

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.07.037

基于立体视觉的智能农业车辆实时运动检测*

田光兆 安秋 姬长英 顾宝兴 王海青 赵建东

(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 为满足智能农业车辆的精确导航,提出基于立体视觉的车辆实时运动检测方案。该方案通过多线程特征点检测提高传统 SIFT 特征检测算法的效率,通过归一化综合距离法剔除误匹配的特征点,最后通过相邻时刻同一特征点坐标的变化反推车辆的运动。试验表明:多线程 SIFT 特征点检测能够缩短检测时间,提高计算效率。归一化综合距离法能够有效剔除传统 SIFT 算法的误匹配点。当车速为 0.8 m/s,图像采集频率为 5 Hz 时,车辆在 x 方向和 z 方向单次测量误差小于 0.004 5 m,当持续运动时间达到 10 s 时,2 个方向累积测量误差均小于 0.15 m。

关键词: 智能农业车辆 导航 立体视觉 运动检测 特征点检测

中图分类号: S219.1; TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)05-0210-06

Real-time Motion Detection for Intelligent Agricultural Vehicle Based on Stereo Vision

Tian Guangzhao An Qiu Ji Changying Gu Baoxing Wang Haiqing Zhao Jiandong

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: A real-time motion detection method based on stereo vision was designed in order to meet the need of precise navigation for intelligent agricultural vehicle. Multi-thread feature points detection was used to improve the efficiency of traditional SIFT algorithm. Normalized comprehensive distance algorithm (NCDA) was used to delete the error matched points. Finally, vehicle motion was calculated by the position variation of feature points in adjacent moment. Experiments showed that the average detection time spent was reduced and computing efficiency was raised up. Error matched points were successfully recognized and erased by NCDA. Measurement errors in one time were less than 0.004 5 m in x - and z -axis when the speed was 0.8 m/s and image grabbing frequency was 5 Hz. Measurement errors in x - and z -axis were less than 0.15 m when the vehicle kept moving for 10 s.

Key words: Intelligent agricultural vehicle Navigation Stereo vision Motion detection Feature points detection

引言

随着现代精准农业理论与技术的发展,智能农业车辆导航技术越来越多地受到国内外研究人员的关注^[1-4]。在车辆导航技术研究中,车辆自身运动信息的实时准确检测是各种智能导航算法的基础。而运动信息的检测通常需要依靠各种精密测量传感

器。

国内外研究人员通过各种传感器在导航车辆运动信息检测与估计方面做了大量的研究工作^[5-10]。

GPS 系统可以提供准确的车辆定位和运动信息,但是高精度 GPS 价格昂贵,而且卫星信号容易受山坡、树木等遮挡物影响。编码器在使用过程中,会存在原理性的累积误差,并且在某些特殊环境下

收稿日期:2012-06-11 修回日期:2012-07-17

* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2006AA10Z259)、中央高校基本科研业务费资助项目(KYZ201006)和南京农业大学青年科技创新基金资助项目(KJ09030)

作者简介:田光兆,博士生,主要从事车辆导航技术研究,E-mail: tianneer@foxmail.com

通讯作者:姬长英,教授,博士生导师,主要从事精确农业理论与技术研究,E-mail: chyji@njau.edu.cn

(如土质疏松、轮胎打滑)会出现失误,无法确保得到精确的车辆位姿。视觉传感器价格低廉,使用过程中不受车辆轮胎滑移等因素的影响,且能够提供丰富的环境信息,因此正被越来越多地应用到车辆导航系统中。

通过立体视觉进行运动检测,环境图像的特征点检测与匹配是关键问题之一。Harris 特征点检测计算速度快,但是在重复性纹理特征的环境中角点可能会失效,导致误匹配^[11]。SIFT 特征点对图像的平移、旋转、仿射变换具有良好的不变性。但是其计算复杂,其处理时间比 Harris 方法多 1 个数量级^[12]。因此,该方法一般很少用在实时性要求较高的场合。

为了准确、实时地检测农业车辆运动信息,本文对传统 SIFT 特征检测算法的效率、误匹配筛选方法以及从图像中恢复车辆运动的方法进行研究。

1 改进的 SIFT 算法

传统 SIFT 算法^[13]的核心思想为:首先建立高斯金字塔和 DoG (Difference of Gaussian) 金字塔,并且在 DoG 金字塔里面进行极值检测,得到初始特征点的位置和所在尺度;然后通过拟合三维二次函数精确确定特征点的位置和尺度空间;继而利用特征点邻域像素的梯度方向作为该点的方向特征,使算子具有旋转不变性;最后通过欧式距离法判断 2 个特征点之间的相似性。

本文对传统的 SIFT 算法进行改进:将原始待检测图像读入内存后,拆分为 2 个子图;然后开启 2 个子线程,每个子线程独立并行运行传统的 SIFT 算法,检测出每幅子图特征点的位置、尺度及方向;继而将 2 个子图合并,通过欧式距离法进行特征匹配;最后通过归一化综合距离法筛选匹配错误的特征点。算法流程如图 1 所示。

1.1 多线程处理

由于 SIFT 算法的复杂性,大量计算是不可避免的。通过多线程方式对图像进行拆分处理,将 1 幅待处理图像拆分为 2 幅较小的子图。图像变小,SIFT 特征点检测的时间也就相应减少。通过多线程方式处理图像,能够充分发挥多核处理器在图像处理中的优势,将算法与计算机硬件进行优势互补,提高图像处理效率。

设原始图像的大小为 $m \times n$ 像素 (m 行 n 列,且 m, n 均为偶数),则可以从图像中间进行拆分,将其拆分为 2 个 $\frac{1}{2}m \times n$ 的图像。但是本文在程序中为了防止越界,SIFT 特征点检测时图像四周预留了 10

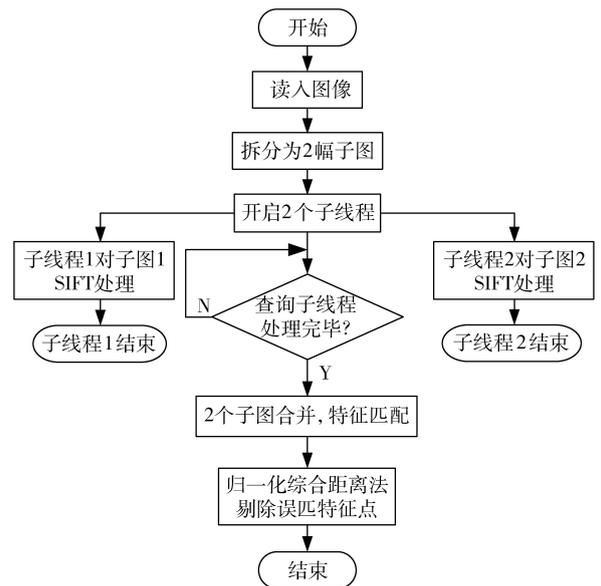


图 1 改进的 SIFT 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of improved SIFT algorithm

像素的边界区。因此,图像拆分时需要考虑该边界区,避免处于中间分割线附近的特征点被遗漏。

具体拆分方法如图 2 所示。原始图像为 $OABC$, HI 为 $1/2$ 分割线,拆分的两个子图分别为 $OAFG$ 和 $DEBC$ 。其中, $DEFG$ 为交叉区。线程创建采用 Platform SDK 函数 `CreateThread`。

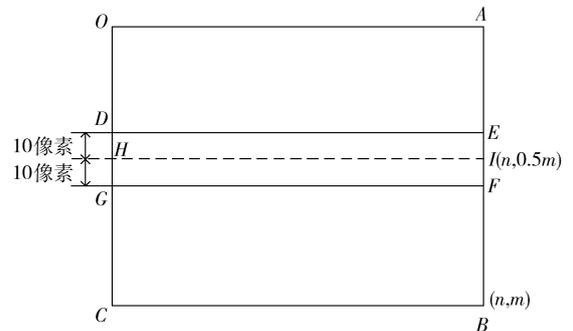


图 2 图像拆分示意图

Fig. 2 Sketch of image segmentation

1.2 尺度空间极值点检测

尺度空间理论的核心思想是利用高斯核函数对原始图像进行尺度变换,得到图像多尺度下的尺度空间序列,然后在尺度空间进行特征提取。

二维高斯函数定义为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

式中 x, y ——函数自变量,这里表示像素坐标

σ ——高斯分布方差,又称尺度因子

对于二维图像 $I(x, y)$,在不同尺度下的尺度空间表示 $L(x, y, \sigma)$ 可由图像 $I(x, y)$ 与高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 的卷积得到

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

图像 $I(x, y)$ 与不同尺度因子下的高斯函数进行卷积, 就得到了分层结构的高斯金字塔。将高斯金字塔中相邻尺度空间函数相减, 便得到了 DoG 金字塔, 也叫 DoG 尺度空间。DoG 尺度空间用 $D(x, y, \sigma)$ 表示。

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma)$$

式中 k ——尺度因子增益

在 DoG 尺度空间中, 每个点与本层和相邻层的 26 邻域中的像素点进行比较。若该点是其 26 邻域内的极大值或极小值, 则认为该点是图像 $I(x, y)$ 在该尺度下的初始特征点。

1.3 特征点精确定位

将 DoG 尺度空间看作一张曲面, 根据初始特征点周围像素梯度分布情况, 拟合三维二次函数, 确定特征点的位置及尺度。

1.4 确定特征点主方向和副方向

为了使特征点具有旋转不变性, 需要指明特征点在其自身所在的 DoG 尺度空间内的方向参数。方向参数可表示为

$$\begin{cases} \theta(x, y) = \arctan\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \\ m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \end{cases}$$

式中 $\theta(x, y)$ ——特征点的梯度方向角

$m(x, y)$ ——特征点的梯度模值

在特征点所在的 DoG 尺度空间的 8 邻域内通过公式计算梯度方向, 并用直方图统计。直方图的峰值就是特征点梯度主方向。若存在大于峰值 80% 能量的梯度方向, 可认为是特征点的副方向。

1.5 生成 SIFT 特征向量

按照传统 SIFT 算法, 在每个特征点周围取 4×4 个种子点, 每个种子点用其 8 邻域内的统计出来的 8 个方向向量表示。则每个特征点就可以用 128 维方向向量表示。这 128 维方向向量称为 SIFT 特征向量。

1.6 特征向量合并

子图的 SIFT 特征向量提取完毕后, 主线程将 2 个 SIFT 特征向量合并。交叉区相同位置相同特征点的 SIFT 特征向量只保留 1 个。合并后, 就得到了原始图像的 SIFT 特征向量。

1.7 特征匹配

为了得到车辆运动信息, 需要将立体视觉传感器相邻时刻同一相机采集的 2 幅图像进行特征匹配。

特征匹配分 2 步进行。

(1) 利用传统 SIFT 算法中提供的基于欧式距离的 SIFT 特征向量相似度判定方案进行初匹配。

初匹配结束后, 仍然有可能存在误匹配点。

(2) 通过归一化综合距离法剔除错误匹配点。

设有集合 $I = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$, T_i 为 m 维列向量, 表示为 $T_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]^T$, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$ 。 T_i 到集合 I 的归一化综合距离记为 D_{T_i} , D_{T_i} 的数学描述为

$$D_{T_i} = \sum_{p=1}^m \omega_p \frac{\sum_{i=1}^n |x_{ip} - x_{ip}|}{\sum_{i=1}^n \sum_{i=1}^n |x_{ip} - x_{ip}|} \quad (2)$$

式中 ω_p ——向量 T_i 第 p 维分量的距离权重

从数学描述中可以看出, D_{T_i} 的值越小, 说明 T_i 与其他向量差别越小, T_i 处在向量密集区; 反之, 则说明 T_i 与其他向量差别很大, T_i 可能是个异常向量。

将初匹配之后的所有特征点对放在同一坐标系下, 构建新的向量集合 $I_v = \{v_i\}$, 如图 3 所示。为计算方便, 将坐标原点设在左下角。向量 v_i 表示为

$$v_i = [r_i, \alpha_i]^T \quad (0 \leq \alpha_i < 2\pi)$$

式中 r_i ——第 i 个向量的模

α_i ——第 i 个向量的方向角

通过式 (2) 计算向量 v_i 到集合 I_v 的归一化综合距离 D_{v_i} 。将所有向量的归一化综合距离计算出来后, 计算判别阈值 δ

$$\delta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_{v_i}$$

式中 N ——集合 I_v 的元素数

若某一向量的归一化综合距离大于 δ , 可认为该向量对应的特征点对匹配错误, 应该剔除。

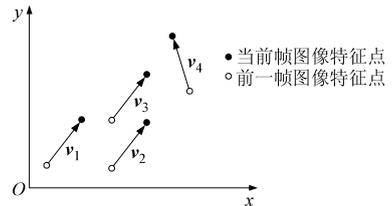


图3 新向量集合示意图

Fig. 3 New vector set

2 运动检测

2.1 运动检测原理

智能农业车辆作业时, 立体视觉传感器固定在车辆前方。由于车辆自身的运动, 导致了环境中的特征点和视觉传感器发生了相对运动。由于车辆与视觉传感器相对静止, 则可以近似认为检测出来的视觉传感器的运动就是车辆自身的运动。

因此, 需要通过立体视觉传感器检测同一特征点在相邻时刻相对于视觉传感器 3 个方向上的位移

变化。通过该位移变化,反推视觉传感器的运动情况,即车辆运动。

2.2 运动检测过程

本文中使用的立体视觉传感器为 Point Grey 公司的 Bumblebee XB3 型三目摄像机。摄像机参数为:1/3"CCD,像元尺寸 3.75 μm,焦距 6 mm,帧频 16 帧/s。

车辆运动检测过程按以下 6 个步骤进行:

(1)建立坐标系。摄像机水平放置,选定右摄像机的光心为坐标原点, x 轴水平向右, y 轴垂直向下, z 轴垂直于 xy 平面水平指向车辆前进方向。

(2)在 t 时刻,右摄像机采集 1 幅环境图像 P_1 。同时,左右摄像机以宽基线方式采集 1 幅 Image16 数据类型的视差图。视差图的采集由摄像机硬件完成。

(3)采用本文中的多线程 SIFT 算法对图像 P_1 进行特征点检测,然后通过视差图,读出特征点对应的三维坐标。将特征点对应的三维坐标和 SIFT 特征向量存储。

(4)在 $t+1$ 时刻,重复步骤(2)、(3),得到图像 P_2 以及 P_2 中特征点对应的三维坐标和 SIFT 特征向量。

(5)采用本文的匹配方案对 t 和 $t+1$ 时刻两组 SIFT 特征点进行匹配,仅保留匹配成功的特征点,并记录 2 个时刻特征点三维坐标的变化。

(6)通过 t 和 $t+1$ 时刻的特征点三维位置的变化,反推摄像机的运动。

摄像机的运动与特征点位置的变化幅度相等,方向相反。摄像机的运动即反映了车辆运动情况。

3 试验与分析

3.1 多线程 SIFT 特征点检测效率验证

试验采用研华 UNO-3084 型工控机作为核心处理设备,CPU 型号为 Core2 L7500,内存为 2 GB DDR3。将 Bumblebee XB3 随机采集的 15 幅路面图像作为处理对象,图像大小为 512 像素 \times 384 像素。试验过程中,设定高斯金字塔级数为 6。特征点检测过程的计时从图像输入开始,直到完成特征向量合并。

试验结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,采用本文提出的多线程 SIFT 特征点检测方法与传统的 SIFT 特征点检测方法相比,检测出的特征点数量基本一致。但是采用本文方法平均能够缩短检测时间 40.7%。

3.2 归一化综合距离法效果验证

经过传统 SIFT 算法基于欧式距离的初匹配后,

表 1 特征点检测试验结果

Tab.1 Experiment result of feature points detection

| 图像编号 | 传统 SIFT 特征点检测 | | 多线程 SIFT 特征点检测 | | |
|------|---------------|--------|----------------|--------|--------|
| | 特征点数 | 耗时 /ms | 特征点数 | 耗时 /ms | 节省时间/% |
| 1 | 55 | 109 | 55 | 65 | 40.4 |
| 2 | 59 | 112 | 60 | 68 | 39.3 |
| 3 | 47 | 101 | 47 | 59 | 41.6 |
| 4 | 45 | 95 | 45 | 56 | 41.1 |
| 5 | 51 | 106 | 51 | 63 | 40.6 |
| 6 | 62 | 115 | 62 | 69 | 40.0 |
| 7 | 53 | 105 | 53 | 62 | 41.0 |
| 8 | 55 | 109 | 55 | 64 | 41.3 |
| 9 | 48 | 102 | 48 | 60 | 41.2 |
| 10 | 56 | 110 | 56 | 66 | 40.0 |
| 11 | 52 | 103 | 52 | 62 | 39.8 |
| 12 | 58 | 111 | 58 | 66 | 40.5 |
| 13 | 44 | 92 | 44 | 54 | 41.3 |
| 14 | 49 | 105 | 49 | 61 | 41.9 |
| 15 | 60 | 114 | 61 | 68 | 40.4 |

将匹配结果放在同一坐标系下构建新向量,如图 4 所示。各向量起点坐标和终点坐标如表 2 所示。

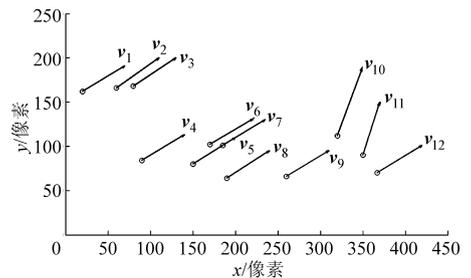


图 4 初匹配结果

Fig.4 Result of preliminary matching

表 2 向量坐标

Tab.2 Coordinate value of vectors

| 编号 | 起点坐标 | | 终点坐标 | |
|----|------|-----|------|-----|
| | x | y | x | y |
| 1 | 20 | 162 | 70 | 191 |
| 2 | 60 | 166 | 110 | 200 |
| 3 | 80 | 168 | 130 | 200 |
| 4 | 90 | 84 | 140 | 113 |
| 5 | 150 | 80 | 200 | 110 |
| 6 | 170 | 102 | 221 | 131 |
| 7 | 185 | 101 | 235 | 130 |
| 8 | 190 | 64 | 240 | 95 |
| 9 | 260 | 66 | 310 | 95 |
| 10 | 320 | 112 | 350 | 190 |
| 11 | 350 | 90 | 370 | 150 |
| 12 | 367 | 70 | 420 | 101 |

通过式(2)计算各向量的归一化综合距离,如表 3 所示。计算时,可认为模值与角度对综合距离

的影响同样重要,所以令式(2)中 $\omega_1 = \omega_2 = 0.5$ 。

表3 归一化综合距离

Tab.3 Normalized comprehensive distance

| 向量名称 | 归一化综合距离 D_{ni} | 向量名称 | 归一化综合距离 D_{ni} |
|-------|------------------|----------|------------------|
| v_1 | 0.053 881 | v_7 | 0.053 881 |
| v_2 | 0.059 907 | v_8 | 0.052 498 |
| v_3 | 0.054 168 | v_9 | 0.053 881 |
| v_4 | 0.053 881 | v_{10} | 0.290 670 |
| v_5 | 0.052 492 | v_{11} | 0.162 250 |
| v_6 | 0.053 467 | v_{12} | 0.059 025 |

根据表3,计算出判别阈值 δ 为 0.083 333。通过判别阈值可以判断出向量 v_{10} 和 v_{11} 属于异常值,应该剔除。由于环境是静止的,则因车辆运动而引起特征点位置的变化必然具有一致性。从图4可以看出,传统基于欧氏距离的 SIFT 匹配结果中明显有2个特征点匹配错误,对应的向量分别为 v_{10} 和 v_{11} 。这与计算的结果相一致。

3.3 运动检测精度验证

试验中使用的智能车辆为一拖公司生产的东方红 SG250 型拖拉机。通过电控液压自动转向改装和传感器信息融合,能够实现自主导航。将立体视觉系统安装在拖拉机前部,在南京农业大学工学院校内砂石路面上以 0.8 m/s 的速度直线前进。前进过程中,通过检测路面上砂石和路边树木杂草的特征点进行自身运动估计。试验现场如图5所示。

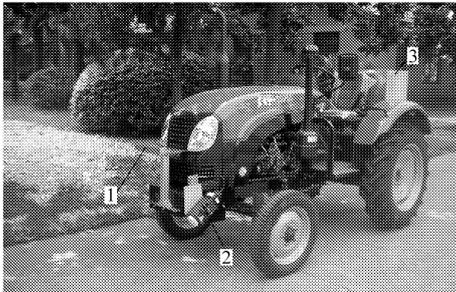


图5 试验现场

Fig.5 Experiment environment

1. 立体视觉摄像机 2. 测速雷达 3. 控制柜

通过 VC++ 编写控制程序,设定2次摄图时间间隔为 0.2 s,即图像采集频率 5 Hz。经过初匹配和归一化综合距离筛选后,有效特征点位置的变化如图6所示。任取10组相邻两时刻的数据进行分析,试验数据如表4所示。

经计算,特征点坐标在 x 、 y 、 z 3个方向上的平均变化分别为 0.003 7 m、0.002 9 m、-0.164 1 m。由于车辆运动与特征点位置变化幅度相等,方向相反,试验数据间接表明:车辆在 0.2 ms 内, x 方向位移为 -0.003 7 m, y 方向位移为 -0.002 9 m, z 方向位移为 0.164 1 m。由于车辆以 0.8 m/s 的速度直线前

进,所以可近似认为 0.2 s 内车辆的真实位移为: x 方向 0, z 方向 0.16 m。由于路面不平度难以测定,无法确定车辆 y 方向真实位移。与实际值比较可知,本文的运动检测方法在 0.2 s 内 x 和 z 方向的误差小于 0.004 5 m。

当车辆平稳运动时间累计到 10 s 时,经工具测量,车辆累计沿 x 方向运动 -0.21 m, z 方向运动 7.95 m。通过本文的运动检测方法测得数据分别为 -0.11 m 和 8.10 m,误差均小于 0.15 m。

由检测原理可知,若相邻时刻成功检测并匹配的特征点数目越多,本文的运动检测方法精度越高。但是这种方法仍然存在缺陷:检测一段连续时间内的车辆运动情况,会存在累积误差。这种累积误差需要通过其他算法加以消除。只能检测车辆在 x 、 y 、 z 3个方向上的平移运动,无法检测车辆绕3个坐标轴的旋转运动,即只有3自由度,无法达到6自由度。

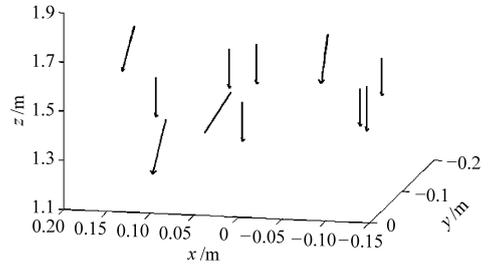


图6 特征点位置的变化

Fig.6 Position variation of feature points

表4 运动检测试验数据

Tab.4 Experiment data of motion detection

| 数据编号 | 特征点位移/m | | |
|------|---------|---------|----------|
| | x 方向 | y 方向 | z 方向 |
| 1 | 0.008 | 0.007 | -0.169 |
| 2 | 0.006 | 0.009 | -0.165 |
| 3 | -0.004 | -0.001 | -0.159 |
| 4 | 0.005 | 0.003 | -0.164 |
| 5 | 0.009 | -0.002 | -0.167 |
| 6 | -0.002 | -0.004 | -0.162 |
| 7 | 0.004 | 0.008 | -0.166 |
| 8 | 0.007 | 0.007 | -0.165 |
| 9 | -0.001 | 0.005 | -0.156 |
| 10 | 0.005 | -0.003 | -0.168 |
| 均值 | 0.003 7 | 0.002 9 | -0.164 1 |

4 结论

(1)与传统 SIFT 特征点检测方法相比,采用多线程 SIFT 特征点检测方法,能够缩短检测时间,提高计算效率。

(2)归一化综合距离法能够有效剔除传统 SIFT 算法基于欧式距离的误匹配点,可以作为传统 SIFT

算法的有效补充。

(3) 当车辆以 0.8 m/s 的速度直线前进, 图像采集频率为 5 Hz 时, 车辆 x 方向和 z 方向单次测量误

差小于 0.004 5 m。当持续运动时间达到 10 s, 测量误差累积值小于 0.15 m。

参 考 文 献

- 1 Norris W R, Zhang Q, Sreenivas R, et al. A design tool for operator-adaptive steering controllers[J]. Transactions of the ASAE, 2003, 46(3): 883 ~ 891.
- 2 Torii T. Research in autonomous agriculture vehicles in Japan[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25(1): 133 ~ 153.
- 3 张智刚, 罗锡文. 农业机械导航中的航向角度估计算法[J]. 农业工程学报, 2008, 24(5): 110 ~ 114.
Zhang Zhigang, Luo Xiwen. Adaptive weighted fusion algorithm for orientation evaluation of agricultural machinery [J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(5): 110 ~ 114. (in Chinese)
- 4 张漫, 周建军, 籍颖, 等. 农用车辆自动导航定位方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(增刊 2): 74 ~ 77.
Zhang Man, Zhou Jianjun, Ji Ying, et al. Positioning method for automatic navigation of agricultural vehicle[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(Supp. 2): 74 ~ 77. (in Chinese)
- 5 Bell T. Automatic tractor guidance using carrier-phase differential GPS[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25(1~2): 53 ~ 66.
- 6 Madsen E T, Jakobsen H L. Mobile robot for weeding[D]. Denmark: Technical University of Denmark, 2001.
- 7 彭勃, 周文晖, 刘济林. 基于 Harris 角点检测的立体视觉里程计[J]. 兵工学报, 2007, 28(12): 1 498 ~ 1 502.
Peng Bo, Zhou Wenhui, Liu Jilin. Harris corner detection based stereo visual odometry[J]. ACTA Armamentaria II, 2007, 28(12): 1 498 ~ 1 502. (in Chinese)
- 8 周俊, 程嘉煜. 基于机器视觉的农业机器人运动障碍目标检测[J]. 农业机械学报, 2011, 42(8): 154 ~ 158.
Zhou Jun, Cheng Jiayu. Moving obstacle detection based on machine vision for agricultural mobile robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8): 154 ~ 158. (in Chinese)
- 9 李进, 陈无畏. 基于自适应导航参数的智能车辆视觉导航[J]. 农业机械学报, 2012, 43(6): 19 ~ 24, 152.
Li Jin, Chen Wuwei. Navigation of vision-guided intelligent vehicle based on adaptive navigation parameters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6): 19 ~ 24, 152. (in Chinese)
- 10 周建军, 郑文刚, 李素, 等. 基于 ISO 11783 的拖拉机导航控制系统设计与试[J]. 农业机械学报, 2010, 41(4): 184 ~ 188.
Zhou Jianjun, Zheng Wengang, Li Su, et al. Navigation control system for tractor based on ISO 11783 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(4): 184 ~ 188. (in Chinese)
- 11 Parra I, Sotelo M A, Lorca D F. Robust visual odometry for vehicle localization in urban environments [J]. Robotica, 2010, 28(3): 441 ~ 452.
- 12 Howard A. Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles [C] // IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, Nice, 2008: 3 946 ~ 3 952.
- 13 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 ~ 110.