

一种面向智能车辆视觉系统的电子稳像算法

张 宁¹, 张浩彬¹, 吴建华¹, 阳 媛², 殷国栋¹

(1. 东南大学 机械工程学院, 江苏 南京 211189; 2. 东南大学 仪器科学与工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要: 车载摄像头是智能车辆视觉系统中必不可少的部件。在恶劣道路或极限工况下, 车辆的振动状况显著, 车载摄像头采集到的图像序列会发生抖动。针对此问题, 提出了一种适用于车辆复杂工况的电子稳像算法。基于车载工况下的实时性要求, 选择 ORB (oriented FAST and rotated BRIEF) 算法进行特征检测与描述。为了提高特征点匹配精度与匹配效率, 改进了传统随机采样一致性算法, 增强了其对多匹配点、匹配点集中工况的适应性。为了适应车载工况下的剧烈振动, 采用了自适应卡尔曼滤波算法以解决经典的卡尔曼滤波对初值敏感的问题。最后搭建了一辆振动特性显著的汽油模型车, 在恶劣的路面条件下开展了实验, 在较正常工况更为极端的条件下验证了提出的电子稳像算法的正确性与有效性。

关键词: 电子稳像; 视觉系统; 智能车辆; 自适应卡尔曼滤波; 汽油模型车

中图分类号: U461.4

文献标志码: A

An Electronic Image Stabilization Algorithm for Vision System of Intelligent Vehicles

ZHANG Ning¹, ZHANG Haobin¹, WU Jianhua¹, YANG Yuan², YIN Guodong¹

(1. School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China; 2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Vehicular camera is an essential part of the vision system of intelligent vehicles. In harsh road or extreme conditions, due to the significant vibration of vehicles, the image sequence collected by the vehicular camera vibrates. Aimed at this problem, an electronic image stabilization algorithm for vehicle vision system is proposed. Considering the real-time requirements under vehicle conditions, the ORB algorithm (oriented fast and

rotated BRIEF) is selected for feature detection and description. In order to improve the accuracy of matching and the efficiency of feature points, the traditional random sampling consistency algorithm is improved to enhance its adaptability to multiple and centralized matching points. The classical Kalman filter is sensitive to the initial value. Therefore, to adapt to the extreme conditions, the adaptive Kalman filter is used. Finally, a gasoline model vehicle with significant vibration characteristics is established, and experiments are conducted under harsh road conditions. The correctness and effectiveness of the proposed electronic image stabilization algorithm are verified under conditions more extreme than normal.

Key words: electronic image stabilization; vision system; intelligent vehicles; adaptive Kalman filter; gasoline model car

智能化是当下汽车行业的发展趋势。其中摄像头是智能车辆环境感知系统的重要部件。由于车辆自身的振动与可能的恶劣路况, 摄像头拍摄到的图像不可避免地发生振动, 对后续的图像处理流程有较大的影响。机械稳像与电子稳像 (electronic image stabilization, EIS) 可以解决上述问题^[1]。EIS 基于图像处理算法, 不需要额外的机械结构, 目前得到了更为广泛的应用。忽略 EIS 系统中灰度化等预处理过程, EIS 主要包括三部分^[2]: ①估计当前帧相对于参考帧的变换矩阵 (运动估计); ②对变换矩阵中的参数进行滤波 (运动滤波); ③逆补偿和输出图像 (运动补偿)。

运动估计是 EIS 中最重要的一步, 其方法主要包括块匹配法、灰度投影法、相位相关匹配法、位平

收稿日期: 2021-10-18

基金项目: 国家自然科学基金 (52072072; 52025121)

第一作者: 张 宁 (1985—), 男, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为运载系统动力学及其智能化。

E-mail: nzhang_cn@seu.edu.cn

通信作者: 阳 媛 (1984—), 女, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为智能体的感知、导航与定位。

E-mail: yangyuan@seu.edu.cn



论文
拓展
介绍

面匹配法、特征匹配法等^[3]。考虑到车辆振动强度、实时性与匹配精度,特征匹配法较适合车内的应用。图像特征包括点特征、线特征、边缘特征等,点特征由于其方便的后续处理得到了广泛运用。点特征匹配的主要方法包括 Harris 算法、尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)、快速鲁棒特征算法(speeded up robust features, SURF)、FAST (features from accelerated segment test) 算法^[4-7]。Matsushita 等^[8]在 SIFT 的基础上提出优化方案,使用最大稳定极值区域特征探测器来检测图像特征点,其在大范围测试序列中表现最佳,此外这种方法具有作为仿射协变的独特属性,这使得它对图像的变化具有鲁棒性。熊晶莹^[9]基于 FAST 算法原理提出了一种图像亮度信息与图像灰度值梯度信息相结合的特征点检测策略,实现对强显著性特征点的快速提取。

运动滤波的目的是分离主观运动与非主观抖动,以便后续图像处理中反向补偿非主观的抖动。EIS 中常用的滤波算法有均值滤波、最小二乘拟合滤波、B 样条曲线拟合滤波、卡尔曼滤波等^[10-11]。由于具有实时性,卡尔曼滤波已成为研究的主流^[12-13]。然而,卡尔曼滤波对噪声参数设置、随机运动的频率与幅值较为敏感,已有很多学者围绕这一问题展开工作。Park 等^[14]提出了一种基于有限脉冲响应的稳像方法,较卡尔曼滤波对模型参数的失谐有更强的鲁棒性。Yang 等^[15]提出了一种基于粒子滤波器的稳像算法,之后 Zhu 等^[16]在其基础上采用粒子滤波实现主观运动与噪声运动间的分离,通过计算机仿真实验验证了该算法性能,结果表明粒子滤波较卡尔曼滤波有更小的误差方差。He 等^[17]提出了用带汉宁窗的理想低通滤波器对卡尔曼滤波估计的全局运动矢量进行滤波的混合滤波方案。

EIS 的最后一步是运动补偿,根据滤波后的全局运动矢量对图像进行反向补偿后,图像会出现空白部分,鉴于此通常会对图像进行裁剪。由于运动补偿的解决方法较为单一,本文不将其作为研究重点。综上可知,车辆环境较为严苛,同时对电子稳像算法的精度、实时性有较高的要求,特别在运动估计、运动补偿过程中;运动滤波对 EIS 系统的表现有很大影响,特别对系统噪声固定的卡尔曼滤波,不规则表面激励很容易导致滤波发散。

针对上述问题,提出一种针对智能车辆视觉系统的 EIS 算法,并基于振动特性显著的汽油模型车平台对本文中的 EIS 算法进行验证。在充分考虑车

载需求的基础上基于特征点匹配的方法,实现运动估计,选用 ORB 算法满足实时性要求,实现特征点初步匹配。为了提高特征点的匹配精度和匹配效率,改进了 RANSAC (random sampling consensus algorithm, RANSAC) 算法。为解决传统的卡尔曼滤波对初值敏感的问题,采用自适应卡尔曼滤波(adaptive Kalman filter, AKF)的方法实现运动滤波,以适应车载可能遇到的各类复杂工况。最后通过搭建的汽油模型车平台在极端路面条件下进行试验,验证本文提出的 EIS 算法的有效性。

1 基于 ORB 算法的特征点检测与匹配

1.1 图像特征点的检测与描述

ORB 算法基于 FAST 特征检测算法,并用改进 BRIEF (binary robust independent elementary features algorithm) 算法对特征点进行描述,可用于检测和描述点的特征^[18]。FAST 算法寻找的特征点为角点。其特征通常为周围像素点灰度的显著变化。如图 1 所示,通过比较点 P 周围 16 个点的灰度值,可以确定点 P 是否为角点。

FAST 算法的最终输出为图像角点的坐标。为了进行当前帧与参考帧的特征点匹配,有必要确定一个描述符来表示角点坐标的性质。ORB 算法基于 BRIEF 算法,用一种二进制串的特征描述符对特征点进行描述。在一个特征点的邻域内选择 n 对像素点 $p_i, q_i (i=1, 2, \dots, n)$, 通常 n 的大小为 128、256 或 512, 本文中 n 取 256。邻域大小为 $S \times S$, p_i 和 q_i 均服从 $N(0, S^2/25)$ 的高斯分布。然后比较每个点对的灰度值的大小,如果 $I(p_i) > I(q_i)$, 则生成二进制串中的 1, 否则为 0, 即^[18]

$$D(p_i, q_i, i) = \begin{cases} 1 & I(p_i) \geq I(q_i) \\ 0 & I(p_i) < I(q_i) \end{cases} \quad (1)$$

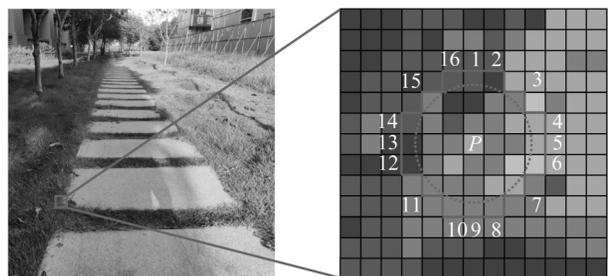


图1 角点及周围16个像素点

Fig. 1 Corner point and the 16 points around it

为解决 BRIEF 算法不具备旋转一致性的问题,ORB 算法通过灰度质心改进了 BRIEF 算法。

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y) \quad (2)$$

式中: x,y 为特征点周围像素的坐标。灰度质心的特征可以确定为

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_{01}}{m_{10}}\right) \quad (3)$$

在不同旋转角度下点的描述方法是一致的,能够满足可能出现的侧倾、俯仰等车载条件。

1.2 特征点初步匹配

基于不变性特征点的匹配策略包括 RANSAC、最近/次近邻比值策略、距离一致约束法则等。基于最近/次近邻比值策略匹配精度低、距离一致约束法则对旋转运动敏感、RANSAC 实时性差的特点,先采用最近/次近邻比值策略进行初步匹配,之后采用改进 RANSAC 消除误匹配。

最近/次近邻比值策略将欧氏距离作为两特征向量的相似性判定准则。若特征点 P 的最近邻特征点和次近邻特征点分别为 q_1 和 q_2 , 对应欧氏距离分别为 d_1 和 d_2 , 计算 d_1 和 d_2 的比值为 P_{ratio} , 将其与预先设置的阈值 T 比较, 进而确定匹配是否成功。

$$\begin{cases} P_{\text{ratio}} > T & \text{匹配成功} \\ P_{\text{ratio}} \leq T & \text{匹配失败} \end{cases} \quad (4)$$

1.3 特征点检测与初步匹配结果

图2是初步匹配结果。特征点检测的平均时间为6.01ms, 每帧的平均检测点为483.7个, 平均匹配特征点对223.4对。可以看到存在一些误匹配点对, 需要后续进行剔除处理。

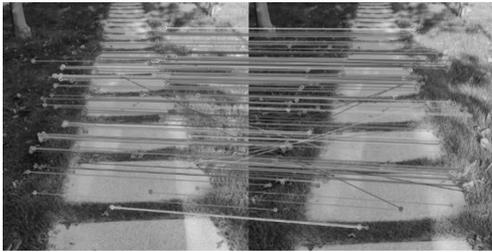


图2 特征点检测与匹配结果

Fig. 2 Feature point detection and matching results

2 改进随机一致性采样算法消除误匹配

2.1 图像变换模型

判断误匹配点对的本质是判断该点对是否满足图像变换矩阵 H , 因此有必要在剔除误匹配点对前确定图像变换模型。选取的模型应精确地描述图像

运动并兼顾实时性, 考虑到车辆车身的抖动工况, 具备4个参数的相似变换模型可以精确地描述旋转与平移运动, 模型表达式为

$$\begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix} = g \begin{pmatrix} \cos\Delta\theta & -\sin\Delta\theta \\ \sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中: $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ 分别为一特征点在参考帧与当前帧中的坐标; $\Delta\theta$ 为2帧间相对旋转角度; $\Delta x, \Delta y$ 分别为特征点的横向、垂向偏差; g 为缩放系数。

2.2 改进随机一致性采样算法

通过初次匹配得到的点对可通过最小二乘拟合的方法得到参考帧与当前帧间的变换矩阵 H ^[19], 但误匹配点对的存在很影响该过程的精度。RANSAC 算法是一种数据筛选算法, 可以很好地解决这一问题。基于可以描述点的模型方程, RANSAC 算法通过设置阈值将数据点区分为内点与外点: 内点为满足模型方程的点, 外点为不能满足模型方程的点。通过随机多次采样, 当满足的内点最多时则得到所需的数据模型方程。RANSAC 的具体步骤如下^[20]:

(1) 设置可用于计算变换矩阵 H 的最小点对数 s , 随机选择 s 对不重复的点对组成点集 S_r 。

(2) 设置迭代次数 k , 假设当前帧中检测出的特征点总量为 n , 其中内点数为 m 。显然, 集合 S_r 中所有点都是内点的概率为

$$\omega = \frac{m}{n} \cdot \frac{m-1}{n-1} \cdots \frac{m-s+1}{n-s+1} \quad (6)$$

在 k 次迭代中, S_r 中至少含有1个内点的概率为 p , 可得

$$(1-\omega)^k \leq 1-p \quad (7)$$

进而可得 k 的表达式为

$$k \geq \frac{\lg(1-p)}{\lg(1-\omega)} \geq 1 \quad (8)$$

(3) 确定满足 H 的内点个数, 确定判断标准。

$$\|p_i' - Hp_i\| < e \quad (9)$$

式中: p_i', p_i 分别代表参考帧、当前帧中的坐标; e 为区分内点和外点的误差阈值。

(4) 含有最多内点的变换矩阵 H 为所需的图像变换矩阵。

尽管 RANSAC 算法具有较好的鲁棒性, 但在实际工程中仍存在不足: ①若初次匹配产生大量误匹配点, 大量外点导致迭代次数增加; ②若随机点样过于集中, 会影响图像变换矩阵的精度; ③若采集到外点, 整个迭代也会执行一次造成时间浪费。基于以上不足, 本文改进了 RANSAC 算法, 具体步骤如下:

(1)按汉明距离 D_H 对所有点对排序,当满足 $D_H > E + K\sigma$ 或 $D_H < E - K\sigma$ 时删去该点对。其中, E 表示点对的平均汉明距离, σ 表示点对距离的方差。 K 可用于调整删去点对的数量。

(2)设置可用于计算变换矩阵 H 的最小点对数 s ,随机选择 s 对不重复的点对组成点集 S_r 。

(3)设置迭代次数 k 。

(4)在余下初步匹配后的点对中随机选择3对点,确定其中内点的数量,如果数量小于2,则跳出此迭代并执行下一个迭代。

(5)含有最多内点的变换矩阵 H 为所需的图像变换矩阵。

2.3 误匹配点对消除结果

显然,当车辆停止时,参考帧与当前帧间的图像变换矩阵为单位矩阵。然而,移动的车辆、行人等会产生误匹配点,导致变换矩阵偏离单位矩阵。利用这一特性可以测试改进随机一致性采样算法(improved RANSAC, IRANSAC)的性能,由此在实际交通路口中进行试验。

显然理论上 Δy 应为零, Δy 越接近零,算法剔除误匹配点对的效果越好。由此定义匹配精度 A_m 为

$$A_m = \frac{|\Delta y_k|}{k_{\max}}, k \in [1, 200] \quad (10)$$

式中: k_{\max} 为总帧数。图3为试验结果。由于RANSAC和IRANSAC中 A_m 的平均值分别为0.068和0.020,本文的IRANSAC具有更好的性能。

3 基于自适应卡尔曼滤波的图像变换矩阵滤波

3.1 卡尔曼滤波

EIS中常用的滤波算法包括均值滤波、最小二乘拟合滤波、B样条曲线拟合滤波、卡尔曼滤波等。均值滤波、最小二乘拟合滤波实时性较差,B样条曲线拟合滤波对运动模型过于依赖,因此卡尔曼滤波在此领域得到广泛运用。经典卡尔曼滤波算法中,系统噪声 Q 和观测噪声 R 都需要预先设定。如图4所示,当使用 $Q=0.01, R=1$ 以及 $Q=0.1, R=1$ 不同参数设置时,滤波效果完全不同。因此固定噪声矩阵不能适应车载工况,特别在本文关注的极端动力学工况中。

3.2 自适应卡尔曼滤波

为解决上述问题,将Sage-Husa自适应卡尔曼

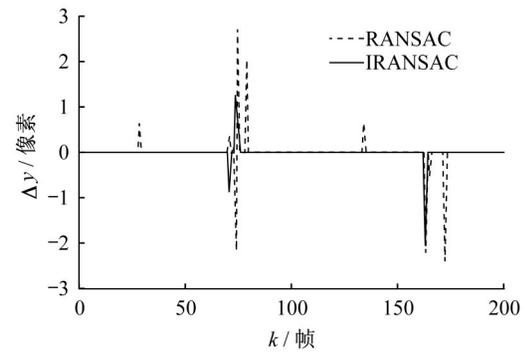


图3 IRANSAC算法的匹配结果

Fig. 3 Matching results of IRANSAC

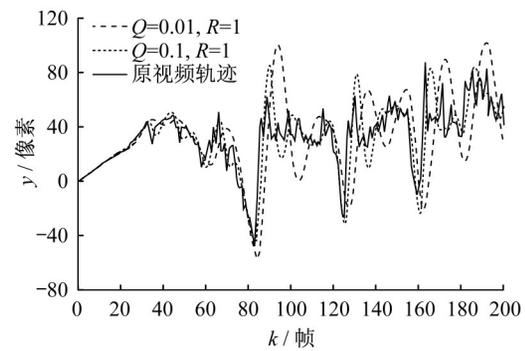


图4 在不同的 Q 和 R 下卡尔曼滤波的效果

Fig. 4 Effect of Kalman filter at different Q and R values

滤波^[21]引入EIS的研究中。经典卡尔曼滤波以估计状态与实际状态方差最小为原则,通过迭代求解当前实际状态。状态方程与观测方程为

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (12)$$

式中: \mathbf{X}_k 为状态向量; $\Phi_{k,k-1}$ 为状态转移矩阵; \mathbf{Z}_k 为观测向量; \mathbf{H}_k 为观测矩阵; \mathbf{W}_{k-1} 为系统噪声,服从 $N(0, Q_{k-1})$ 分布; \mathbf{V}_k 为观测噪声,服从 $N(0, R_k)$ 分布。在本文中, $\mathbf{X}_k = [x, \dot{x}, y, \dot{y}, \theta, \dot{\theta}]^T$, x 为当前帧相对于第1帧的横向位移, y 为垂向位移, θ 为当前帧相对于参考帧的侧倾角。 $\Phi_{k,k-1}$ 和 \mathbf{W}_{k-1} 可表示为

$$\Phi_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{W}_{k-1} = \begin{bmatrix} 0 \\ N(0, \sigma_x) \\ 0 \\ N(0, \sigma_y) \\ 0 \\ N(0, \sigma_\theta) \end{bmatrix} \quad (13)$$

由于 x, y, θ 为估计值,在计算过程中添加上标 $\hat{\cdot}$ 以和观测值进行区分。观测状态为 $[x, y, \theta]^T$, \mathbf{H}_k 和

V_k 可表示为

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} V_k = \begin{bmatrix} N(0, \sigma_x^{\text{obs}}) \\ N(0, \sigma_y^{\text{obs}}) \\ N(0, \sigma_\theta^{\text{obs}}) \end{bmatrix} \quad (14)$$

自适应卡尔曼滤波中观测噪声与预测噪声的均值不再被视为0,分别为 \hat{q}_k 和 \hat{r}_k 。这样状态方程(11)和观测方程(12)可改写为

$$X_k = \Phi_{k,k-1} X_{k-1} + W_{k-1} + \hat{q}_{k-1} \quad (15)$$

$$Z_k = H_k X_k + V_k + \hat{r}_k \quad (16)$$

式中: $E[\hat{q}_{k-1}] = q_k$; $E[\hat{r}_k] = r_k$ 。AKF的步骤为:

(1)计算一步预测状态 $\hat{X}_{k,k-1}$ 和噪声协方差矩阵 $P_{k,k-1}$ 。

$$\hat{X}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} + \hat{q}_{k-1} \quad (17)$$

$$P_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \hat{Q}_{k-1} \quad (18)$$

(2)更新滤波器增益 K_k 。

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T [H_k P_{k,k-1} H_k^T + \hat{R}_{k-1}]^{-1} \quad (19)$$

(3)计算残差 ϵ_k 。

$$\epsilon_k = Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1} - \hat{r}_{k-1} \quad (20)$$

(4)更新状态向量和噪声协方差矩阵。

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k \epsilon_k \quad (21)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k,k-1} \quad (22)$$

(5)计算加权系数 d_k 。

$$d_k = \frac{1-b}{1-b^{k+1}} \quad (23)$$

式中: b 为松弛因子。

(6)更新 \hat{q}_k 、 \hat{Q}_k 、 \hat{r}_k 、 \hat{R}_k 。

$$\hat{q}_k = (1-d_k) \hat{q}_{k-1} + d_k (\hat{X}_k - \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1}) \quad (24)$$

$$\hat{Q}_k = (1-d_k) \hat{Q}_{k-1} + d_k (K_k \epsilon_k \epsilon_k^T K_k + P_k - \Phi_{k,k-1} P_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T) \quad (25)$$

$$\hat{r}_k = (1-d_k) \hat{r}_{k-1} + d_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1}) \quad (26)$$

$$\hat{R}_k = (1-d_k) \hat{R}_{k-1} + d_k (\epsilon_k \epsilon_k^T - H_k P_{k,k-1} H_k^T) \quad (27)$$

考虑测量精度与匹配点对数正相关, \hat{R}_k 更新为

$$\hat{R}_k = \left[(1-d_k) \hat{R}_{k-1} + d_k (\epsilon_k \epsilon_k^T - H_k P_{k,k-1} H_k^T) \right] \left[\frac{E(n_k)}{n_k} \right]^r$$

式中: r 表示匹配点对数 n_k 对测量精度的影响, r 越大,表示点数对测量精度的影响越大。如此将AKF引入到车载EIS系统的应用中。如图5所示,AKF成功过滤掉抖动得到主观运动矢量,初始噪声矩阵的设置并没有影响到滤波效果,验证了AKF对不同

噪声环境具有很好的适应性。

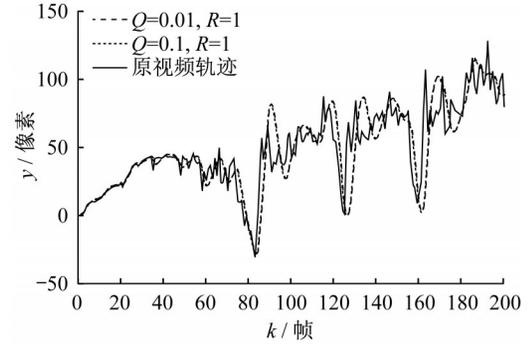


图5 在不同的 Q 和 R 下自适应卡尔曼滤波的效果
Fig. 5 Effect of AKF at different Q and R values

4 实验验证

4.1 汽油模型车实验平台

为尽可能提高EIS系统的可移植性,重点关注极端车辆工况。然而,极端工况下的实车实验具有极大危险性,本文选择搭建一辆振动特性显著的汽油模型车,通过在恶劣道路上行驶的方式实现较正常情景更为极端的工况,从而充分验证EIS的性能。搭建的汽油模型车结构如图6所示,除中置发动机外,汽油模型车的底盘结构与实际车辆相似。模型车主要由驱动舵机与转向舵机控制,控制系统置于车辆前端,轮速由置于底盘下方的编码器采集。

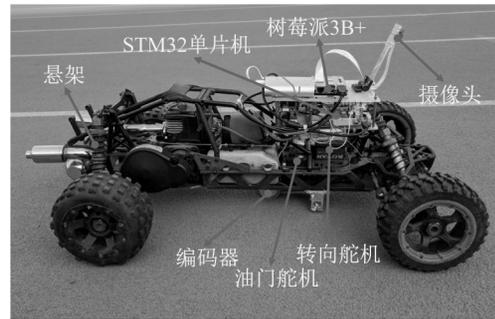


图6 汽油模型车结构

Fig. 6 Structure of gasoline model car

模型车的电气结构图如图7所示。上位机为树莓派3b+,平台通过上位机采集视频。相机感光芯片为CMOS型芯片——索尼IMX219。摄像机拍摄视频的分辨率为 480×480 。模型车的控制通过STM32单片机引脚的2个PWM信号引脚实现。因为模型车的负载有限,EIS使用离线计算的方法,计算平台为一个基频为3.2GHz的四核CPU。2个控制舵机共用一个10 000 mAh电源,其他硬件共用一

个10 000 mAh电源,2个电源系统之间共地。

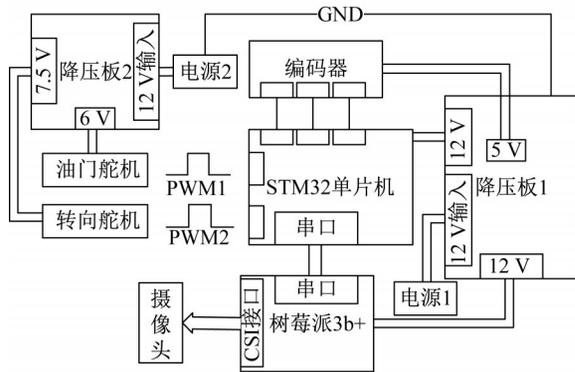
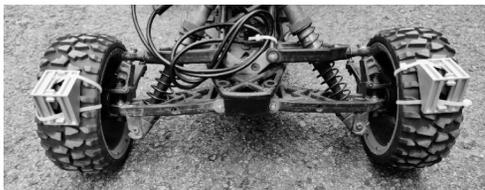


图7 实验平台电气结构

Fig. 7 EE architecture of the platform

4.2 典型实验工况

由于模型车采用的编码器在恶劣路况下难以稳定工作,在试验过程中在2个前轮上安装凸块来代替高不平度路面,如图8。凸块材料为铝合金,其纵向截面为直角边长35mm的等腰直角三角形,横向宽度28mm。实验中车辆以 $1.5\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 速度匀速直线行驶。从拍摄视频的角度看,这相当于在恶劣的路况下直接进行实验,实验测试工况较正常工况更为极端,可以很好地检验算法在恶劣工况下的性能。



a 模型车前轮



b 模型车左前轮

图8 模型车实验工况

Fig. 8 Experimental working conditions

4.3 电子稳像算法处理结果分析

通常用峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)评判EIS系统的效果,以 P_{SNR} 表示。

$$P_{\text{SNR}} = 10 \times \lg\left(\frac{(2^n - 1)^2}{M_{\text{SE}}}\right) \quad (28)$$

$$M_{\text{SE}} = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (I_o(m, n) - I_c(m, n))^2 \quad (29)$$

式中: M 和 N 分别为图像的长度和宽度; $I_o(m, n)$ 为参考帧中坐标点 (m, n) 的灰度值; $I_c(m, n)$ 为当前帧中坐标点 (m, n) 的灰度值。图9展示了原始视频与补偿后视频PSNR的对比。视频处理后平均PSNR提高了1.26dB,证明了EIS的积极作用。应当注意,1.26dB似乎比其他文献的结果要小。实际上,对不同EIS的PSNR直接进行比较是没有意义的,因为通过设置滤波参数使滤波结果足够平滑,可以大大提高PSNR。但是,这样将偏离了保留车辆主观运动矢量的目的。

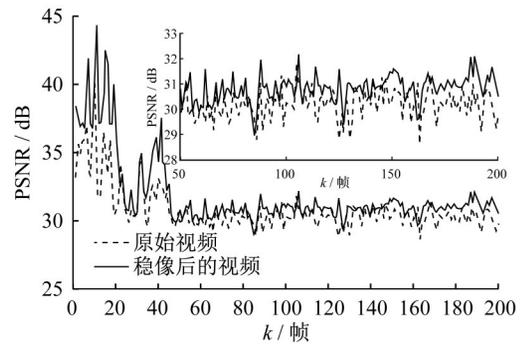


图9 原始视频与补偿视频的PSNR对比结果

Fig. 9 Comparison of PSNR of original video and compensated video

5 结语

提出了一种针对车辆视觉系统的电子稳像算法,基于车载需求研究EIS系统的特征点检测和匹配方法,进而关注如何提高特征点的匹配精度,并进一步地研究在车载场景下如何将车辆的主观运动与噪声分离。由于重点关注极端条件下的车辆工况,在进行安全试验的范围内,难以实现需要的极限工况,本文中搭建具有显著振动特性的汽油模型车平台,并选择恶劣的道路条件进行验证,主要结论如下:

(1) 考虑到车辆工况和实时性要求,选择了基于特征点匹配的技术路线,采用ORB算法。结果表明,特征点检测的平均时间为6.0ms,每帧的平均检测点为483.7个,平均匹配特征点对223.4对。这些性能指标均满足后续的处理要求。

(2) 给出了匹配精度 A_m 的定义,RANSAC和IRANSAC算法的 A_m 分别为0.068和0.020,本文提出的IRANSAC算法具有更好的性能。此外与RANSAC相比,IRANSAC的处理速度提高了32.4%。

(3) 采用了 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波算法,在极端工况下的实验显示 EIS 处理后视频的 PNSR 提高了 1.26dB,充分证明了本文提出的电子稳像算法的正确性与有效性。

作者贡献声明:

张宁:提出论文研究内容,管理论文流程与研究项目进展,对论文提出修改意见,为论文研究工作提供项目支撑。

张浩彬:修改完善论文,分析模型车实验数据,给出初步结论,回复审稿意见。

吴建华:撰写论文初稿,开展模型车实验平台的搭建,制订实验方案。

阳媛:提出供参考的电子稳像算法的方案,对撰写论文提出修改意见。

殷国栋:提出智能车辆视觉系统的功能需求,对论文提出修改意见,为论文研究工作提供项目支撑。

参考文献:

- [1] 罗瑾,许杰.基于车道线交点的车载视频稳像算法[J].计算机技术与发展,2013,23(3):1.
LUO Jin, XU Jie. A vehicle borne video stabilization method based on lane intersection [J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(3): 1.
- [2] YOUSAF A, KHURSHID K, KHAN M J, *et al.* Real time video stabilization methods in IR domain for UAVs—A review [C]// 2017 Fifth International Conference on Aerospace Science & Engineering. Islamabad: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2017: 1-9.
- [3] RAJ R, RAJIV P, KUMAR P, *et al.* Feature based video stabilization based on boosted HAAR Cascade and representative point matching algorithm [J]. Image and Vision Computing, 2020, 101: 103957.
- [4] HAN C. An improved Harris corner detection algorithm based on adaptive gray threshold [C]//Proceedings of 2019 4th International Conference on Automatic Control and Mechatronic Engineering. Chongqing: Clausius Scientific Press, 2019: 304-308.
- [5] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 2(60): 91.
- [6] BAY H, ANDREAS E, TINNE T, *et al.* SURF: Speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346.
- [7] EDWARD R, TOM D. Machine learning for high-speed corner detection [C]// 9th European Conference on Computer Vision. Graz: Springer Verlag, 2006: 430-443.
- [8] MATSUSHITA Y, OFEK E, GE W, *et al.* Full-frame video stabilization with motion inpainting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(7): 1150.
- [9] 熊晶莹.基于特征提取与匹配的车载电子稳像方法研究[D].北京:中国科学院大学,2017.
XIONG Jinyin. Study of the electronic image stabilization based on feature detection and description for vehicles [D]. Beijing: Graduate School of Chinese Academy of Science, 2017.
- [10] WANG Y, CHANG R, CHUA T W, *et al.* Video stabilization based on high degree b-spline smoothing [C]// Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition. Tsukuba: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2012: 3152-3155.
- [11] REN Z, CHEN C, FANG M. Electronic image stabilization algorithm based on smoothing 3D rotation matrix [C]// 2017 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications. Chengdu: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2017: 2752-2755.
- [12] CHENG X, HAO Q, XIE M. A comprehensive motion estimation technique for the improvement of EIS Methods based on the SURF algorithm and Kalman filter [J]. Sensors, 2016, 16(4): 486.
- [13] LAKSHYA K, INDU S. A hybrid filtering approach of digital video stabilization for UAV using Kalman and low pass filter [J]. Procedia Computer Science, 2016, 93: 359.
- [14] PARK R Y, PAK J M, AHN C K, *et al.* Image stabilization using FIR filters [C]// 2015 15th International Conference on Control, Automation and Systems. Busan: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2015: 1234-1237.
- [15] YANG J, DAN S, MOHAMED M. Robust video stabilization based on particle filter tracking of projected camera motion [J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2009, 19(7): 945.
- [16] ZHU J, LI C, XU J. Digital image stabilization for cameras on moving platform [C]// 2015 International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. Adelaide: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2015: 255-258.
- [17] HE M, HUANG C, XIAO C, *et al.* Digital video stabilization based on hybrid filtering [C]// 2014 7th International Congress on Image and Signal Processing. Dalian: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2014: 94-98.
- [18] RUBLEE E, RABAU D V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]// 2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2011: 2584-2571.
- [19] 王培宇.车载电子稳像系统设计[D].南京:东南大学,2016.
WANG Peiyu. System design of electronic image stabilization on vehicles [D]. Nanjing: Southeast University, 2016.
- [20] WANG J, ZHENG S, DU Y, *et al.* Study on the ORB algorithm in the application of Monocular SLAM [J]. Journal of Robotics, Networking and Artificial Life, 2015, 2(3): 186.
- [21] WANG Y, SUN Y, DINAVAHI V. Robust forecasting-aided state estimation for power system against uncertainties [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 691.