

基于 FSUKF 的全液压履带机器人打滑率估计及应用^{*}

陈 峰¹, 韩晓英², 桂卫华³

(1. 暨南大学信息技术研究所, 广东 广州 510075; 2. 广州大学实验中心, 广东 广州 510006

3. 中南大学信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘 要: 针对行驶于未整備地面特别是稀软地面为工作环境的全液压履带机器人, 提出了一种在线估计打滑率的新方法。从全液压履带车辆液压驱动系统原理出发, 建立了全液压履带车辆打滑率在线估计模型。考虑到模型严重非线性特点, 提出了一种改进的 SUKF 滤波算法—FSUKF 滤波算法实现打滑率的最优无偏估计, 仿真结果验证了该模型和该算法的有效性。

关键词: FSUKF 全液压履带机器人; 打滑率; 估计

中图分类号: TP43 **文献标识码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2007) S2-0199-05

通常自主机器人的速度测量通过编码器测量驱动轮的角速度乘以驱动轮有效半径再减去打滑率造成的速度损失得到。对主要行驶于硬化地面的车辆来讲, 打滑率很小且通常可认为固定值。然而, 对于以未整備地面特别是稀软地面为工作环境的履带机器人, 打滑率往往很大且由于地面情况的不同而变化显著^[1]。对履带车辆来讲, 左右履带打滑率的在线计算是一个较为困难的问题。文献 [2] [3] 从理论推导的角度对全液压履带推土机额定滑转率进行了计算, 文献 [4] [5] 分别讨论了履带车辆滑转率试验测量方法和提高测量精度的问题。然而, 上述文献讨论范围均限于离线检测范畴。本文从全液压履带车辆液压驱动系统原理出发, 建立了全液压履带车辆打滑率在线估计模型。考虑到模型严重非线性特点, 提出了一种改进的 SUKF 滤波算法—FSUKF 滤波算法实现打滑率的最优无偏估计, 仿真结果验证了该模型和该算法的有效性。

1 履带机器人打滑率在线计算模型

本文研究对象为深海底采矿机器人, 工作环境为 6 000 m 深海底极稀软沉积物海底, 工作任务为自主收集位于沉积物表层的多金属结核矿石。调速方式为变量泵—定量马达全液压容积调速系统。其中, 变量泵由 3 000 V 高压电动机驱动。深海采矿和流程采矿机器人示意图分别见图 1, 图 2。

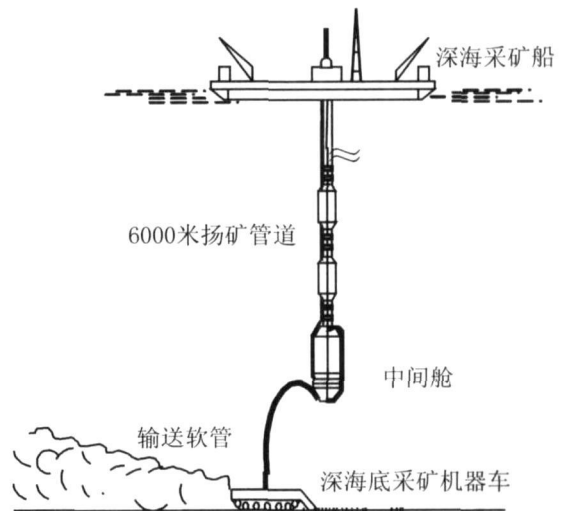


图 1 深海底多金属结核采集系统示意图

Fig. 1 Deep seabed mining system



图 2 深海底采矿机器人

Fig. 2 Deep seabed mining robot vehicle

* 收稿日期: 2006—11—24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60505018); 国际海底区域研究开发“十五”计划资助项目 (DY—105—03—02—06)

作者简介: 陈峰 (1976年生), 男, 助理研究员, 博士; E-mail: chfcsu@yahoo.com.cn

由文献 [6] 可知, 液压马达进出口压差 p 与马达驱动力矩 T_g 呈正比例关系。

即:

$$T_g = V_m p = J\dot{\omega}_m + B_m\omega_m + G\theta_m + T_L \quad (1)$$

式中, V_m 为液压马达的理论弧度排量, m^3 / rad ; p 为系统压力, Pa ; J 为液压马达和负载的总惯量, $kg \cdot m^2$; ω_m 为液压马达角速度, rad/s ; B_m 为负载和液压马达内部的总粘性阻尼系数, $N \cdot m / rad \cdot s$; G 为负载的扭转刚度, $N \cdot m / rad$; θ_m 为液压马达转角, rad ; T_L 为作用在马达轴上的外负载转矩, $N \cdot m$ 。

则负载转矩 T_L 可表述为:

$$T_L = V_m p - J\dot{\omega}_m - B_m\omega_m - G\theta_m \quad (2)$$

作用于机器车驱动轮, 表现为履带的驱动力。即:

$$T_{lo} = r_o \times F_o \quad (3)$$

$$T_{li} = r_i \times F_i \quad (4)$$

式中, 下标 o 分别代表内外履带, r 为履带驱动轮有效半径, F 为作用于履带的驱动力。

由地面车辆原理可得^[1]:

$$F = F_{max} \times [1 - \frac{k}{i_l}(1 - e^{-i_l/k})]$$

对应左右履带, 有:

$$F_o = F_{max} \times [1 - \frac{k}{i_o}(1 - e^{-i_o/k})] \quad (5)$$

$$F_i = F_{max} \times [1 - \frac{k}{i_i}(1 - e^{-i_i/k})] \quad (6)$$

则由 (2)、(3)、(5) 可得:

$$1 - \frac{k}{i_o}(1 - e^{-i_o/k}) = \frac{V_m p_o - J_o\dot{\omega}_{mo} - B_m\omega_{mo} - G\theta_{mo}}{F_{max} \times r_o} \quad (7)$$

由 (2)、(4)、(6) 可得:

$$1 - \frac{k}{i_i}(1 - e^{-i_i/k}) = \frac{V_m p_i - J_i\dot{\omega}_{mi} - B_m\omega_{mi} - G\theta_{mi}}{F_{max} \times r_i} \quad (8)$$

式 (7)、(8) 右侧均为可测参数, 因此可认为是左右打滑率的测量方程。然而, 直接采用该式对左右打滑率倒推计算时, 方程左侧的计算甚为复杂。考虑到机器车打滑率在 0.05—0.2 之间变化, 土壤刚性模量 k 在 0.05—0.25 m 范围内变化, 履带长度 $l=6 m$ 。经多次试验, $1 - \frac{k}{i_l}(1 - e^{-i_l/k})$ 可简化为:

$$e^{-i_l/k} - 0.03 \quad (9)$$

图 3 为采用式 (9) 近似式 (7)、式 (8) 左侧所得的误差曲线。图中, 打滑率 s 变化范围取 5%—

30%, 土壤刚性模量 k 分别取 0.05、0.15 和 0.25 m 。从图中可看出, 近似误差不超过 3%。说明采用式 (9) 近似式 (7)、式 (8) 左侧是可以接受的。

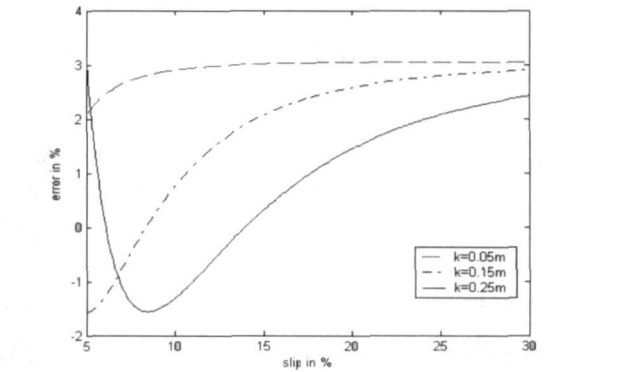


图 3 用式 (9) 近似式 (8) 左侧计算误差
Fig.3 Computing error between formula (9) and left of formula (8)

将式 (9) 代入式 (7)、式 (8) 并简单计算, 可得基于车体动力学的左右履带打滑率在线计算模型:

$$\dot{s} = \frac{k}{l} \times \ln(\frac{V_m p_o - J_o\dot{\omega}_{mo} - B_m\omega_{mo} - G\theta_{mo}}{F_{max} \times r_o} + 0.03) \quad (10)$$

$$\dot{s} = \frac{k}{l} \times \ln(\frac{V_m p_i - J_i\dot{\omega}_{mi} - B_m\omega_{mi} - G\theta_{mi}}{F_{max} \times r_i} + 0.03) \quad (11)$$

然而, 考虑到深海底沉积物的极稀软、不均匀变化特性以及海底存在的各种复杂干扰信号, 有必要采用统计滤波手段, 实现测量信号的最优无偏估计。为此, 本文构造了深海底采矿机器车关键运动参数的在线估计模型。

将式 (10) ~ (11) 离散化, 并取适当状态变量, 可得到深海底采矿机器车左右履带关键运动参数非线性估计模型:

$$\begin{aligned} x(k) &= [x(k-1), u(k-1), y(k-1), k-1] \\ &= \begin{bmatrix} -\frac{k}{l} \times \\ \ln(\frac{V_m x_3(k-1) - J_1 u_1(k) - B_m u_2(k) - G_2 x(k-1)}{F_{max} r} + 0.03) \\ x_2(k-1) + \Delta T_2 u(k) \\ x_3(k-1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

式中, 对应左右履带, 其输入 u_o 、 u_i 和状态变量 x_o 、 x_i 分别为:

$$u_o = [\dot{\omega}_o \quad \omega_o] \quad (13)$$

$$u_i = [\dot{\omega}_i \ \omega_i]^T \tag{14}$$

$$x_0 = [\dot{b} \ \tau \ \theta_0 \ P_0]^T \tag{15}$$

$$x_i = [\dot{b} \ \tau \ \theta_i \ P_{ij}]^T \tag{16}$$

式 (12) ~ (16) 共同构成了深海底采矿机器人关键运动参数 $\dot{b}$ 的非线性估计模型。

2 改进的 SUKF算法—FSUKF算法

UKF (unscented kalman filter) 是由 Julier 于 1997 年提出的一种改进的 KALMAN 滤波算法^[7]。由于 EKF 仅使用台劳级数的一阶展开对非线性方程线性化，当系统具有高度非线性时，对高阶项的忽略会带来较大的估计误差。UKF 基于“与对非线性函数的近似相比，对随机分布的近似要简单的多”的思想，对状态变量的随机分布进行近似，直接使用系统的非线性模型进行估计。在 UKF 滤波算法中，将状态变量的随机分布考虑为高斯分布，使用 UT 变换确定性选择样本点，以满足系统的均值和方差要求，直接采用非线性系统模型估计，对任意非线性系统，估计结果可精确到台劳二阶近似以上，只有在三阶以上才会带来估计误差，计算代价与 EKF 算法基本相同。在 UKF 算法中，通过 UT 变换选择 sigma 集是其核心和基础。然而，最初的 sigma 集具有以下缺点：当状态向量维数上升时，sigma 集的半径也随之增加；由于 sigma 点均为对称分布，当半径增加时，高阶非线性带来的误差愈加显著，导致这类代表点的代表性会有所下降。即尽管仍然保持着与随机向量相同的均值和方差，但其 MSE 误差越来越大。

为了解决这个问题，Julier 提出了 SUT (Scaled UT) 变换^[8]。SUT 变换通过引入附加的控制参数来解决上述问题。

SUT 选择的 sigma 集合为：

$$\begin{aligned} x_0 &= x \\ \chi_i &= x + (\sqrt{(\kappa + \lambda) P_x})_i \\ i &= 1, \dots, \kappa \\ \chi_i &= x - (\sqrt{(\kappa + \lambda) P_x})_i \\ i &= \kappa + 1, \dots, 2\kappa \end{aligned} \tag{17}$$

$$\begin{aligned} W_0^{(m)} &= \lambda / (\kappa + \lambda) \\ W_0^{(g)} &= \lambda / (\kappa + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_i^{(m)} &= W_i^{(g)} = 1 / (2(\kappa + \lambda)) \\ i &= 1, \dots, 2\kappa \end{aligned} \tag{18}$$

式中， x 为模型状态向量， χ 为经过 SUT 变换后的状态向量， W 为 SUT 变换时的权值， $\lambda = \alpha^2 (\kappa + \kappa - \kappa)$ 是一个标量^[8]。由于引进了 α 用于调整 sigma 集到均值点的距离，引进了 β 用于融入随机

向量 x 的先验信息，SUT 变换可有效降低高阶误差。

在 SUT 变换中， x 的均值和方差按下式计算：

$$Y_i = g(\chi_i) \quad i = 0, 1, \dots, 2\kappa \tag{19}$$

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2\kappa} W_i^{(m)} Y_i \tag{20}$$

$$P_y = \sum_{i=0}^{2\kappa} W_i^{(g)} \{ Y_i - \bar{y} \} \{ Y_i - \bar{y} \}^T \tag{21}$$

SUT 变换引入 α 用于调整 sigma 集到均值点的距离，引入 β 用于融入随机向量 x 的先验信息，因此可有效降低高阶误差。然而，尽管文献 [8] 给出了当 x 满足高斯正态分布时， β 的取值为 3 并给出 α 的范围为 0~1；在实际 SUKF 的算法中取值只能采用试凑的方法，且始终取相同数值。本文将上述方法进行改进，提出了一种在线调整 α 的方法。

由文献 [8]，在引入 α 后， $x \approx E[x]$ ， $\text{cov}(x) \approx \alpha^2 E[(x - E[x])(x - E[x])^T]$ 。 α 主要用来修正二阶以上误差。由于状态变量 x 实际值与估计值误差难以在线测量，本文采用测量均方差作为的调节判据，并构造了模糊控制器实现在线调节。

定义 $\kappa_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T$ 为第 k 步迭代

测量均方差。现设隶属函数 $f(R_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$ ； $n+1$ 为测量均方差 κ 的模糊论域)，它表示输入测量均方差 κ 在论域上的模糊子集 A 的隶属度，表明当测量均方差 κ 属于模糊子集 A 时，相应的测量数据 x_k 是无效的可能性为 P_i 。

然后有模糊推理规则为：

R_{ij} 如果测量均方差 κ 是 A_i 即意指测量数据是无效数据的可能性是 P_i ，那么

$$\alpha = f(R_i)$$

从而根据测量数据的好坏程度 R 推理加权于 sigma 点距离的系数。当测量均方差的均值为零时表明正在进行最优估计， α 应为 1；当测量均方差均值远远偏离零值时，该测量时刻的数据视为无效，则 α 为零；其余情况 $0 < \alpha < 1$ ，用以调整 sigma 点距离，使系统理想模型与实际模型更接近。

其算法步骤为：

- 1) 根据状态变量维数的大小初步选择 $\alpha \in [0, 1]$ ；
- 2) 执行常规的 SUKF 算法，见文献 [8]；
- 3) 计算 $\kappa_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T$ 做为模糊调节器的输入；
- 4) 根据模糊规则对加权系数 α 修改；
- 5) 重复 2)、3)、4) 进行下一时刻估计。

为验证该算法的有效性，本文采用文献 [9] 的例子，分别采用 SUKF算法和改进的 SUKF算法进行了仿真研究。

在非线性滤波的性能比较中，Mackey-Glass时间序列模型^[9]是广泛使用的一个例子。因此，这里采用该模型来比较 SUKF算法和 FSUKF滤波方法的性能。

Mackey-Glass时间序列模型为：
系统方程： $x_k = f(x_{k-1}, \dots, x_{k-M}) + v_k$
观测方程： $y_k = x_k + n_k$
这里，

$$f(x_{k-1}, \dots, x_{k-M}) = \frac{0.2 x_{k-17}}{1 + x_{k-17}^{10}} - 0.1 x_k$$

v_k 为系统噪声，是均值为 0方差为 1的高斯白噪声， n_k 为系统噪声，是均值为 0方差为 0.5的高斯白噪声。

分别采用 SUKF和 FSUKF进行仿真研究，仿真结果表 1所示。

表 1 两种滤波方法的状态估计比较

Tab 1 Result compare between two filter

算法	RMSE均差	RMSE方差	相对单次运行时间
SUKF	0.11958	0.01735	1
FSUKF	0.11561	0.001236	1.2

由表 1可看出，FSUK算法提升了 SUKF算法的估计性能。由于以方差作为调节的主要判据，对 SUKF算法的主要改进表现在 RMSE方差明显减小，同时，RMSE也有一定程度的减小。由于加入了模糊调节器，FSUKF算法的运行时间比 SUKF算法相对较长，约为 1.2倍的 SUKF算法计算时间。总而言之，FSUKF算法在付出较小计算代价的基础上，滤波性能较 SUKF算法有较大提高。因此，下文将采用 FSUK估计算法进行仿真估计。

表 2 机器人参数

Tab 2 Robot vehicle parameters

履带长度	履带宽度	履带高度	履带齿距	接地面积	水阻面积	车体质量	转动惯量
l/m	b/m	h/mm	d/mm	A _g /m ²	A _w /m ²	m/kg	I/kgm ²
6	1.7	130	200	10.2	11	11 000	57 750

4 深海底采矿机器人关键运动参数估计仿真

采用式 (12) ~ (16) 的估计模型，深海底采

矿机器人仿真模型为研究对象，本文采用 FSUK算法，进行了深海底采矿机器人关键运动参数的估计仿真研究。让机器人沿如图 6所示曲线运行，考察估计结果与实际结果之间的偏差，以验证估计模型和算法的有效性。

表 3 大洋矿区环境参数

Tab 3 Seabed mining area environment parameters

内聚力	内摩擦角	刚性模量	正向摩擦系数	侧向摩擦系数	土壤比重	海水密度	水阻系数
C/kPa	$\phi/(^{\circ})$	K/cm	μ_r	μ_l	$\gamma_s/(kN \cdot m^{-3})$	$\rho/(g \cdot m^{-3})$	K/(kNm ³ · s ⁻¹)
5.4	6.2	15	0.2	0.55	12.2	1070	0.009

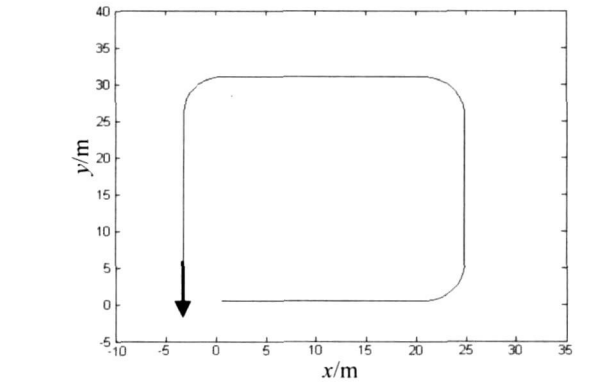


图 4 深海底采矿机器人参数估计行走仿真轨迹
Fig 4 Track for parameters estimation simulating of the deep seabed mining

仿真所用机器人参数和环境参数见表 2、表 3。机器人直线行走速度设为 0.5 m/s，转弯时，将内侧履带速度设为零，实现滑差转向。非线性估计结果见图 5。

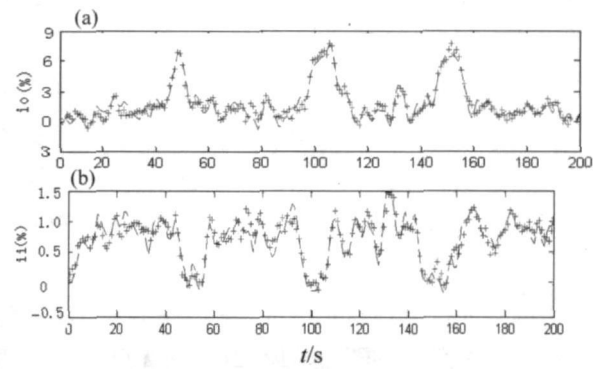


图 5 深海底采矿机器人关键运动参数估计仿真结果
Fig 5 Simulation result of the deep seabed mining robot vehicle key movement parameters

(a) 外侧履带打滑率估计 (b) 内侧履带打滑率估计

图 5为采用 FSUKF估计算法的估计效果。图中, 直线部分为机器人动力学模型的输出, “+”部分为 FSUKF估计器的估计效果。各个参数的估计误差见表 2

表 4 深海底采矿机器人关键运动参数估计误差
Tab 4 Key movement parameters estimation error of the deep seabed mining robot vehicle

误差	δ	$\dot{\delta}$
相对均差	-0.137	-0.104
相对均方差	0.209	0.138

由表 5可看出, 采用该方法, 可以得到较好的估计效果, 仿真结果验证了所提模型和算法的有效性。

4 结 论

本文针对行驶于未整备地面特别是松软地面为工作环境的全液压履带机器人, 提出了一种在线估计打滑率的新方法。从全液压履带车辆液压驱动系统原理出发, 建立了全液压履带车辆打滑率在线估计模型, 提出了一种改进的 SUKF滤波算法—FSUKF滤波算法实现打滑率的最优无偏估计, 仿真结果验证了该方案的有效性。

参考文献:

[1] 黄祖永. 地面车辆原理[M]. 北京: 机械工业出版社, 1983

[2] 易小刚, 焦生杰, 刘正富. 全液压推土机关键技术参数研究[J]. 中国公路学报, 2004 17(2): 119—123

[3] EHLERTW. Field measurements and analytical models as a basis of test stand simulation of turning resistances of tracked vehicles[J]. Journal of Terramechanics, 1992 29(1): 57—69

[4] 张京开. 拖拉机田间滑转率测定的理论探讨[J]. 农业质量与监督, 1996 1: 11—12

[5] 戴学民. 履带推土机整体性能试验中的几个问题[J]. 工程机械, 1997(8): 13—15

[6] 李洪人. 液压控制系统[M]. 北京: 国防工业出版社, 1981

[7] JULIER S J UHIMANN JK. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C]. In Proceedings of AeroSense: The 11 th International Symposium on Aerospace / Defence Sensing, Simulation and Controls, volume Multi Sensor Fusion, Tracking and Resource Management II, 1997.

[8] JULIER S J The scaled unscented transformation[C]. In Proceedings of the American Control conference, 2002

[9] WAN E A MEIWE R Van der. The unscented kalman filter for nonlinear estimation[C]. Proc of IEEE Symposium 2000 Lake Louise, Alberta, Canada, 2000, 10

Slip Rate Estimation and Application Based on FSUKF for a Full Hydraulic Tracked Robot Vehicle

CHEN Feng, HAN Xiaoying, GUI Weihua

- (1. Information Technology Institute, Jinan University, Guangzhou 510075, China;
2. Experimentation Center, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China;
3. Information Science and Engineer College, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: A new approach to online estimate slip rate for a full hydraulic tracked robot vehicle is presented. First, a estimation model to online estimate slip rate by measurement on the motors pressure and other parameters is built. Then, an improved SUKF algorithm-FSUKF (Fuzzy Scaled Unscented Kalman Filter) is presented to get optimal unbiased estimation. Simulation results verified the approach's validity.

Key words: FSUKF; full hydraulic tracked robot vehicle; slip rate; estimation