

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.04.009

基于 UKF 的农用履带机器人滑动参数估计*

焦俊¹ 汪宏喜² 陈祎琮¹ 储刚秀¹ 肖光³ 陆林¹

(1. 安徽农业大学信息与计算机学院, 合肥 230036; 2. 安徽农业大学理学院, 合肥 230036;

3. 合肥工业大学汽车工程技术研究院, 合肥 230009)

摘要: 为了实时获取农用履带机器人运行过程中履带与地面之间的滑动信息,改善机器人控制精度,在对履带机器人运动学原理进行分析的基础上,推导了机器人运动学方程和非线性测量方程,设计了基于无迹卡尔曼滤波的滑动参数估计系统,实时估计出机器人精确姿态,并根据机器人的运动特性重建不可测的滑动量。实验结果表明:滑动参数估计系统可以提供准确和高更新率的滑动量,为农用履带机器人的精确控制提供依据。

关键词: 农用履带机器人 无迹卡尔曼滤波 滑动参数

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)04-0055-06

引言

农用履带机器人由于采用了履带行走机构,在通过性和机动性方面体现了更强的地形适应能力和行走能力。但是农田环境复杂,具有未知性,在执行农田探测、信息采集和野外考察任务时,对机器人的导航和控制提出了更高的精度要求^[1-3]。因此,针对姿态估计和地面滑动参数的重建研究,对履带机器人的导航和精确控制具有深刻的理论意义和实际应用价值。

目前,国内外学者将机器人的姿态和滑动参数联合予以考虑的研究较少,滑动参数的估计主要是针对轮式机器人和车辆^[4-8]。融合履带机器人的状态方程和观测方程,实时估计机器人姿态,计算机器人的滑动量,是近年来履带机器人研究领域的热点之一。扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)是姿态估计中普遍使用的经典方法,但其在线性化过程中需计算 Jacobian 矩阵,因此该算法实现起来比较困难。此外,在线性化过程中被忽略的高次项会给估计结果带来较大的误差。粒子滤波(Particle filter, PF)是基于贝叶斯原理和 Monte Carlo 模拟方法,使用大量加权粒子的点集来表示描述状态分布,从而获得待估信号的状态。但是该算法计算量大,制约了 PF 广泛应用。

本文通过无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF),将具有互补特性的惯导信息、厘米级精

度的 GPS 全球定位信息和机器人运动信息进行融合,实时更新机器人的状态,再通过滑动参数模型,实现对机器人滑动量的精确重建,为履带机器人的精确控制提供依据。

1 农用履带机器人运动分析

农用履带机器人主要由移动平台和控制系统组成,其几何结构的俯视图以及坐标系定义的简化图如图 1 所示。其中,移动平台由底盘(车体、2 个驱动轮、4 个负重轮、2 个诱导轮)和 2 条履带组成,2 条履带分别由 2 个伺服电动机驱动。 xoy 是机器人车载相对坐标系, ox 指向机器人前进方向,原点在机器人质心, XOY 是全局笛卡尔坐标系^[9-10]。 b 是两履带中心间距, L 是履带长度, θ 是两坐标系

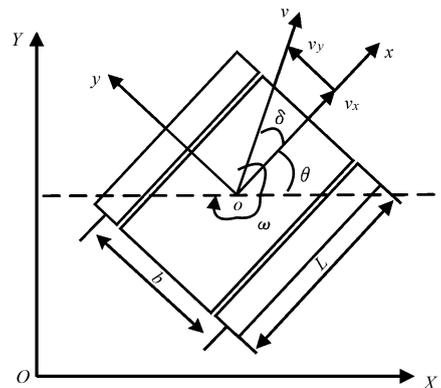


图1 履带机器人平面运动模型

Fig. 1 Platform of ATR undergoing planar motion

收稿日期: 2013-05-17 修回日期: 2013-06-23

* 国家自然科学基金资助项目(51205101)、安徽省教育厅自然科学基金资助项目(KJ2014A074)和安徽农业大学博士启动基金资助项目

作者简介: 焦俊,副教授,博士,主要从事机器人和人工智能研究,E-mail: jiaojun2000@sina.com

通讯作者: 汪宏喜,教授,主要从事数学建模研究,E-mail: wanghongxi1963@sina.com

之间的夹角。

采用瞬态运动分析法建模,假设:①履带接地长度固定,且驱动轮和履带之间无相对滑动存在。②履带接地比压均匀^[11-12]。

在无滑动的理想情况下,机器人运行方向与参考方向始终保持一致。在非理想条件下,机器人运行方向偏离参考方向, δ 表示履带的滑动角度,机器人质心由平动和转动组成,平动速度 v 在 xoy 坐标系上的投影为 v_x, v_y ,转动速度 ω 为 $\frac{d\psi}{dt}$ 。定义左、右履带纵向滑动比分别为

$$i_l = \frac{r\omega_l - v_x}{r\omega_l} \quad (1)$$

$$i_r = \frac{r\omega_r - v_x}{r\omega_r} \quad (2)$$

式中 ω_l, ω_r ——左、右驱动轮的角速度

r ——履带驱动轮半径

定义 $[x, y]^T$ 为原点 o 坐标,则运动学方程为

$$\dot{x} = v_x \cos\theta - v_y \sin\theta \quad (3)$$

$$\dot{y} = v_x \sin\theta + v_y \cos\theta \quad (4)$$

$$\dot{\theta} = \frac{r\omega_r(1 - i_r) - r\omega_l(1 - i_l)}{b} \quad (5)$$

2 履带机器人姿态和滑动量估计

GPS能为机器人提供实时高精度的位置和速度信息,但是GPS信号经常受到遮挡而丢失,难以实现准确地定位。

惯导系统能够利用惯性传感器信息自主地推算出机器人相对于起始点的位置,但是惯性传感器存在随机漂移误差、误差随时间积累的问题。因此,设计基于UKF的履带机器人姿态和滑动的估计系统,利用UKF将机器人运动学方程和观测方程融合起来,获得准确的机器人姿态信息,再根据滑动参数计算方程,计算出滑动参数。该系统计算框图如图2所示。

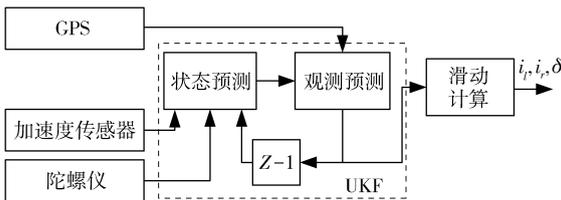


图2 滑动参数估测系统

Fig.2 Structure of estimation scheme

2.1 农用履带机器人状态方程与观测方程

用 $\mathbf{X}_k = [x_k \ y_k \ v_x \ v_y \ \theta_k]^T$ 描述履带机器人的姿态,机器人离散运动方程为

$$\mathbf{X}_{k+1} = f(\mathbf{X}_k) + \mathbf{W}_k \quad (6)$$

$$\text{其中 } f(\mathbf{X}_k) = \begin{bmatrix} x_k + tv_{x,k} \cos\theta_k - tv_{y,k} \sin\theta_k \\ y_k + tv_{x,k} \sin\theta_k + tv_{y,k} \cos\theta_k \\ v_{x,k} + tv_{y,k} r_k + ta_{x,k} \\ v_{y,k} - tv_{x,k} r_k + ta_{y,k} \\ \theta_k + tr_{m,k} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{W}_k = [0 \ 0 \ tw_{a,x} \ tw_{a,y} \ tw_r]^T$$

式中 \mathbf{W}_k ——噪声矢量 t ——采样周期

x_k, y_k ——全局坐标系中 X, Y 轴的位置

θ_k ——全局坐标系中运动方向与航向的偏差

$v_{x,k}, v_{y,k}$ —— x 和 y 轴上的速度

$a_{x,k}, a_{y,k}$ —— x 和 y 轴上的加速度

$r_{m,k}$ ——陀螺仪测得的瞬时偏航率

观测量是通过传感器直接获得的可观测量,观测方程反映了测量变量、状态变量之间的内在联系。农用履带机器人观测量 $\mathbf{Z}_k = [z_{x,k} \ z_{y,k} \ z_{v,x} \ z_{v,y} \ z_{\theta,k}]^T$ 由绝对位置、速度和方向构成。GPS接收机输出机器人的位置和速度,陀螺输出相对转角 θ ,加速度传感器输出加速度,观测量与状态变量之间的观测方程为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{h}_k + \mathbf{v}_k \quad (7)$$

$$\text{其中 } \mathbf{h}_k = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ v_{x,k} \cos\theta_k - v_{y,k} \sin\theta_k \\ v_{x,k} \sin\theta_k + v_{y,k} \cos\theta_k \\ \theta_k \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{v}_k = [v_{x,k} \ v_{y,k} \ v_{v,x} \ v_{v,y} \ v_{\theta,k}]^T$$

式中 \mathbf{v}_k ——观测噪声向量

2.2 UKF融合原理

UKF算法是利用UT变换,用有限的参数近似系统状态,通过预测和更新进行系统的估计。该算法先选取一组权值不同、且能够表征随机状态变量统计特性的Sigma点,将这些点代入非线性方程中,重构出包含新均值和方差的统计特性,再将变换得到的均值、方差和测量方差,引入滤波器的递推过程中^[13]。

针对履带机器人离散的非线性状态与观测方程(6)和(7),UKF递推算法如下:

(1) 系统状态初始化。

假定机器人初始状态 \mathbf{x}_0 为高斯分布的随机向量,则初始状态和估计方差为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{P}_0 = E((\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T) \end{cases} \quad (8)$$

(2) Sigma 采样点计算。

针对 n 维 ($n \geq 1$) 的状态向量 \mathbf{x} , 选取 $2n + 1$ 采样点 x_i ($i = 0, 1, \dots, 2n$), Sigma 点的计算式为^[14]

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{0,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} & (i=0) \\ \mathbf{x}_{i,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{xx}})_i & (i=1, 2, \dots, n) \\ \mathbf{x}_{i,k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{xx}})_i & (i=n+1, n+2, \dots, 2n) \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\lambda = \alpha^2(n+k) - n$

式中 $\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{P}_{xx}$ —— 向量 \mathbf{x} 的均值和实对称正定方差

λ —— 分布尺度 k —— 尺度参数

α —— 参数, 确定 Sigma 点的分散程度

($\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{xx}}_i$) 为加权矩阵平方根阵的第 i 列; 通过调节参数 α 可以减小非线性方程的高阶项影响, 通常设为 10^{-3} ; 当状态变量为单变量时 $k=2$, 多变量时 $k=3-n$ 。通过状态向量 \mathbf{x} 的均值 $\hat{\mathbf{x}}$ 和方差 \mathbf{P}_{xx} 可以预测 y 的均值和方差^[15]。

(3) 通过状态方程传播 Sigma 点。

系统状态、状态均值和误差协方差预测公式为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{i,klk-1} = f(\mathbf{x}_{i,k-1}, k-1) \\ \hat{\mathbf{x}}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} \mathbf{x}_{i,klk-1} \\ \mathbf{P}_{xx}^- = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\mathbf{x}_{i,klk-1} - \hat{\mathbf{x}}_k^-) (\mathbf{x}_{i,klk-1} - \hat{\mathbf{x}}_k^-)^T + \mathbf{Q}_k \end{cases} \quad (10)$$

式中 $\omega_0^{(m)}$ —— 一阶统计特性的权系数

$\omega_0^{(c)}$ —— 二阶统计特性的权系数

\mathbf{Q}_k —— 系统噪声协方差矩阵

$\omega_0^{(m)}$ 和 $\omega_0^{(c)}$ 更新式为

$$\begin{cases} \omega_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ \omega_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (\beta=2) \\ \omega_i^{(m)} = \omega_i^{(c)} = \frac{0.5}{n+\lambda} \quad (i=1, 2, \dots, 2n) \end{cases} \quad (11)$$

(4) 观测量预测、均值和协方差计算式为

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{i,klk-1} = h(\mathbf{x}_{i,klk-1}, k-1) \\ \hat{\mathbf{y}}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} \mathbf{y}_{i,klk-1} \\ \mathbf{P}_{yy} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\mathbf{y}_{i,klk-1} - \hat{\mathbf{y}}_k^-) (\mathbf{y}_{i,klk-1} - \hat{\mathbf{y}}_k^-)^T + \mathbf{R}_k \\ \mathbf{P}_{xy} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\mathbf{x}_{i,klk-1} - \hat{\mathbf{x}}_k^-) (\mathbf{y}_{i,klk-1} - \hat{\mathbf{y}}_k^-)^T \end{cases} \quad (12)$$

式中 \mathbf{R}_k —— 量测噪声协方差矩阵

(5) 滤波误差方差阵和系统状态更新式为

$$\begin{cases} \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xy} \mathbf{P}_{yy}^{-1} \\ \mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{yy} \mathbf{K}_k^T \\ \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k^-) \end{cases} \quad (13)$$

式中 \mathbf{K}_k —— 滤波增益矩阵

2.3 滑动量计算

当机器人运行时经常会产生滑动效应, 转动 γ 角时, 同时会产生滑动角 δ , 如图 3 所示。利用 UKF 融合更新后的机器人速度信息 \hat{v}_x, \hat{v}_y , 结合瞬时偏航率 r_k , 以及已知的履带机器人左、右履带驱动轮角速度 ω_l 和 ω_r , 左、右滑动比和滑动角度计算式为

$$i_l = \frac{r\omega_l - \hat{v}_x}{r\omega_l} \quad (14)$$

$$i_r = \frac{r\omega_r - \hat{v}_x}{r\omega_r} \quad (15)$$

$$\delta = \arctan \frac{0.5Lr_k + v_y}{v_x} - \gamma \quad (16)$$

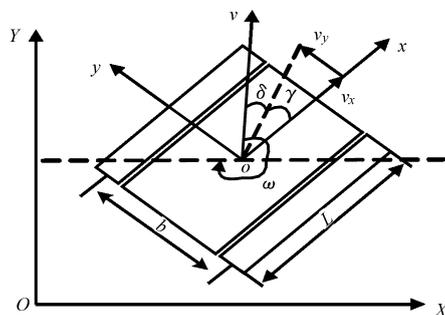


图 3 农用机器人转向时出现滑动效应示意图

Fig. 3 Presence of sliding effect to ATR steering

3 仿真及实验

3.1 仿真

针对履带机器人运动状态及滑动量估计的仿真参数设定为: UKF 参数 $\alpha = 0.1, \beta = 2, k = 1, \lambda = -3$, $\mathbf{P} = \text{diag}\{1, 1, 1, 1, 1\} \times e^{-2}$ 为系统初始方差, 状态方程的噪声与测量方程的噪声均为零均值的高斯白噪声, 均方差分别为 $\mathbf{W}(0) = \text{diag}\{1, 1, 1, 1, 1\} \times e^{-6}$ 和 $\mathbf{V}(0) = \text{diag}\{1, 1, 1, 1, 1\} \times e^{-4}$ 。机器人的履带中心距离 $b = 0.6$ m, 履带长 $L = 0.8$ m, 驱动轮半径 $r = 0.15$ m。

设定机器人运行路径是一条规划好的曲线, 仿真时间为 36 s, 采样周期 $T = 0.1$ s, 初始速度 $v = 3$ m/s, 运行过程中包含匀速、变速和转弯等运行状态, 具体运行路径为:

0 ~ 6 s: 以 3 m/s 的速度直线运行, 与全局坐标系 OX 轴的夹角为 1.806 4 rad。

6 ~ 16 s: 以 3 m/s 的速度沿半径 10 m 的半圆运行。

16 ~ 22 s: 以 5 m/s 的速度直线运行, 与全局坐

标系 OX 轴的夹角为 1.3350 rad 。

22 ~ 32 s: 以 5 m/s 速度 10 m 沿半径的半圆运行。

32 ~ 36 s: 以 8 m/s 的速度直线运行, 与全局坐标系 OX 轴的夹角为 1.8527 rad 。

机器人参考轨迹初始条件为

$$[X(0) \ Y(0) \ \theta(0)]^T = [16 \ 36.5 \ 1.8064]^T$$

机器人的初始位姿为

$$[X(0) \ Y(0) \ \theta(0)]^T = [16 \ 42 \ 2.00]^T$$

初始位姿误差为

$$[e_1(0) \ e_2(0) \ e_3(0)]^T = [0 \ 5.5 \ 0.1936]^T$$

图4为滑动参数仿真。从图4可以看出, 本文所设计的基于UKF的滑动量估计系统能够较好地估计时变的滑动参数。但在开始阶段估计系统有稍大的误差, 收敛速度稍慢, 这是因为在开始阶段, 机器人需要反复调整方向角以到达期望目标点。

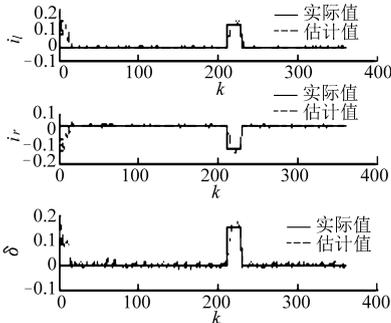


图4 滑动参数仿真值

Fig. 4 Simulation results of sliding parameters

当机器人到达期望目标点后, 滑动参数的估计较为准确, 特别是在仿真的第21秒, 分别加入 $i_l = 0.15$ 、 $i_r = -0.15$ 和 $\delta = 0.16 \text{ rad}$ 的脉冲滑动量时, 估计系统实时地估计出滑动值, 幅值变化较为平缓, 3个滑动参数均能较好地渐近跟踪实际值, 且能克服彼此的影响, 滑动参数的变化具有较强的鲁棒性。

图5是机器人轨迹跟踪误差, 图6为机器人方向跟踪误差。从图5和图6可知, 机器人从误差较大的初始位置开始运动, 尽管机器人滑动参数发生变化, 仍能较快的跟踪到参考轨迹, 移动机器人的位姿误差能在较短的时间内渐近收敛到零, 克服了滑动参数变化的影响。

图7是参考路径与实际路径比较图。从图7可以发现, 在相同仿真实验条件下, 半圆形轨迹的跟踪误差比直线轨迹大, 这是因为半圆形轨迹的期望角是时变的, 而直线轨迹的期望角是恒定值, 曲线轨迹的跟踪难度大于直线轨迹, 也证明机器人对切向角变化的路径跟踪也具有较理想的效果。

3.2 实验

实验选择在安徽农业大学的一个开放和平坦区

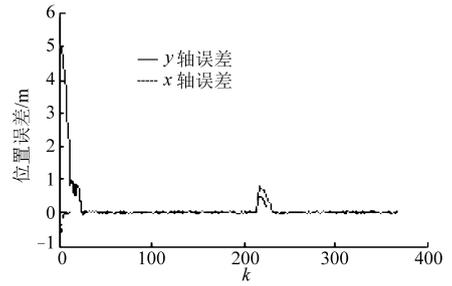


图5 (x, y) 位置误差

Fig. 5 Tracking error of position (x, y)

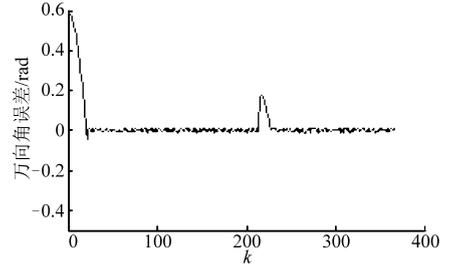


图6 角度误差

Fig. 6 Tracking error of angle

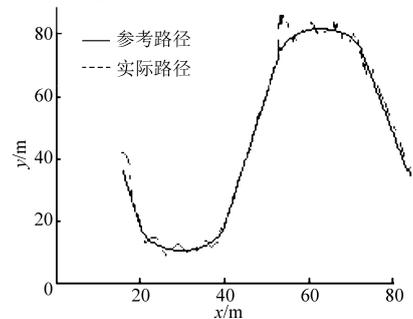


图7 轨迹比较

Fig. 7 Trajectory comparison

域中进行。

履带机器人由2个独立的直流电动机驱动, 2个增量编码器安装在后驱动轮直流电动机上测量输入速度; 绝对编码器测量转向角; KVH RA1100型光纤陀螺仪和一个CX1011f3型三轴加速度附加在移动机器人的参考点 o , 低噪声的陀螺仪的低测量误差为 $0.1(^{\circ})/s$ 和加速度计的测量误差为 0.01 m/s^2 ; GPS选择Trimble公司的AgGPS332/MS750作为GPS接收设备, 提供实时位置测量精度 0.02 m 和速度精度 0.03 m/s ; GPS接收机更新频率 10 Hz 。履带机器人沿图圆弧路径运行, 现场如图8所示。履带机器人沿圆弧形路径以 2 m/s 速度运行, UKF的参数设置如3.1节设置。

机器人参考轨迹初始条件为

$$[X(0) \ Y(0) \ \theta(0)]^T = [20 \ 17.7 \ 1.627]^T$$

机器人的初始位姿为

$$[X(0) \ Y(0) \ \theta(0)]^T = [20 \ 16 \ 1.6187]^T$$

初始位姿误差为

$$[e_1(0) \ e_2(0) \ e_3(0)]^T = [0 \ 5.5 \ -0.09]^T$$



图8 实际实验中的农用机器人

Fig. 8 ATR used in actual experiment

图9描述了由式(14) - (16)计算的滑动量,这些估计值有10 Hz的更新速率。图10描述了跟踪圆弧参考路径的轨迹,由图9、10可知, i_l 、 i_r 和 δ 尖峰发生在 $0 < t < 3$ s和 $22 < t < 25$ s期间,这是由于在 $0 < t < 3$ s时,机器人从误差较大的初始位置开始运动,由于机器人机械结构和地面介质的影响,产生较大的滑动参数;在 22 s $< t < 25$ s期间,由于左、右

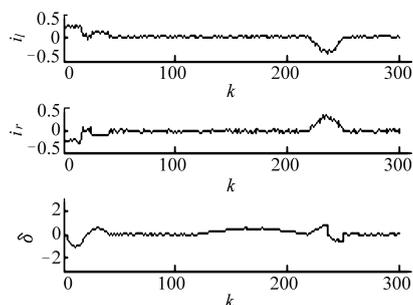


图9 滑动参数的实验值

Fig. 9 Experiment results of sliding parameters

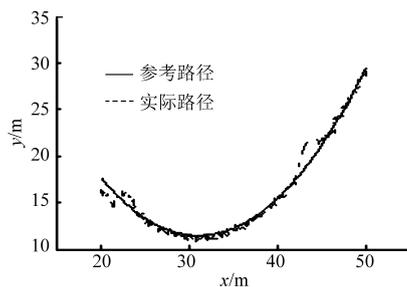


图10 路径跟踪

Fig. 10 Trajectory comparison

履带下地面土壤软硬不同,也产生较大的滑动,但是滑动估计系统能较快地估算出滑动量,并能跟踪到参考轨迹,同时,移动机器人的位姿误差能在较短的时间内渐近收敛到零,克服了滑动参数变化的影响。可见,基于UKF滑动参数估计系统能够较好地估计出机器人运行过程中的滑动量,反映该估计系统的有效性。

4 结束语

针对农用履带机器人在复杂的农田环境运行时,履带滑动参数未知的实际情况,提出了一种滑动参数估计方法。建立履带滑动条件下的运动学模型,此模型不仅考虑了纵向打滑因素,而且考虑了侧向滑动的影响。未知滑动参数由基于UKF的惯导传感器和GPS进行在线估计。理论分析和实验均表明,履带机器人滑动参数 i_l 、 i_r 和 δ 发生变化时,该系统仍能较好地估计出变化,具有较好的鲁棒性。

参 考 文 献

- 焦俊,江朝晖,金瑞春,等. 农用机器人转向系统自适应内模控制[J]. 农业机械学报,2011,42(10):186-191.
Jiao Jun, Jiang Chaozhui, Jin Ruichun, et al. Adaptive internal model control for agricultural robot steering system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(10):186-191. (in Chinese)
- 焦俊,陈无畏,王继先,等. 基于GA和LS-SVM的AGV变结构控制[J]. 系统仿真学报,2008,20(14):3777-3781.
Jiao Jun, Chen Wuwei, Wang Jixian, et al. Automatic guided vehicle variable structure control based on genetic algorithm and least square-support vector machine[J]. Journal of System Simulation,2008,20(14):3777-3781. (in Chinese)
- 焦俊,陈无畏,王继先,等. 基于遗传算法的自动引导车自适应变结构控制[J]. 农业机械学报,2008,39(3):114-118.
Jiao Jun, Chen Wuwei, Wang Jixian, et al. Automated guided vehicle self-adaptive variable structure control based on genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2008,39(3):114-118. (in Chinese)
- Gala A L, Guyb L, Orangeb G, et al. Modelling of sliding friction for carbon black and silica filled elastomers on road tracks[J]. Wear, 2008, 264(7-8):606-615.
- Wang Yan, Erchin Serpedin, Philippe Ciblat. Optimal blind carrier recovery for MPSK burst transmissions[J]. IEEE Transactions on Communications, 2003, 51(9):1571-1581.
- Kay S M. Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory[M]. Englewood Cliffs, NJ,USA: Prentice-Hall,1993.
- 解少博,林程. 基于无迹卡尔曼滤波的车辆状态与参数估计[J]. 农业机械学报,2011,42(12):6-12.
Xie Shaobo, Lin Cheng. State and parameters estimation of vehicle based on UKF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(12):6-12. (in Chinese)
- 林菜,赵又群,徐朔南. 基于粒子滤波算法的汽车状态估计技术[J]. 农业机械学报,2011,42(2):23-27,22.
Lin Fen, Zhao Youqun, Xu Shuonan. Vehicle states estimation technology based on particle filter algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(2):23-27,22. (in Chinese)
- 周波,戴先中,韩建达. 野外移动机器人滑动效应的在线建模和跟踪控制[J]. 机器人,2011,33(3):265-272.
Zhou Bo, Dai Xianzhong, Han Jianda. Online modelling and tracking control of mobile robots with slippage in outdoor environments

- [J]. Robot, 2011, 33(3): 265 – 272. (in Chinese)
- 10 Gonzalez M, Fiacchini T, Alamo, et al. Adaptive control for a mobile robot under slip conditions using an LMI-based approach [C] // Proceedings of the European Control Conference 2009, 2009: 23 – 26.
- 11 Jwo Dahjing, Lai Chunnan. Unscented Kalman filter with nonlinear dynamic process modeling for GPS navigation [J]. GPS Solutions, 2008, 9(12): 249 – 260.
- 12 Low C B, Wang D. GPS-based tracking control for a car-like wheeled mobile robot with skidding and slipping [J]. IEEE Transactions on Mechatronics, 2008, 13(4): 480 – 484.
- 13 Chan Gook Park, Kwangjin Kim, Woo Yong Kang. UKF based in-flight alignment using low cost IMU [C] // AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2006(4): 2637 – 2648.
- 14 Quan Wei, Fang Jiancheng, Xu Fan, et al. Hybrid simulation system study of SINS/CNS integrated navigation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronicsystems, 2008, 23(2): 17 – 24.
- 15 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401 – 422.

Estimating Sliding Parameters of Agricultural Tracked Robot Based on UKF

Jiao Jun¹ Wang Hongxi² Chen Yiqiong¹ Chu Gangxiu¹ Xiao Guang³ Lu Lin¹

(1. College of Information and Computer, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China

2. School of Science, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China

3. Institute of Automotive Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In order to real-time achieve accurate sliding parameters between tracks of a agricultural tracked robot and ground and improve control accuracy, a dynamics equation and nonlinear measurement equation of agricultural tracked robot were deduced by analyzing working principle of an agricultural tracked robot and using dynamics principle. Then an estimation system based on the unscented Kalman filter (UKF) was designed to estimate the precision pose parameters of agricultural tracked robot. Through this estimation the system sliding parameters might be reconstructed relying on kinematics analysis, which couldn't be directly measured before. The simulation and experimental results suggested that with careful modeling of agricultural tracked robot, the estimation system was able to provide reliable and high update rate sliding parameters, which were taken as the basis for accurate control.

Key words: Agricultural tracked robot Unscented Kalman filter Sliding parameters

(上接第 81 页)

Detection of Citrus Fruits within Tree Canopy and Recovery of Occlusion Contour in Variable Illumination

Lu Jun^{1,2} Sang Nong¹

(1. State Key Laboratory of Science and Technology on Multi-spectral Information Processing, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

2. College of Science, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: A method based on color information and contour fragments was developed to identify citrus fruits in variable illumination conditions in the tree canopy, in order to guide the robots for harvesting citrus fruits. The color properties of target objects within natural citrus-grove scenes under various light conditions were analyzed, and a preliminary segmentation was put forward by fusing the Chromatic aberration information and normalized RGB model. The set of contour fragments was constructed via detecting the significant edge of Chromatic aberration map of *R* and *B* channels. The valid subset was selected by three parameters of the fragment: length, bending degree and concavo-convex geometry characteristic. The ellipse fitting procedure was done to every fragment, and the valid ones were chosen by the knowledge of fruit shape. The results showed that the occlusion contour were effectively recovered under various light conditions using the proposed method, and the relative error of occlusion recovery was 5.34%.

Key words: Matured citrus Variable illumination Detection Occlusion contour recovery