞行轨迹如图 6所示. 从图上可以看出,小型无人飞行器具有良好的飞行特性,平均误差不超过 8 m,因而具有良好的控制精度和重复性. 同时,上述试验也证明了改进的卡尔

曼滤波算法可以提供长时高精度状态信息,实现精确控制.

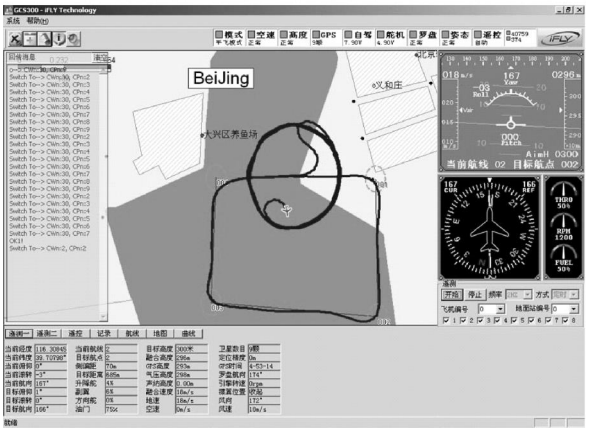


图 5　抗风飞行试验航迹图



图 6　长航时试验航迹图

2007年 12月,该小型无人飞行器抵达南极,按照预定计划执行了海冰温度勘探和低空航拍等科考任务.通过图 7预设的航迹,小型无人飞行器执行长 7.5 km、宽 2 km的七边形航线及边长为 1 000m ×600m的四边航线,并利用所携带的红外传感器采集海冰温度,分析南极气候变化趋势.由于红外传感器的高度限制,小型无人飞行器执行定高 200m的低空飞行,场地风力 6级,飞行轨迹见图 7,最大水平误差为 20m.由图可知,小型无人飞行器保持了较好的飞行性能,转向功能良好,圆满完成了预定任务,达到了科研的目的.

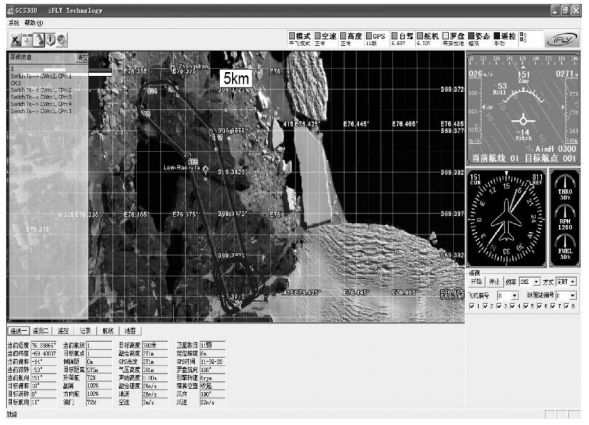


图 7　南极科考试验

4　结束语

针对小型无人飞行器在极地科考应用中的抗风问题,通过神经网络改进卡尔曼滤波算法,提高信息融合精度,获得长时高精度航姿信息;并利用矢量域方法构建轨迹跟踪控制算法,基于实际航迹与期望航迹的误差调控航向角,提高小型无人飞行器在风源扰动下的渐进跟踪特性.仿真试验和实际飞行验证了该方法的有效性.该飞行器在南极考察的成功应用为我国后续系列化、多功能化极地科考机器人的研究及应用奠定了基础.

参考文献 (References)

[1] Kim H J, Shim D H. A flight control system for aerial robots: algorithms and experiments[J]. Control Enigneering Practice, 2003, 11: 1389 - 1400

[2] Putz P. Space robotics in Europe: a survey[J]. Robotics and Autonomous Systems, 1998, 23: 3 - 16

[3] Mach D M, Blackeslee R J, Bailey J C, et al. Lightning optical pulse statistics from storm overflights during the altus cumulus electrification study[J]. Atmospheric Research, 2005, 76: 386 - 401

[4] Rodrigo M V, Carlos H. Preliminary design of a low speed, long endurance remote piloted vehicles for civil applications[J]. Aircraft Design, 1999, 2: 167 - 182

[5] Bruno Z, Legnani G, Adamini R. Path planning of free-flying space manipulators: an exact solution for polar robots[J]. Mechanism and Machine Theory, 2005, 40: 806 - 820

[6] Najib M, Jean M P, Tarek H, et al. Attitude and gyro bias estimation for a VTOL UAV[J]. Control Engineering Practice, 2006, 14: 1511 - 1520

[7] Wendel J, Meister E, Schlaile C, et al. An intergrated GPS MEMS-IMU navigation system for an autonomous helicopter[J]. Aerospace Science and Technology, 2006, 10(6): 527 - 533

[8] Sung K H. Fuzzy logic based slosed-loop strapdown attitude system for unmanned aerial vehicle[J]. Sensors and Actuators A, 2003, 107: 109 - 118

[9] Sergio D L P, Javier A. Low cost navigation system for UAV[J]. Aerospace Science and Technology, 2005, 9: 504 - 516

[10] Lei Xusheng, Su Jianbo. Application of RBFNN for humanoid robot real time optimal trajectory generation in running[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004: 1 - 6

[11] Park S, Deyst J, How J P. A new nonlinear guidance logic for trajectory tracking[R]. AIAA2004-4900, 2004

[12] Aguiar A P, Hespanha J P, Kokotovic P V. Path-following for nonminimum phase systems removes performance limitations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2005, 50(2): 234 - 239

(责任编辑:文丽芳)