

基于 Kalman 滤波器的机器视觉自动导航定位算法研究

陈艳¹, 张漫¹, 刘兆祥¹, 籍颖^{1,2}, 马文强¹, 刘春红¹

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成重点实验室, 北京, 100083; 2. 河北农业大学 信息科学与技术学院, 河北 保定, 071000)

摘 要: 将视觉信息和其他传感器信息进行融合, 为农业机械提供准确、可靠的位置信息, 是近年来研究的主要方向。本文以改进的电瓶车为研究平台, 构建了一个基于 RTD GPS 和 CCD 摄像机的多传感器组合导航定位系统。在此系统中, RTD GPS 用来获取农机的绝对位置信息和行驶速度, CCD 摄像机用来获取农机的相对位置信息。在此研究平台的基础上, 对上述传感器获取的信息通过 Kalman 滤波器进行融合, 为车辆提供精确的定位信息。通过对单一传感器定位和多传感器融合定位系统的对比实验表明, 多传感器融合系统比单一传感器鲁棒性更好, 跟踪误差得到一定程度的减小, 该算法能够满足农业机械自动导航系统的要求。

关键词: Kalman 滤波器; 机器视觉; 自动导航; 传感器融合

中图分类号: TP24

文献标识码: A

0 引 言

农业机械的自动导航技术主要包括两个部分, 一个是定位, 即获得农业机械在农田中的精确位置; 一个是控制, 即控制车辆沿着预定的路径行驶。位置信息是自动导航控制的重要参数, 因此获得准确的定位信息至关重要。采用机器视觉进行定位, 精度高, 灵活性强, 但是容易受到环境的影响, 尤其是光线强烈时, 精度难以保证。采用 RTK GPS 进行定位, 精度可以达到厘米级, 但是此时对信号的要求较高, 必需接收到 5 颗以上的卫星信号才能构成稳定的差分信息^[1]。使用 RTD GPS 进行定位, 虽然对信号的要求可以降低, 但是定位精度只有米级, 难以达到农业机械的要求。因此使用有效的融合算法, 将多个传感器的信息进行融合, 可以提高导航的精度和鲁棒性。^{*}

所谓多传感器融合技术, 是指将多个传感器采集的信息进行合成, 形成对环境某一方面特征的综合描述的方法。利用这种方法探测的环境信息具有冗余性、互补性、实时性等特点^[2]。目前, 用于组合导航定位的传感器主要有 GPS、机器视觉系统、惯性传感器、磁传感器。GPS/DR, GPS/INS, GPS/DR/MV 传感器的组合方式较多的应用于组合导航定位中^[3]。Kalman 滤波法是应用最广泛的多传感器信息融合方法, 该方法可对研究对象过去、现在和将来的状态做出线性最优估计, 适于动态环境中传感器信息的实时融合^[4]。

本文以改进的电瓶车为研究平台, 利用机器视觉和

RTD GPS 组合进行多传感器组合定位技术研究, 建立了 Kalman 滤波器的模型, 实现了传感器信息的融合, 达到了农业机械的高精度定位的要求。

1 机器视觉导航技术

1.1 导航线提取算法

机器视觉导航技术依靠安装在农业机械上的摄像机实时获取农田景物信息, 然后运用一定的图像处理算法识别出作物行的位置, 得到农机的相对位置信息, 提取出导航基准线。本文中提取导航基准线的方法如图 1 所示。

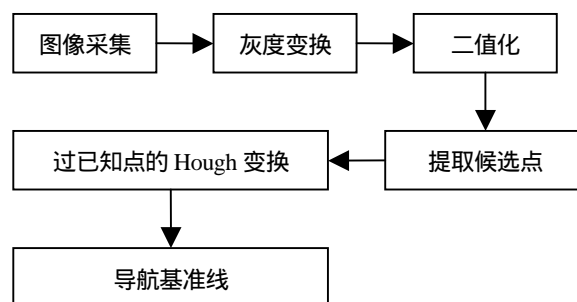


图 1 导航线提取算法

Fig.1 The extraction method of navigation baseline

首先用摄像机采集图像, 本研究选用的摄像机是北京嘉恒中自图像技术有限公司生产的 OK AC1310 系列 CCD 摄像机, 采集到的图像为 RGB 图像, 需要对图像进行灰度变换, 在研究了几种方法之后, 选用 2G-B-R 的方法来对农田图像进行灰度变换, 可以达到很好的效果。得到灰度图像后要要进行二值化, 本研究选用 OTSU 自动阈值二值化方法, 此方法可以自动调整阈值, 效果较好。在经过上述处理之后, 图像中作物行和田垄已经可以明显区分, 接下来运用统计学的方法提取出 Hough

^{*} 收稿日期:

修订日期:

项目基金: 国家高技术研究发展计划 (863 计划) 项目 (项目编号: 2006AA10A304)

作者简介: 陈艳 (1984—), 女 (汉族), 天津人, 硕士研究生, 研究方向: 农业电气化与自动化。通讯地址: 北京市海淀区清华东路 17 号 125 信箱, 100083。Email: chenyan_031@yahoo.com.cn

通讯作者: 张漫 (1975—), 女 (汉族), 陕西人, 博士, 副教授, 主要从事农业电气化与自动化方面的研究。通讯地址: 北京市海淀区清华东路 17 号 125 信箱, 100083。Email: cauzm@cau.edu.cn

变换的候选点,再运用过已知点的 Hough 变换法提取出导航基准线。原图和各步处理结果如图 2 所示,(d)图中的红色直线即为导航基准线。

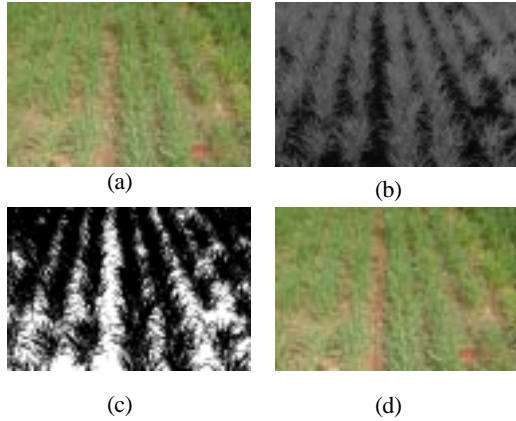


图 2 图像处理结果

Fig.2 Process result of image

(a)原图 (b)灰度图像
(c)二值化图像 (d)处理结果

Hough 变换^[5]是一种常用的直线检测方法,他根据图像和 Hough 参数空间的对偶性原理,将图像中的每个特征点映射到参数空间的累加阵列的多个单元(累加器)中,统计各个单元的计数以检测出极值,从而确定是否存在直线并获得直线参数。经典的 Hough 变换方法存在很大的盲目性,计算量大,需要的内存空间大,耗费的时间长,为了解决这一问题,许多人提出了改进的 Hough 变换方法。本研究选用基于已知点的 Hough 变换方法^[6],首先在提取的 Hough 变换候选点中选定一个已知点 p_0 ,将该已知点的坐标定义为 (x_0, y_0) ,将通过 p_0 的直线斜率定义为 m , $p_i(x_i, y_i)$ ($0 < i < n$, n 为像素总数)为所有的候选点,则 p_i 与 p_0 连线的斜率 m_i 可表示为:

$$m_i = (y_i - y_0) / (x_i - x_0) \quad (1)$$

将斜率值映射到一组累加器 $B(m_i)$ 上,每求得一个 m_i 将使其对应的累加器的值加 1。因为同一条直线上的点求得的斜率值相同,所以当像素中有直线要素时,其对应的累加器会出现局部最大值,将该值所对应的斜率 m_i 作为所求直线的斜率,即可确定直线的方位。

实验证实,采用本文的导航线提取算法处理一幅 640×480 的图像,时间大概在 100ms,有效的降低了内存的需求,减少了运算时间。

1.2 车辆相对位姿求解

导航基准线提取完毕之后,需要确定车辆相对目标路径的位姿信息,首先要完成摄像机的标定,确定摄像机的内外参数。本文选用张正友摄像机标定法,由于摄像机的畸变很小,可以忽略不计,所以直接采用针孔成像模型完成图像坐标系到世界坐标系的转换^[7],世界坐

标系的原点选择摄像机的光心在地面的上的投影点。

车辆的位姿信息一般用航向偏差和横向偏差两个参数表示,本研究仅用到航向偏差,因此只对航向偏差做介绍。车辆相对目标路径的位置关系如图 3 所示。

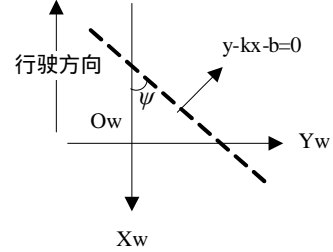


图 3 车辆相对目标路径的姿态

Fig.3 Sketch map between vehicle and path

上图中 X_w 轴的负方向为车辆行驶方向,虚线为目标路径,车辆相对目标路径的航向偏差的大小即为车身方向与目标路径的夹角,也就是图中虚线与 X_w 轴的夹角,即:

$$\psi = \arctan k, \psi \in (-90^\circ, 90^\circ) \quad (2)$$

以上计算中得出的 ψ 是电瓶车与预定路径之间的夹角,在信息融合时,我们需要得到的是电瓶车的航向角度,也就是车身方向与大地坐标的 X 轴之间的夹角,这里就需要进行一下转换。转换的方法是首先确定在大地坐标中预定路径与 X 轴之间的夹角,然后在此夹角的基础上减去上车身方向与导航路径的夹角。

设导航路径与 X 轴之间的夹角为 φ ,电瓶车的航向

角度为 θ 则, $\varphi = \begin{cases} \varphi & \varphi > 0 \\ 180^\circ + \varphi & \varphi < 0 \end{cases}$,

$$\theta = \varphi - \psi = \begin{cases} \theta & \theta < 90^\circ \\ \theta - 180^\circ & \theta > 90^\circ \end{cases}, \text{由此便可得到电}$$

瓶车的航向角度,其范围 $\theta \in (-90^\circ, 90^\circ)$ 。

2 Kalman 滤波方法

在多传感器信息融合的研究中,使用最多的是 Kalman 滤波方法。Kalman 滤波器由一系列递归数学公式描述,提供了一种高效可计算的方法来估计过程的状态,使估计的均方误差最小,它可以利用信号过去的状态来估计当前的状态^[8]。设 $X(k)$ 和 $Z(k)$ 分别为 k 时刻的状态向量和观测向量,则得到系统的状态方程和观测

方程如(3)，(4)所示：

$$X(k+1) = A(k)X(k) + W(k) \quad (3)$$

$$Z(k) = H(k)x(k) + V(k) \quad (4)$$

其中， $A(k)$ 为状态转移矩阵， $H(k)$ 为观测向量和状态向量之间的测量矩阵， $W(k)$ 和 $V(k)$ 是高斯白噪声序列。Kalman 滤波器的预测方程组如下：

$$X(k|k-1) = A(k-1)X(k-1) \quad (5)$$

$$P(k|k-1) = A(k-1)P(k-1)A(k-1)^T + Q(k-1) \quad (6)$$

其中， $P(k)$ 为 K 时刻系统对象的状态估计误差协方差， $Q(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻系统的过程噪声协方差矩阵。方程(5)可通过系统对象在 $k-1$ 时刻的状态预测值来预测其 k 时刻的运动状态，方程(6)可用于预测滤波误差协方差。Kalman 滤波器的校正方程组如下：

$$K_g = P(k|k-1)H^T(HP(k|k-1)H^T + R(k))^{-1} \quad (7)$$

$$X(k) = X(k|k-1) + K_g(Z(k) - HX(k|k-1)) \quad (8)$$

$$P(k) = (I - K_g H)P(k|k-1) \quad (9)$$

其中， K_g 为 Kalman 滤波器的增益，方程(8)利用 $Z(k)$ 对预测的系统状态估计进行更新。方程(9)利用计算出的增益对预测的滤波误差方差阵进行更新。

3 多传感器融合模型

本研究采用 RTD GPS 获取电瓶车的位置信息，用机器视觉获取电瓶车的位姿信息，然后利用 Kalman 滤波技术对二者的信息进行融合。本研究采用 WGS-84 大地坐标系下的高斯投影平面坐标作为导航参考坐标系，利用电瓶车的方向角和速度建立简单的航位推算递推关系。航位推算是在自动驾驶中常用的一种位置估计算法^[9]，航位推算的基本原理如图 4 所示。

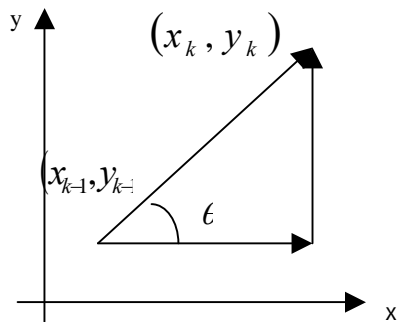


图 4 航位推算原理图

Fig 4 The principle of dead reckoning algorithm

图中 θ 为电瓶车的航向角，即车身方向与 X 轴正向之间的夹角， (x_k, y_k) 和 (x_{k-1}, y_{k-1}) 分别为其在 k 与 $k-1$ 时刻的位置坐标， T 为采样周期。 V 为电瓶车的行驶速度，在同一个采样周期中，假设电瓶车的行驶速度和航向角度保持不变，则航位推算关系式可表示为：

$$x_k = x_{k-1} + vT \cos \theta_{k-1} \quad (10)$$

$$y_k = y_{k-1} + vT \sin \theta_{k-1} \quad (11)$$

根据 Kalman 滤波器的原理可以定义状态空间向量 $X(k) = [x(k) \ y(k) \ v \ \theta(k)]$ ，其中 $x(k)$ ， $y(k)$ 为 WGS-84 坐标系下高斯投影平面坐标的东向和北向坐标， v 为电瓶车的行进速度， $\theta(k)$ 为电瓶车的航向角度。

则状态转移矩阵为：

$$A(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T \cos(\theta(k-1)) & 0 \\ 0 & 1 & T \sin(\theta(k-1)) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

将 RTD GPS 输出的位置信息及速度信号，以及视觉获得的航向角度信息作为观测量，则观测向量为 $Z(k) = [X(k) \ Y(k) \ v \ \theta(k)]$ 。观测向量和状态向量之间的测量矩阵 $H(k)$ 为一四阶的单位常数矩阵， $V(k)$ 是均值为 0，方差为 r_i^2 的高斯白噪声序列，测量的噪声方差阵为 $R(k)$ ，如式(13)所示：

$$R(k) = \begin{bmatrix} r_1 & & & \\ & r_2 & & \\ & & r_3 & \\ & & & r_4 \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中， r_1 ， r_2 ， r_3 ， r_4 分别为 RTD GPS 输出的位置信息和速度信息，及机器视觉输出的航向信息的测量噪声的方差。

4 仿真与结果分析

为了验证多传感器融合方法对导航定位精度的改善程度，设计了如下的实验。实验场所选定在中国农业大学工学院侧面的公路上，道路平坦。在公路上粘贴宽度为 15cm，长度约 20m 的绿色条带，作为预定路径，模拟农田中的环境。试验中将高精度的 RTK GPS 分别

放置在预定路径两端的中心处，静止约 2 分钟，根据得到的定位数据，计算出预定路径的斜率，即可得到导航路径与大地坐标 X 轴的夹角 φ 。试验中使用 RTK GPS 的定位数据作为参考数据，因此将 RTK GPS 接收机和 RTD GPS 接收机同时安装在电瓶车车体纵向的中心位置处，将 CCD 摄像机安装在电瓶车车体的前端，距地面高度为 1m，与水平线的夹角约为 20° 。

GPS 的位置信息通过 RS-232 总线传送到笔记本电脑中记录下来，机器视觉的位姿信息通过 VC++ 设计的软件计算得到并存储在笔记本中。单独使用各个传感器进行定位实验，计算得出 Kalman 滤波器的初始条件为：

$$R(0) = \begin{bmatrix} 200 & & & \\ & 200 & & \\ & & 200 & \\ & & & 200 \end{bmatrix} \quad R(0) = \begin{bmatrix} 0.8 & & & \\ & 0.8 & & \\ & & 0.5 & \\ & & & 0.05 \end{bmatrix} \quad Q(0) = \begin{bmatrix} 0.1 & & & \\ & 0.1 & & \\ & & 0.1 & \\ & & & 0.1 \end{bmatrix}$$

人为驾驶电瓶车以近似恒定的速度在预定路径上行驶，实时保存位置信息和航向信息。本文共采集了 3 组实验数据，任选其中一组进行分析，得到导航定位的效果图，如图 5、图 6 所示：

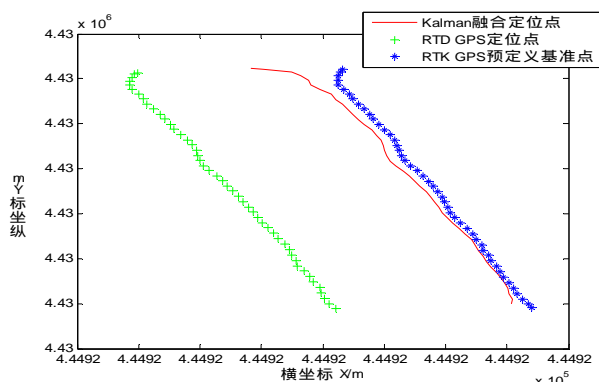


图 5 导航定位效果图

Fig.5 The effect image of navigation positioning

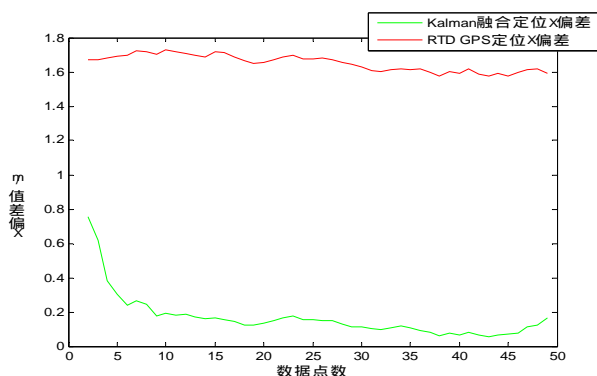


图 6 X 方向偏差分析

Fig 6 The error of X direction

图 5 中绿色 '+' 线为 RTD GPS 定位数据，即融合前的数据；蓝色 '*' 线为 RTK GPS 定位数据，即参考数据；红色直线为 Kalman 滤波器融合后的定位数据。

可见，使用该融合算法后，定位数据在开始的一个范围内偏离较大，稳定后即接近基准数据。图 6 为 X 方向偏差的比较图，图中红色曲线为单独使用 RTD GPS 进行定位误差，绿色曲线为 Kalman 滤波器融合后的定位误差。从图中可以看出，使用机器视觉和 RTD GPS 融合后的数据偏差明显小于融合之前，定位效果得到改善。

为了直观的验证该多传感器融合定位系统的定位效果，分别选择 X 方向的极差，平均偏差和均方误差进行分析，如表 1 所示：

表 1 X 方向定位效果分析

Table 1 The analysis of positioning results of X direction

| | 极差 | 平均偏差 | 均方误差 |
|---------|--------|--------|--------|
| RTD GPS | 1.7301 | 1.6519 | 1.6526 |
| 融合后 | 0.7538 | 0.1647 | 0.2080 |

从表 1 中可以看出，融合后的极差，平均偏差和均方误差较融合之前均有所减小，使用 Kalman 滤波方法融合 RTD GPS 和机器视觉信息的方法进行导航，定位精度较单独使用 RTD GPS 导航有较大的提高，稳定性较单独使用机器视觉导航也有所提高，其性能优于单独使用一种传感器进行导航。

5 结论

本文以改进的四轮电瓶车为试验平台，使用 RTD GPS 获取电瓶车的位置信息，机器视觉获取电瓶车的位姿信息，研究了多传感器融合定位方法。采用 Kalman 滤波方法将 RTD GPS 和机器视觉的信息进行融合，根据航位推算原理，建立了 Kalman 滤波器的模型。通过对实验结果的分析可知，经过 Kalman 滤波器融合之后，横向偏差不超过 0.76m，平均偏差达到 0.1647m，均方误差为 0.2080m，与单独使用 RTD GPS 有较大的提高。由此可知，基于 Kalman 滤波器的机器视觉自动导航定位算法能够有效的提高导航系统的定位精度和鲁棒性，克服了单独使用 RTD GPS 定位精度不高和单独使用机器视觉定位鲁棒性不好的缺点，整体性能得到提高。

[参 考 文 献]

- [1] Trimble AgGPS 750 用户手册
- [2] 沈明霞，姬长英，农业机器人视觉导航技术发展展望[J]. 农业机械学报，2005，32(1):109-111.
- [3] 罗锡文，张智刚，周志艳. 轮式农业机械的多传感器组合定位技术研究. 中国农业工程学会 2005 年学术年会论文集 [C]，2005：73-80.
- [4] Han S, Zhang Q and Noh H et al. A dynamic performance evaluation method for DGPS receivers under linear

- parallel-tracking applications. ASAE Paper, 2004, pp.321-329
- [5] F. Rovira-Mas, Q. Zhang, J. F. Reid and J. D. Will. Machine Vision Row Crop Detection Using Blob Analysis and the Hough Transform, ASAE Paper, 2002, pp.2-4.
- [6] 陈兵旗,渡边兼五,东城清秀.插秧机器人的视觉研究-由 Hough 变换检出目标苗列的中心线[J]. 日本农业机械学会杂志,1997,59 (3) :23-28.
- [7] 张广军. 机器视觉[M].科学出版社, 2005.
- [8] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜.多元信息融合[M]. 清华大学出版社, 2006 : 29~41.
- [9] 孟祥健.农业机械自动导航系统定位及控制方法研究[D].北京: 中国农业大学, 2008.

Research of Machine Vision Automatic Navigation Positioning Method Based on Kalman Filter

Chen Yan¹, Zhang Man¹, Liu Zhaoxiang¹, Liu Chunhong¹, Ma Wenqiang¹,

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, China Agricultural University, Beijing, 100083 , China 2.College of Information and Science & Technology, Agricultural University of Hebei, Hebei, Baoding, 071000, China)

Abstract: Visual information fused other sensor information to provide accurate and reliable location information for the agricultural machinery is the main direction of research in recent years. In this paper, the research platform is an improved battery car, build up a multi-sensor combination navigation positioning system based on DGPS and CCD camera. In this system, GPS used to obtain the absolute positioning information and speed, CCD camera used to obtain relative positioning information of farm machinery. On the basis of this platform, use extended Kalman filter to fuse the above sensor information, provide accurate location information of the vehicle. The contrast of single sensor positioning and multi-sensor positioning system showed that the multi-sensor fusion system has better robustness than single sensor system, lateral tracking error is reduced to some extent, and the algorithm is able to meet the requirements of automatic navigation system of agricultural machinery.

Keywords: Kalman filter; machine vision; automatic navigation; sensor fusion