

## 基于自适应卡尔曼滤波的侧滑移动机器人运动模型估计

吴耀\* 王田苗 王晓刚 刘淼

(北京航空航天大学机械工程及自动化学院 北京 100191)

**摘要:** 精确实时在线的运动模型对于侧滑移动机器人的运动控制和轨迹规划至关重要, 相比于离线模型估计, 该文在基于速度瞬心(ICRs)的侧滑移动机器人运动学模型基础上, 采用扩展卡尔曼滤波(EKF), 在同一特定地形下在线准确得到ICRs的参数值; 并针对不同的地形情况, 采用k-近邻法对地形进行分类, 实时判别机器人当前运行的路面, 采用自适应的卡尔曼滤波器(AKF)调整滤波器参数。仿真和实验对比表明, 该方法在同一地形和变化地形下均能快速估计出侧滑移动机器人的运动学模型, 收敛时间均为3 s以内, 可以满足实际使用的需要。

**关键词:** 移动机器人; 侧滑移动; 自适应卡尔曼滤波; 速度瞬心; k-近邻法

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)12-3016-09

DOI: 10.11999/JEIT150289

## Kinematics Model Prediction of Skid-steering Robot Using Adaptive Kalman Filter Estimation

Wu Yao Wang Tian-miao Wang Xiao-gang Liu Miao

(School of Mechanical Engineering & Automation, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** Exact and real-time kinematics model plays a very important role in the mobile robot motion control and path planning. Compared to the off-line model estimation, based on an Instantaneous Centers of Rotation (ICRs) based kinematic model of skid-steering, an Extend Kalman Filter (EKF) method is used to estimate ICRs values on specific terrain on line. Terrains are identified by introducing k-Nearest Neighbors (kNN) algorithm when the robot moves on different terrains. Based on terrain classification, an Adaptive Kalman Filter (AKF) is used to adjust the filter parameters. The simulation and experiment results show that this method can converge very fast and estimate the ICRs value accurately with 3 seconds.

**Key words:** Mobile robot; Skid-steering; Adaptive Kalman Filter (AKF); Instantaneous Centers of Rotation (ICRs); k-Nearest Neighbors (kNN)

### 1 引言

侧滑转向(skid-steering)机制广泛应用在移动机器人和车辆上<sup>[1]</sup>, 它是通过改变左右轮子或履带的速度来控制车辆方向的, 而不是通过独立的机械转向机构实现转向。因此, 这种转向机制简单有效并且具有很好的鲁棒性, 能够实现零-半径转向, 特别适合全地形操作的机器人或者车辆。但是, 侧滑转向操作固有的特点——打滑, 带来了复杂的轮-地接触力关系, 相比于转向车辆(比如 ackman 转向)或者两轮车辆, 其运动模型的准确建立更加困难<sup>[2-6]</sup>。而侧滑移动机器人高性能的运动控制和轨迹规划, 需要相对准确的车辆运动模型<sup>[4]</sup>。在过去十年来, 关

于准确建立其运动模型的的研究主要分为两大部分。

一部分研究从动力学的角度, 建立轮胎的刚度或履带力学的模型<sup>[2,3]</sup>, 这个领域的研究常常集中在地形与运动系统的作用力上, 打滑模型为轮胎或者牵引力之间的函数关系。其中, 文献[7,8]通过数值和实验的方法, 分析和验证了不同的打滑率作用下牵拉、牵引力系数和驱动力矩与轮子的半径和宽度等参数的关系, 并使用遗传算法得到了优化的轮子设计参数和最佳的牵引力参数。但是该方法是在特定地形条件下离线测量的, 没有进行实时在线的测量和辨识。文献[9]采用了统一轮胎模型建立了高速轮式移动机器人在一般运动状态和漂移状态下的动力学模型, 并在此基础上设计了漂移运动控制器, 但是仿真和实验的结果存在一定差距。在文献[10]中, 针对侧滑轮式车辆的纬线动力学, 提出了二自

收稿日期: 2015-03-09; 改回日期: 2015-09-09; 网络出版: 2015-10-13

\*通信作者: 吴耀 wuyaongyao@126.com

基金项目: 国家 863 计划(2011AA040202)

Foundation Item: The National 863 Program of China (2011AA040202)

由度的线性纬线动力学模型, 研究其转向过度, 转向不足和中性转向情况下的转向性能; 文献[11]利用文献[10]提出的模型, 发现在线性条件下稳态和瞬态特性具有很好的结果, 但是在侧滑移动机器人存在很多非线性运动的情况, 因此该模型的使用受到一定的限制。在实际应用中, 由于动力学模型相对复杂, 计算量大, 在实时控制的场合下运算代价大, 所以一般动力学模型用于机器人的运动仿真<sup>[2,3]</sup>。

另一部分研究使用运动学模型来估计打滑<sup>[12]</sup>。侧滑移动的机器人打滑用运动不满足非完整约束的关系, 难以建立准确的运动学模型。文献[4]使用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)融合惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)和虚拟速度来估计运动打滑。实验结果表明, 当机器人在复杂路面上行驶约 40 m 时, 位置的估计偏差小于 25 cm。文献[13]使用了一个延时状态 EKF 估计打滑模型, 其实质是采用了一种积分预测误差最小化方法模型。文献[14]通过实验手段描述打滑模型, 他们用指数函数来描述打滑系数与转弯半径之间的关系。实验结果显示, 基于该模型的侧滑移动车辆具有很好的控制性能。在文献[15]的工作中, 用到了本文中将会用到的基于速度瞬心(Instantaneous Centers of Rotation, ICRs)的运动学模型, 但是 ICRs 位置是利用遗传算法处理记录下来的实验数据, 然后通过离线方法得到的。文献[16]分析了四轮侧滑移动机器人同侧速度不一致的情况, 仿真研究表明了该分析结果的有效性, 但是缺少实验的进一步验证。

文献[12]的研究也采用了文献[15]中的模型, 并且采用基于激光雷达定位的方法, 得到了 ICRs 与轨迹半径和速度的函数关系。实验结果表明, 在同一地形路面下, ICRs 确实在一个较小的范围内变化(1.4~1.5), 这与文献[15]的研究相吻合。实验结果显示, 文献[12]得到的经验公式模型显著提高了航迹推算精度。但是同文献[17]的研究一样, 该实验方法只能通过离线方式得到 ICRs 值与轨迹半径和运动速度的函数关系。文献[17]提出了一种基于扩展卡尔曼滤波(EKF)在线实时学习获得 ICRs 值的方法, 通过对机器人的给定速度、偏航角和位置的测量, 可直接得到机器人的运动模型。但是该方法在变化地形条件下, EKF 收敛时间较长, 甚至达到 100 s~150 s, 导致在实际应用中受到很大限制。对于扩展卡尔曼滤波的方法, 文献[18]提出了一种基于神经网络的自适应卡尔曼滤波方法, 应用在图像处理中, 提高了处理的精度并有效的抑制了滤波器的发散, 但是离线的神经网络训练方法不适合实时的应用;

文献[19]提出了一种基于变分贝叶斯学习的自适应卡尔曼滤波方法, 仿真结果表明, 该方法对时变的噪声具有较好的跟踪效果, 相对经典卡尔曼滤波有着较高的滤波精度。而在该文中, 滤波器的噪声主要随着地形的变化而发生突变, 因此, 结合机器人作业地形的分类(Robotic Terrain Classification, RTC), 建立相应地形条件下的模型估计算法, 是处理侧滑移动机器人运动模型实时辨识问题的一个途径。

关于机器人对不同地形条件的判别方法, 前人已进行了非常丰富的研究<sup>[20-23]</sup>, 这些研究主要是通过激光雷达, 视觉或振动测量实现地形分类。其中基于振动的地形分类方法通过分析移动机器人车轮与地面的振动信号, 采用统计特征<sup>[20]</sup>, 快速傅里叶变换(Fast Fourier Transformation, FFT), 或功率谱分解(Power Spectral Density, PSD)<sup>[22]</sup>的方法提取信号的特征向量, 采用 k-近邻(k-Nearest Neighbors, kNN)方法、概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)实现地形分类。

结合已有的研究工作<sup>[12,17]</sup>, 本文提出了一种基于扩展卡尔曼滤波(EKF)学习轮子轨迹(轮迹)相对于地面的瞬时旋转中心 ICRs 的方法, 通过 ICRs 建立的机器人运动学模型来预测其运动。针对该方法在变换地形条件下 EKF 收敛时间较长的问题, 直接应用 IMU 测量的 z 轴加速度信号, 基于功率谱密度(PSD)的方法提取特征, 采用 k-近邻地形分类方法, 实时判别当前机器人运行的路面地形。同时在地形发生变化时自适应地调整 EKF 滤波器误差协方差矩阵初值, 使 EKF 快速进入收敛状态。仿真和实验结果表明, 本文方法和传统的遗传算法相比, 在保证收敛精度的情况下, 极大地缩短了收敛时间。

## 2 侧滑转向(skid-steering)的 ICRs 运动模型

对于轮式侧滑移动机器人, 我们考虑下面的模型假设: (1)轮式机器人同一侧所有轮子的转速相同; (2)机器人行驶在坚固路面, 并且所有的轮子都与地面处于接触状态; (3)只考虑 2D 平面运动的情况。在图 1 中, 定义惯性(全局)坐标系(X,Y)和机器人本体坐标系(x,y)。机器人本体坐标系下的运动可以表示为  $\mathbf{v} = [v_x \ v_y \ \omega_z]^T$ , 在惯性坐标系下的运动可以表示为  $\dot{\mathbf{q}} = [v_X \ v_Y \ \omega_\theta]^T$ , 根据文献[1]有

$$\begin{bmatrix} \dot{X} \\ \dot{Y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

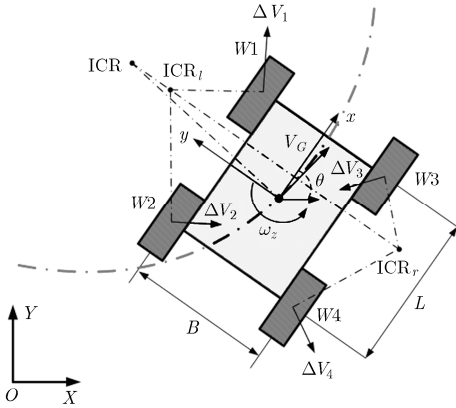


图1 侧滑移动机器人运动学原理图

根据假设, 令左右两边轮速分别为  $v_l, v_r$ 。当机器人运动时, 左右的轮子印迹和车体的速度瞬心分别为  $ICR_l, ICR_r$  和  $ICR_G$ , 在  $x-y$  坐标系中, 定义其坐标分别为  $(x_l, y_l), (x_r, y_r)$  和  $(x_G, y_G)$ 。据文献[15]有

$$\left. \begin{aligned} y_G &= v_x / \omega_z \\ y_l &= (v_x - v_l) / \omega_z \\ y_r &= (v_x - v_r) / \omega_z \\ x_G &= x_l = x_r = v_y / \omega_z \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

从而得到车辆的运动学模型如下:

$$v_x = (v_r y_l - v_l y_r) / (y_l - y_r) \quad (3)$$

$$v_y = -((v_l - v_r) x_G) / (y_l - y_r) \quad (4)$$

$$\omega_z = -(v_l - v_r) / (y_l - y_r) \quad (5)$$

由式(3)-式(5)可知, 如果已知  $y_l, y_r, x_G$ , 就可得到侧滑移动机器人的运动学模型。全部动力学的影响, 包括轮-地接触力, 重心分布, 运动速度等, 都体现在这3个运动学参数上。通过这组集总参数, 可描述系统相对复杂的运动状态, 在此基础上, 使用基于EKF的方法, 可以在线实时得到  $y_l, y_r, x_G$  的值。

### 3 EKF方法估计ICRs位置

#### 3.1 同一特定地形下EKF估计ICRs值

本节将推导使用EKF方法来估计ICRs的位置。根据式(3)-式(5), 定义状态变量:  $\mathbf{X} = [X \ Y \ \theta \ y_l \ y_r \ x_G]$ , 这里  $\mathbf{X}$  为向量, 以下采用同样的记法。系统模型则可由以下非线性微分方程表示。

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{f}(\mathbf{X}, \mathbf{u}, \mathbf{w}) \quad (6)$$

这里  $\mathbf{u}$  为控制输入向量, 由左右两侧的速度值组成;  $\mathbf{w}$  为系统的噪声, 分别包括位姿噪声和速度瞬心的运动参数噪声。考虑图1坐标系下侧滑移动机器人运动, 式(6)可以具体写成

$$\dot{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \dot{X} \\ \dot{Y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{y}_l \\ \dot{y}_r \\ \dot{x}_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x \cos \theta - v_y \sin \theta + w_X \\ v_x \sin \theta + v_y \cos \theta + w_Y \\ \frac{v_r - v_l}{y_l - y_r} + w_\theta \\ w_l \\ w_r \\ w_G \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中  $w_X, w_G$  是均值为零的高斯白噪声。根据参考文献[12,17], 在特定的均匀地形条件下, 当机器人以较低的速度(小于1 m/s)行驶在平坦硬质路面时, ICRs 的位置在一个小的范围内变化。因此, 可以把这里的ICRs的值看作为在常值上叠加随机噪声, 随后仿真结果也将证实在此处所作的假设的合理性。把式(7)离散化, 设滤波器采样时间间隔为  $\Delta t$ 。考虑EKF滤波器, 预测估计协方差为

$$\mathbf{P}(k | k-1) = \mathbf{F}(k-1) \mathbf{P}(k-1) \mathbf{F}^T(k-1) + \mathbf{L}(k-1) \mathbf{Q}(k-1) \mathbf{L}^T(k-1) \quad (8)$$

其中的  $\mathbf{Q}$  为状态噪声协方差矩阵,  $\mathbf{F}(k-1)$  和  $\mathbf{L}(k-1)$  为 Jacobi 矩阵, 定义如下:

$$\mathbf{F}(k-1) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\mathbf{X}(k-1)} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_P & \mathbf{F}_{ICR} \\ \mathbf{O}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \Delta t \quad (9)$$

式(9)中,  $\mathbf{I}_n$  和  $\mathbf{O}_n, n \in \mathbb{N}$ , 分别表示  $n \times n$  矩阵和零矩阵, 以下相同,  $\Delta t$  为滤波器采样时间间隔, 矩阵中的其他项为

$$\mathbf{F}_P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\dot{X} \\ 0 & 1 & \dot{Y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{F}_{ICR} = \begin{bmatrix} -\frac{y_l c \theta + x_G s \theta}{(y_l - y_r)^2} & \frac{y_r c \theta + x_G s \theta}{(y_l - y_r)^2} & \frac{-s \theta}{y_l - y_r} \\ -\frac{y_l s \theta + x_G c \theta}{(y_l - y_r)^2} & \frac{y_r s \theta - x_G c \theta}{(y_l - y_r)^2} & \frac{c \theta}{y_l - y_r} \\ -\frac{1}{(y_l - y_r)^2} & \frac{1}{(y_l - y_r)^2} & 0 \end{bmatrix} \cdot (v_l - v_r) \quad (11)$$

式(11)中,  $c \theta = \cos \theta, s \theta = \sin \theta$ 。而噪声雅可比矩阵为

$$\mathbf{L}(k-1) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{w}} \right|_{\mathbf{X}(k-1)} = \mathbf{I}_6 \Delta t \quad (12)$$

在全局坐标系下传感器测量的位置和偏航角为

$$\mathbf{Y}(k) = \begin{bmatrix} X_m(k) \\ Y_m(k) \\ \theta_m(k) \end{bmatrix} = \mathbf{H}(k) \mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (13)$$

假设测量噪声  $\mathbf{V}(k)$  是方差为  $\mathbf{R}$  的高斯白噪声,  $\mathbf{H}(k)$  为测量矩阵, 在此处为

$$\mathbf{H}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

计算卡尔曼增益为

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) \cdot [\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}]^{-1} \quad (15)$$

最后, 状态和协方差估计更新分别为

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{X}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{Y}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k|k-1)] \quad (16)$$

$$\mathbf{P}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k))\mathbf{P}(k|k-1) \quad (17)$$

### 3.2 不同地形条件下 EKF 估计 ICRs 值

在系统状态方程式(7)中, 我们假设 ICRs 是在常值的基础上叠加随机噪声来得到的。根据参考文献[17], 当侧滑移动机器人行驶在同一特定的地形条件下时, ICRs 不会发生很大的变化, 但是如果机器人穿梭在不同地形环境中时, 比如环境中存在瓷砖路面、混凝土路面、沙土路面和草地等, 轮-地接触参数发生了变化, 由此也会带来 ICRs 值的变化, 此时“ICRs 不会发生很大的变化”这个假设条件不再成立。此时, 3.1 节描述的算法是否能够收敛, 以及收敛的速度是否满足要求, 需要重新加以分析验证。事实上, 从 4.2 节的仿真结果可以看到, 在这种情况下 EKF 收敛时间很长, 甚至在实际中几乎无法使用。

为了保证收敛的速度, 同时不降低精度, 需要对前述的 EKF 方法做一些调整。分析发现, 机器人在地形 A 时, EKF 滤波器已经达到稳定, 误差协方差矩阵  $\mathbf{P}(k)$  也趋于稳定; 而机器人从地形 A 运行到地形 B 时, 由于 ICRs 的变化, 误差协方差矩阵  $\mathbf{P}(k)$  有一个较大的初始偏差值。为此, 使用现有的测量值和运动模型, 基于机器人地形分类的方法, 提出一种快速判断地形是否发生变化(或者说 ICRs 发生突变)的方法。当机器人从地形 A 运行到地形 B 时, 如果检测到 ICRs 发生显著变化, 此时自适应的调整 EKF 的误差协方差矩阵  $\mathbf{P}(k)$  的初值, 这样可在保证精度不变的前提下, 大大缩短收敛时间。

在该文中使用惯性测量单元 IMU, 可以输出偏航角和  $X, Y, Z$  轴的加速度值。我们采用基于振动的地形分类方法, 利用  $Z$  轴加速度信息, 提取加速度的频率特征, 利用分类算法实现地形的分类。IMU 的输出频率为 100 Hz, 因此可以把  $Z$  轴加速度记为  $1 \times 100$  的向量, 也就是机器人运行 1 s 的采样数据。

同时, 对该向量标记相应的地形类型, 并通过对该向量做功率谱变换(PSD), 把每个加速度变为体现地形特征的特征向量, 生成 1 ~ 50 Hz 下的功率谱, 产生了  $1 \times 50$  的特征向量。采用 k-近邻法(kNN)对地形分类, 选择距离测试样本最近的已知地形分类的前若干个样本作为训练样本, 用它们的类别投票来决定测试样本的地形类别。

已知地形的训练样本集(在每种相应的地形上运行并采集数据), 并记为

$$S(N) = \{(x_1, c_1), (x_2, c_2), \dots, (x_N, c_N)\} \quad (18)$$

其中  $x_i$  和  $c_i$  为分别第  $i$  个样本的特征向量和对应的地形类别; 设有  $m$  个类, 即有  $c_i \in \{1, 2, \dots, m\}$ 。并采用欧氏距离  $\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|$  定义两个样本间的距离为  $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ ,  $\mathbf{x}_i$  为  $1 \times 50$  的特征向量, 记为  $\mathbf{x}_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(50))$ , 则有

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^{50} [x_i(k) - x_j(k)]^2} \quad (19)$$

当机器人运行在特定的未知地形路面时, 设此路面为待测样本  $x$ , 为了决定机器人的运行地形, 考察待测样本  $x$  在  $N$  个训练样本中的前  $k$  个近邻, 设有  $k_i$  个属于  $c_i$  类,  $c_i$  类的判别函数和决策规则分别为

$$g_i(x) = k_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (20)$$

若  $g_k(x) = \max_{i=1,2,\dots,m} g_i(x)$ , 则  $x \in c_i$ 。

通过实时的测量, 采用 k-近邻法得到当前机器人运行路面的类型, 如果机器人此时运行的路面类型和上一时刻的路面类型不同, 并且连续 2 次采样后的判别结果都是保持在新的路面时, 此时认为机器人运行时发生了路面变化, 则调整误差协方差矩阵  $\mathbf{P}$  为事先设定的较大初值  $\mathbf{P}_B$ , 保证滤波器快速收敛。

## 4 仿真和实验验证

本文使用 MATLAB 仿真测试上述的 EKF 方法, 并研究其收敛的精度、速度和对于噪声的敏感性, 并由实验验证文中提出的算法。仿真和实验中, 使用 Pioneer 3-AT 侧滑移动机器人, 其参数如表 1 所示。仿真时, 同一地形条件下位置和偏航角的测量值通过式(3)–式(5)运动学模型输出叠加均值为 0 的高斯白噪声产生, 其中位置标准差设为 0.01 m, 角度标准差设为  $1.0^\circ$ 。这样的偏差值接近在实际中使用的差分 GPS 系统和 IMU 测量模块。而在 4.2 节不同地形条件下基于地形分类的 EKF 估计 ICRs 值的仿真中, 使用的是 IMU 实际输出的  $z$  轴加速度值。整个实验系统组成如图 2 所示, 采用 NovAtel

表 1 基于 Pioneer P3-AT 的仿真平台参数

参数	符号	数值
机器人宽度(m)	$B$	0.40
机器人长度(m)	$L$	0.31
轮胎半径(m)	$r$	0.11
轮胎宽度(m)	$b$	0.05

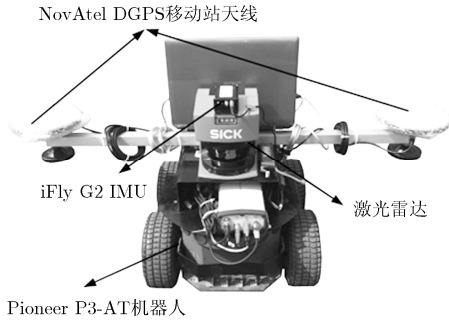


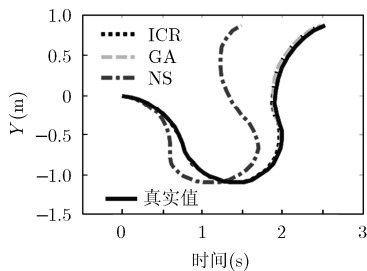
图 2 P3-AT 侧滑移动机器人实验系统

的差分 GPS 系统测量移动机器人的位置和方向，位置精度为 0.01 m，双星测向精度为 0.03°，数据更新速率为 20 Hz，同时采用 iFly 公司的 G2 惯性测量单元 IMU 测量加速度信息。在实验中，机器人分别行驶在瓷砖，草地，混凝土路面上，通过车载的 PC 完成控制和数据的采集。在仿真和实验中，比较了本文所提算法得出的侧滑移动机器人运动学模型和文献[15]中提出的基于遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的运动学模型，并对比不考虑打滑(No Slip, NS)的机器人运动模型，进行里程计计算，并与真实值比较，以此验证本文提出算法的有效性。

4.1 同一特定地形下 EKF 估计 ICRs 仿真

在仿真中，设定机器人运行在同一特定路面(比如混凝土路面)，假设在此路面下 ICRs 值分别为： $y_l = 0.3 \text{ m}, y_r = -0.5 \text{ m}, x_G = -0.1 \text{ m}$ 。设定状态噪声协方差矩阵  $Q$  和测量噪声协方差矩阵  $R$  分别为

$$\left. \begin{aligned}
 Q &= \text{diag} \left( 0.3^2, 0.3^2, \left( \frac{3\pi}{180} \right)^2, 0.01^2, 0.01^2, 0.01^2 \right) \\
 R &= \text{diag} \left( 0.01^2, 0.01^2, \left( \frac{3\pi}{180} \right)^2 \right)
 \end{aligned} \right\} \quad (21)$$



(a)不同里程计和真实值轨迹对比

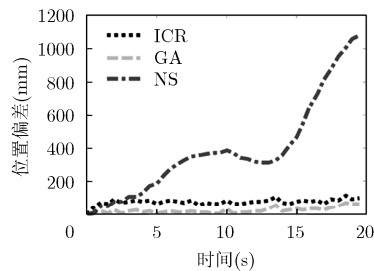
对 ICRs 赋任意初值： $y_l = 1.0 \text{ m}, y_r = -1.0 \text{ m}, x_G = 1.0 \text{ m}$ ，图 3 所示的是不同的里程计与真实轨迹的仿真结果比较，其中 ICR 是本文采用 EKF 算法得到的运动学模型，GA 和 NS 分别是遗传算法和不考虑打滑的模型所计算的里程计轨迹。从图 3(a)中可以看出 ICR 和 GA 模型所估计的轨迹和真实的轨迹非常的吻合，而 NS 模型偏离真值较大。图 3(b)显示的是上述 3 种不同里程计估计值和运动轨迹真实值的偏差，可以发现 ICR 和 GA 模型的偏差均为 100 mm 以内，远小于 NS 模型的偏差。

图 4 表示在此同一特定路面下 ICRs 真值和本文采用的 EKF 算法估计值的对比，发现 EKF 算法能够很快的辨识出 ICRs 真值： $y_l = 0.3 \text{ m}, y_r = -0.5 \text{ m}, x_G = -0.1 \text{ m}$ 。而通过遗传算法得到的 ICRs 值为： $y_l = 0.30 \text{ m}, y_r = -0.51 \text{ m}, x_G = -0.11 \text{ m}$ 。根据文献[24]，定义 EKF 算法收敛时间为 ICRs 估计值从 10%~90%最终值所经历的时间。从图中可以看出，在此特定路面下，收敛时间大约为 0.5 s。这也证实了在 3.1 节中所使用的假设“ICRs 的位置在一个小的范围内变化”，所以把 ICRs 值作为在常值上叠加随机噪声信号的假设是合理的。

4.2 不同地形条件下基于地形分类的 EKF 估计 ICRs 值

当地形变化时，如图 5 和图 6 所示，在 0~50 s 内，机器人运行在地形 A 混凝土路面上，此时 ICRs 值为： $y_l = 0.3 \text{ m}, y_r = -0.5 \text{ m}, x_G = -0.1 \text{ m}$ ；在 50 s 时刻，机器人运动到地形 B 瓷砖路面上(假定不考虑过滤时间，以下相同)，此时 ICRs 值为： $y_l = 0.5 \text{ m}, y_r = -0.7 \text{ m}, x_G = -0.3 \text{ m}$ ；在 150 s 时刻，机器人运动到地形 C 草地上，此时 ICRs 值为： $y_l = 0.4 \text{ m}, y_r = -0.6 \text{ m}, x_G = -0.2 \text{ m}$ 。

由图 5，可知这种情况下 ICR 法和 GA 模型的偏差显著增大，相对于 NS 模型偏差提高得很少；事实上根据图 6，如果未考虑地形变化，虽然 ICRs 值达到了较高的收敛精度，但是收敛时间延长到 100 s 以上。



(b)不同里程计和真实值轨迹的偏差

图 3 同一地形条件下不同里程计和真实值轨迹基于 EKF 算法的仿真结果比较

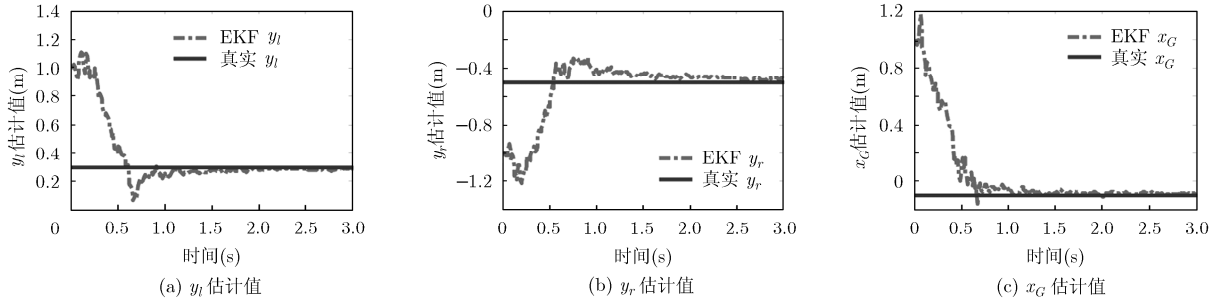


图 4 同一地形下基于 EKF 算法的 ICRs 值仿真结果

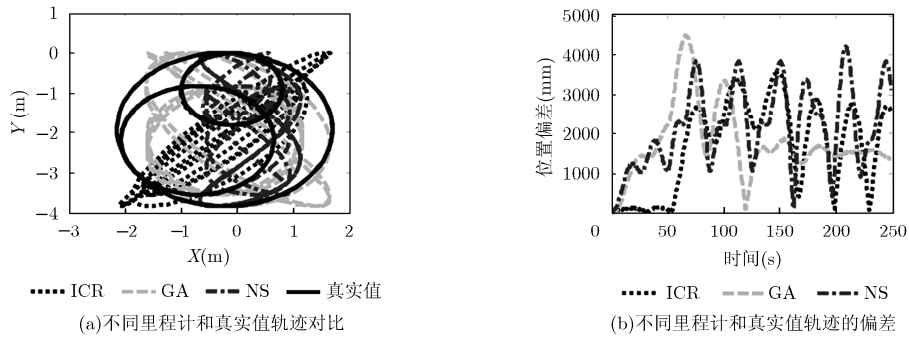


图 5 不同地形条件下不同里程计和真实值轨迹基于 EKF 算法的仿真结果比较

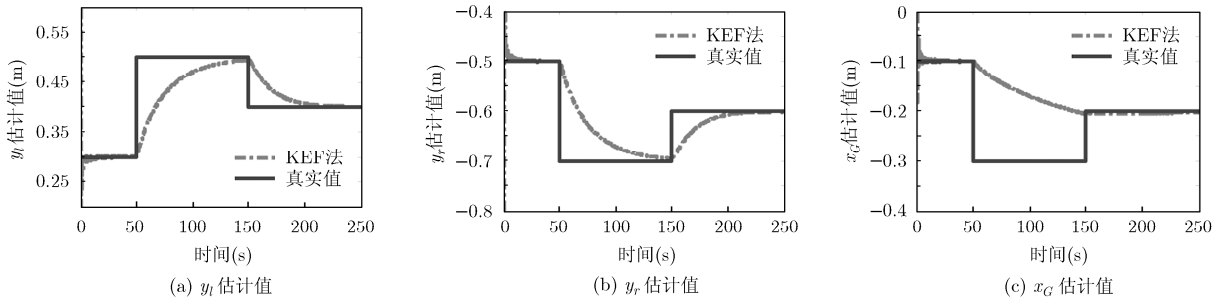


图 6 不同地形条件下基于 EKF 算法的 ICRs 值仿真结果

为此，采用 k-近邻分类的算法对上述 3 种路面 A、B 和 C 分类，判断当前机器人运行路面的类型。在实验中测试的这 3 种地形：A 混凝土路面 (Concrete)、B 瓷砖路面(Tile)、C 草地(Grass)，每种地形的训练样本为 15 组，一共 45 组。为使用自适应卡尔曼滤波(AKF)算法，设定如下的  $P_B$  值，

$$P_B = \text{diag}\left(0.3^2, 0.3^2, \left(\frac{3\pi}{180}\right)^2, 0.5^2, 0.5^2, 0.5^2\right) \quad (22)$$

同样地，当机器人进行与图 5 和图 6 相同的地形转换时，结合 k-近邻地形分类算法，分别采用基于地形分类的自适应卡尔曼滤波(AKF)算法和无地形分类的 EKF 估计 ICRs 值，结果如图 7 和图 8 所示。仿真结果显示，当地形发生转换时，即图中  $t=50$  s 和  $t=200$  s 时刻，ICRs 参数  $y_l$ 、 $y_r$  和  $x_G$  的值都发生了突变(图 8 中实线所示)。采用基于地形分类的自

适应卡尔曼滤波(AKF)算法，ICRs 值在 3 s 内收敛到真实值，与未采用地形分类的 EKF 算法相比，调节时间大大缩短，而对应在图 7 中，基于 AKF 的里程计偏差明显的小于其他里程计偏差。

### 4.3 实验验证

在同一地形的测试中，侧滑移动机器人按照一定的速度和半径行驶在瓷砖路面上，图 9 和图 10 分别是机器人在此实验过程中，不同里程计和真实值轨迹比较以及该地形下的 ICRs 估计值。由图 9 可以看出，不考虑打滑的 NS 模型的里程计偏差超过了 1200 mm，而基于 EKF 的 ICR 模型和基于遗传算法 GA 模型的里程计偏差比较接近，均为 300 mm 以内，比仿真中的 100 mm 偏差大，这可能是因为在实际情况下噪声并非理想的高斯白噪声，和仿真假设的理想情况有差别导致的。而在图 10 中，在保证

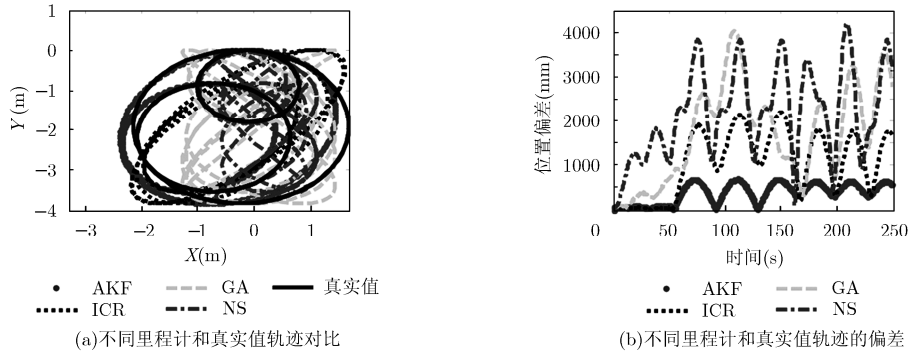


图 7 不同地形条件下不同里程计和真实值轨迹基于 AKF 算法和 EKF 算法的仿真结果比较

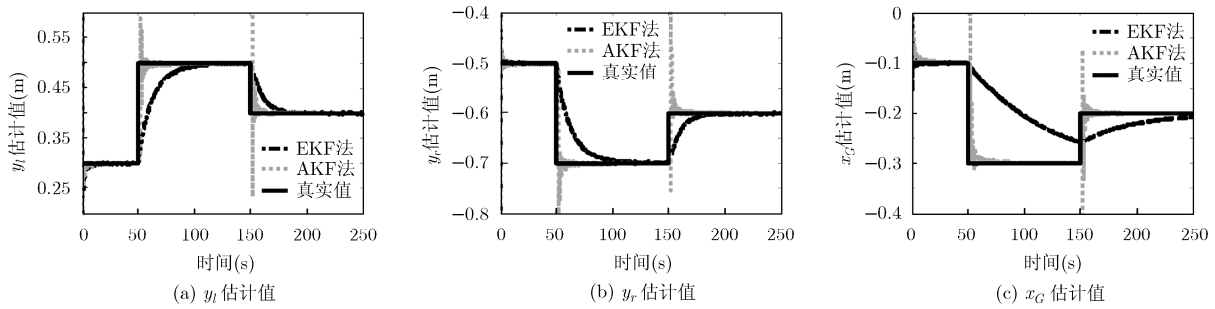


图 8 不同地形条件下基于 EKF 算法和 AKF 算法的 ICRs 值仿真结果

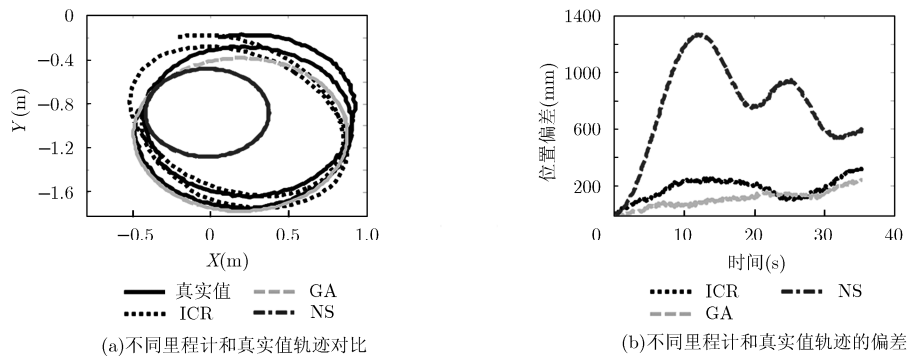


图 9 同一地形条件下不同里程计和真实值轨迹基于 EKF 算法的实验结果比较

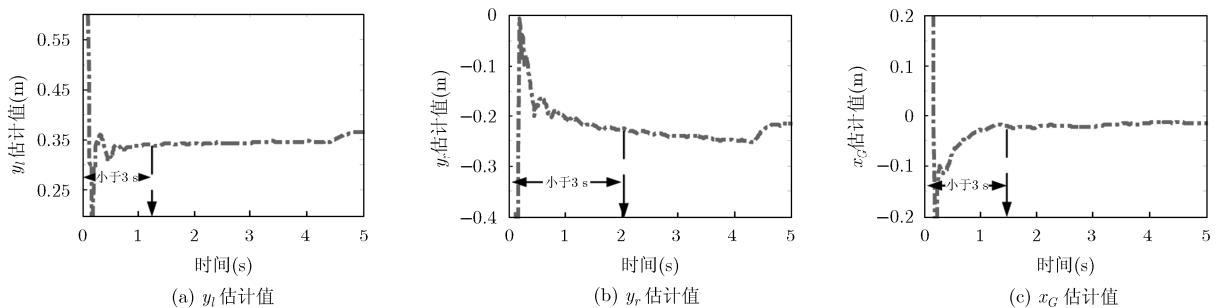


图 10 同一地形下基于 EKF 算法的 ICRs 实验结果

一样估计精度的情况下,相比于只能离线运算的 GA 算法, EKF 算法得到的 ICRs 值在 3 s 以内收敛到常数值:  $y_t = 0.37$  m,  $y_r = -0.25$  m,  $x_G = 0.03$  m, 满足实时应用的要求。

在不同地形的测试中,侧滑移动机器人首先行驶在混凝土路面,之后行驶到瓷砖路面,然后又运行到草地上。图 11 和图 12 分别是侧滑移动机器人 在此变化地形的实验过程中,不同里程计和真实值

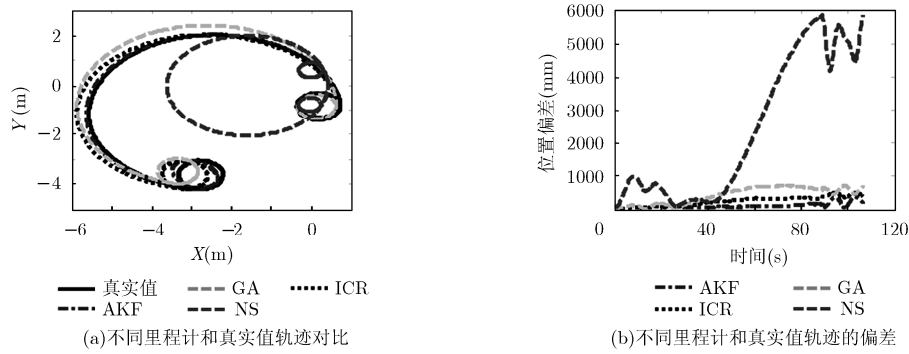


图 11 不同地形条件下不同里程计和真实值轨迹基于 AKF 算法和 EKF 算法的实验结果比较

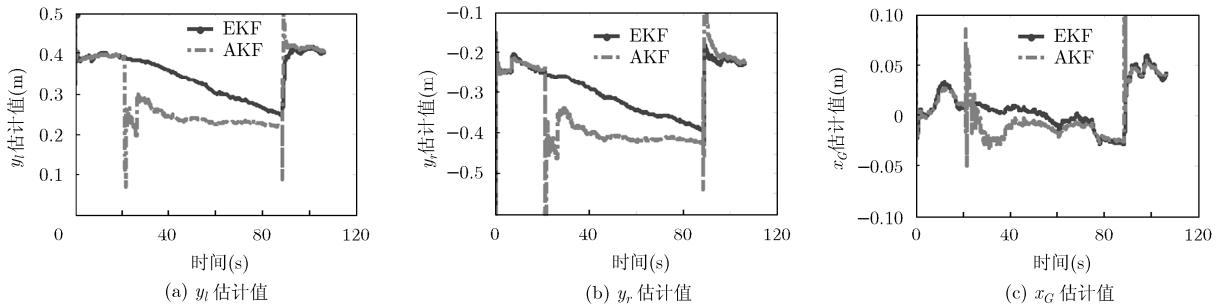


图 12 不同地形条件下基于 AKF 算法和 EKF 算法的 ICRs 值实验结果

轨迹比较以及该地形下的 ICRs 估计值，真实值使用差分 GPS 测量的数据表示，为方便比较，将基于 EKF 算法的结果也绘制在图中。从图 11 中可以发现，不考虑打滑的 NS 模型的里程计偏差超过了 5000 mm，ICR 和 GA 模型的里程计偏差为 400 mm 左右，而 AKF 算法里程计偏差为 150 mm 以内，说明自适应卡尔曼滤波方法得到的运动模型更加准确。而从图 12 中的 ICRs 估计值可以更清楚的看到：当机器人行驶在不同地形上时，基于 AKF 算法的 ICRs 估计值有 3 个明显的变化阶段，每一个阶段都能很快的收敛，而基于 EKF 的 ICRs 估计值由于收敛较慢，并没有明显的变化阶段，得到的估计模型精度也较低。

### 5 结束语

本文采用的 EKF 算法可以在线实时地估计侧滑移动机器人 ICRs 的模型，基于 ICRs 的运动模型通过输入的速度作为模型控制量，以测量位置和方向信息更新状态和学习 ICRs 的位置。仿真实验表明，该算法可以在 3 s 内收敛，并准确地得到 ICRs 的值。但是当地形发生变化时，因为建立方程所用的 ICRs 值在很小范围内变化的假设不成立，使得收敛时间长达 100 s 以上。此时直接应用本文中已有的 IMU 测量的 Z 轴加速度信号，基于功率谱密度 (PSD) 的方法提取特征，采用 k-近邻地形分类方法，

实时判别当前机器人运行的路面类型，并根据地形变化采用自适应的 EKF 滤波器(AKF)，通过调整 EKF 滤波器的初始误差协方差矩阵，可使收敛时间缩短至 3 s 以内，相比于离线运算的 GA 算法，采用改进的 AKF 算法不仅提高了模型精度，而且能快速的收敛到真实值，可以满足实际使用的需要。

本文中机器人主要是在瓷砖，混凝土和草地路面上实验验证，后续工作将进一步研究该算法在更多地形条件下的适用性，并改进地形判别算法，使其适应高速运动的移动机器人。

### 参考文献

- [1] Kozłowski K and Pazderski D. Modeling and control of a 4-wheel skid-steering mobile robot[J]. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2004, 12(4): 477-496.
- [2] Yu W, Chuy O, Collins E G, et al. Dynamic modeling of a skid-steered wheeled vehicle with experimental verification[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, St. Louis, MO, USA, 2009: 4211-4219.
- [3] Yu W, Chuy O, Collins E G, et al. Analysis and experimental verification for dynamic modeling of a skid-steered wheeled vehicle[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2010, 26(2): 340-353.
- [4] Yi J, Zhang J, Song D, et al. IMU-based localization and slip estimation for skid-steered mobile robots[C]. *IEEE/RSJ*



- International Conference on Intelligent Robots and Systems, San Diego, CA, USA, 2007: 2845–2850.
- [5] Wong J and Chiang C. A general theory for skid steering of tracked vehicles on firm ground[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 2001, 215(3): 343–355.
- [6] Le A, Rye D, and Durrant-Whyte H. Estimation of track-soil interactions for autonomous tracked vehicles[C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, Albuquerque, NM, USA, 1997: 1388–1393.
- [7] Ani O A, Xu He, Xue Kai, *et al.* Analytical modeling and multi-objective optimization (MOO) of slippage for wheeled mobile robot (WMR) in rough terrain[J]. *Journal of Central South University*, 2012, 19(9): 2458–2467.
- [8] Ani O A, Xu He, Shen Yi-ping, *et al.* Modeling and multiobjective optimization of traction performance for autonomous wheeled mobile robot in rough terrain[J]. *Journal of Zhejiang University*, 2013, 14(1): 11–29.
- [9] 赵磊, 王鸿鹏, 董良, 等. 一种基于动力学模型的高速轮式移动机器人漂移运动控制方法[J]. *机器人*, 2014, 36(2): 137–146. Zhao Lei, Wang Hong-peng, Dong Liang, *et al.* A drift control method for high-speed wheeled mobile robot based on dynamic model[J]. *ROBOT*, 2014, 36(2): 137–146.
- [10] Zhang Yu, Hu Ji-bin, Li Xue-yuan, *et al.* A linear lateral dynamic model of skid steered wheeled vehicle[C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Gold Coast, Australia, 2013: 964–969.
- [11] Ni Jun and Hu Ji-bin. The research of steady-state and transient-state response of skid steering wheeled vehicle[C]. IEEE Transportation Electrification Conference & Expo, Beijing, China, 2014: 1–6.
- [12] Wu Yao, Wang Tian-miao, Liang Jian-hong, *et al.* Experimental kinematics modeling estimation for wheeled skid-steering mobile robots[C]. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Shenzhen, China, 2014: 268–273.
- [13] Rogers-Marcovitz F, George M, Seegmiller N, *et al.* Aiding off-road inertial navigation with high performance models of wheel slip[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vilamoura, Portugal, 2012: 215–222.
- [14] Moosavian S A A and Kalantari A. Experimental slip estimation for exact kinematics modeling and control of a tracked mobile robot[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Nice, France, 2008: 95–100.
- [15] Martínez J, Mandow A, Morales J, *et al.* Approximating kinematics for tracked mobile robots[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2005, 24(10): 867–878.
- [16] 杨云, 王鸿鹏, 刘景泰, 等. 四轮独立驱动式移动机器人的运动学分析与仿真[C]. 第 30 届中国控制会议, 烟台, 2011: 3958–3963.
- Yang Yun, Wang Hong-peng, Liu Jing-tai, *et al.* The kinematic analysis and simulation for four-wheel independent drive mobile robot[C]. Proceedings of the 30th Chinese Control Conference, Yantai, China, 2011: 3958–3963.
- [17] Pentzer J, Brennan S, and Reichard K. Model-based prediction of skid-steer robot kinematics using online estimation of track instantaneous centers of rotation[J]. *Journal of Field Robotics*, 2014, 31(3): 455–476.
- [18] 蒋恩松, 李孟超, 孙刘杰. 一种基于神经网络的卡尔曼滤波改进方法[J]. *电子与信息学报*, 2007, 29(9): 2073–2076. Jiang En-song, Li Meng-chao, and Sun Liu-jie. An improved method of kalman filter based on neural network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(9): 2073–2076.
- [19] 徐定杰, 沈忱, 沈锋. 时变有色观测噪声下基于变分贝叶斯学习的自适应卡尔曼滤波[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(7): 1593–1598. Xu Ding-jie, Shen Chen, and Shen Feng. Adaptive kalman filtering with time-varying colored measurement noise by variational bayesian learning [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(7): 1593–1598.
- [20] 李强. 基于振动信号的轮式移动机器人地面分类方法研究[D]. [博士论文], 哈尔滨工程大学, 2013. Li Qiang. Research on terrain classification methods for wheeled robots based on vibration signals[D]. [Ph.D. dissertation], Harbin Engineering University, 2013.
- [21] Reinstein M, Kubelka V, and Zimmermann K. Terrain adaptive odometry for mobile skid-steer robots[C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, Karlsruhe, Germany, 2013: 4691–4696.
- [22] Weiss C, Fechner N, Stark M, *et al.* Comparison of different approaches to vibration-based terrain classification[C]. The European Conference on Mobile Robots, Freiburg, Germany, 2007.
- [23] Tick D, Rahman T, Busso C, *et al.* Indoor robotic terrain classification via angular velocity based hierarchical classifier selection[C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, River Centre, Saint Paul, Minnesota, USA, 2012: 3594–3600.
- [24] Dorf R C and Bishop R H. *Modern Control System*[M]. 12th Edition. Upper Saddle River, NJ, US, Prentice Hall, Inc., 2010: 234–235.
- 吴 耀: 男, 1984 年生, 博士生, 研究方向为地面移动机器人建模、辨识和控制.
- 王田苗: 男, 1960 年生, 教授, 主要研究方向为地面移动机器人、空中机器人和水下机器人.
- 王晓刚: 男, 1989 年生, 硕士生, 研究方向为地面移动机器人导航和控制.