

移动机器人导航系统中的车道线检测方法及实现

王志¹, 汪步云^{1,2}, 胡汉春¹, 郭宇杰^{1,2}, 黄玉成^{1,2}, 许德章^{1,2}

(1. 芜湖安普机器人产业技术研究院有限公司 研发部, 安徽 芜湖 241007;

2. 芜湖安普机器人产业技术研究院有限公司 院士工作站, 安徽 芜湖 241007;

3. 安徽工程大学 机械与汽车工程学院, 安徽 芜湖 241000)

摘要: 针对室外移动机器人 GPS 与惯性导航不足之处, 在 GPS 与惯性导航基础上, 提出了采用视觉检测方法实时识别路面的车道线信息, 对移动机器人进行辅助定位; 在传统的 Canny 边缘检测算子基础上, 提出了使用改进型小波阈值算法与 Canny 边缘检测算子进行融合处理, 其基本原理是先使用改进型小波阈值算法, 代替传统的高斯滤波器进行平滑和降噪处理, 然后再使用 Canny 边缘检测算子提取边缘特征; 最后使用 matlab 软件对采集到的路面视频信息进行处理, 计算出移动机器人相对于路面车道线的偏转角度和偏离距离; 实验发现 12 000 帧图像中仅有 892 帧图像检测失败, 成功率达到 92.6%, 取得较好效果; 为移动机器人的室外自主移动提供有力支撑。

关键词: 移动机器人; 车道线; Canny 边缘检测算子; 小波阈值

Method and Realization of Lane Detection in Mobile Robot Navigation System

Wang Zhi¹, Wang Buyun^{1,2}, Hu Hanchun¹, Guo Yujie^{1,2}, Huang Yucheng^{1,2}, Xu Dezhang^{1,2}

(1. Institute of Technology robotics industry, Anhui Polytechnic University, Research and Development Department, Wuhu 241007, China; 2. Academician Workstation, Institute of Technology Robotics Industry, Anhui Polytechnic

University, Research and Development Department, Wuhu 241007, China; 3. School of Mechanical and Automotive Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract: Aiming at the deficiency of GPS and inertial navigation of outdoor mobile robot, this paper puts forward a visual detection method to identify the lane line information of the road surface in real time to assist position of the mobile robot based on GPS and inertial navigation. On the basis of the traditional Canny edge detection operator, the improved wavelet threshold algorithm and the Canny edge detection operator are used for fusion processing. The basic principle is to use the improved wavelet threshold algorithm to replace the traditional Gaussian filter for smoothing and noise reduction. After that, the Canny edge detection operator is used to extract the edge features. Finally, Matlab software was used to process the collected road surface video information, and the deflection Angle and deviation distance of the mobile robot relative to the road lane line were calculated. The experiment found that only 892 out of 12, 000 frames of images failed to detect, with a success rate of 92.6%, achieving a good effect and provide strong support for outdoor autonomous movement of mobile robot.

Keywords: mobile robot; lane lines; Canny edge detection operator; wavelet transform

0 引言

GPS 与惯性导航技术一直是室外移动机器人的重要导

航方式之一。但是, 在不使用 RTK 技术时, 民用 GPS 的定位精度通常最高只能做到动态误差 1 米左右, 静态误差 1.5 米左右, 在很多工况下, 这种精度并不够; 同时, 当周围建筑物较多的室外环境下, GPS 信号容易受遮挡并丢失信号, 造成 GPS 定位不准或者根本不能定位; 当失去 GPS 信号后, 如果以纯惯性导航模式工作时, 其误差将随着导航时间增加而累积^[1], 所以很难依赖纯惯导模式单独工作。为弥补 GPS 与惯性导航组合不足之处。提出采用机器视觉识别车道线作为辅助定位技术手段。当前, 车道线检测广泛应用于汽车的无人驾驶过程, 常用于车道偏离报警、高级辅助驾驶等。通过识别路面车道线, 对是移动机器人 GPS+惯性导航进行补充修正, 提高移动机器人室外导航的可靠性及稳定性。

路面车道线检测基本流程可以分解为以下几个步骤^[2]:

收稿日期: 2019-02-14; 修回日期: 2019-03-29。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61741101); 安徽省自然科学基金项目(1608085QF154); 安徽省科技攻关项目(1604a0902125); 安徽省教育厅高校科学研究重大项目(KJ2018ZD014); 芜湖市科技计划项目(2016exy03); 安徽工程大学引进人才科研启动基金项目(2017YQQ008); 安徽工程大学引进人才科研启动基金项目(2015YQQ005); 安徽工程大学科技成果转化引导基金; 安徽工程大学创新团队。

作者简介: 王志(1987-), 男, 硕士研究生, 主要从事机器人信息感知方向的研究。

许德章(1964-), 男, 博士研究生, 教授, 主要从事机器人信息感知方向的研究。

系统读取图像信息,对读取到的图像信息做灰度处理,对图像做二值化处理,提取图像的边缘特征并进行滤波处理,霍夫变换,最后计算移动机器人相对车道线的偏转角度和偏离距离。

1 车道线检测预处理

1.1 图像的灰度处理和降噪处理

因为摄像头采集的是彩色图像,而彩色图像信息量非常大,为了不影系统处理的实时性,需要先对图像做灰度处理。灰度处理后信息量较少但是能非常好的读取 R 、 G 、 B 三方位的信息量^[3]。因为移动机器人测试的路面主要集中在柏油路面,道路的背景色偏黑色,同时获取的路面车道线信息主要是白色和黄色两种,所以在对路面图像灰度化处理中给予 G 方位信息较大权重,从而将车道线信息从路面背景图像中突显出来。

灰度处理可表示为:

$$f(i,j) = a \times R(i,j) + b \times G(i,j) + c \times B(i,j) \quad (1)$$

其中: $f(i,j)$ 为处理后的灰度图, $R(i,j)$ 、 $G(i,j)$ 、 $B(i,j)$ 分别表示 R 、 G 、 B 三方位的信息量。根据以往经验, $a = 0.3$, $b = 0.59$, $c = 0.11$ 。

车道路面图像信息主要是加性干扰噪声,由于受到天气、周围环境以及传感器自身的电子噪声干扰影响,图像信息在传输过程中,会受噪声信号影响而失真。为了降低噪声对后续处理过程的影响,需要消除噪声信号。

为了提高图像处理的实时性,采用空域滤波器进行降噪处理。常见的空域滤波器分为线性滤波器和非线性滤波器。线性滤波器在使用过程中,会使得图像中的车道线边缘和轮毂信息变得模糊,在后续处理过程中,降低车道线信息的识别率,为了既能有效降低图像噪声提高图像质量,又不会使车道线信息过分丢失,采用非线性滤波器对图像进行降噪处理。

中值滤波器是一种常见的非线性滤波器,具有算法简单,实时性好的优点。其基本原理是将读取到的图像中某一像素邻域的像素值按照大小进行降序排列,并将获取到的中间值作为这个像素点的灰度值。

中值滤波器的表达式可表示为:

$$f(i,j) = \text{median}\{S_{f(i,j)}\} \quad (2)$$

上述公式(2)中: $\{S_{f(i,j)}\}$ 是像素点 $f(i,j)$ 的领域。

1.2 图像感兴趣区域划分

在进行车道线检测的过程中,通常图像的上半部分是天空或者其它背景部分,而路面车道线等关键信息则主要出现在图像的上下半部分。为了提高系统工作的准确性以及实时性,滤出图像中其它无关信息的干扰,需要系统只对感兴趣的区域进行搜索,这样就需要对图像的感兴趣区域进行划分。

假设从视觉摄像头上获得的原始路面图像信息是 $I^{m \times n}$, m 和 n 分别表示图像 $I^{m \times n}$ 的行数以及列数。在视觉摄像头固定到移动机器人车体上后,路面车道线图像感兴趣区域的

下部分边界就处于车体前部的某一个固定区域,车道线图像感兴趣区域的上半部分位于两条车道的交汇处,这个交汇区域也基本是固定的。因此,路面车道线图像感兴趣区域就位于下半部分边界区域以及上半部分边界车道线交汇区域内。

为了确定感兴趣区域的上边界和下边界与原始图像 $I^{m \times n}$ 之间的关系,选择了两个固定值 k_1 和 k_2 ,分别表示上边界和下边界与原始图像的关系,从而将感兴趣区域粗略确定下来。这里记图像感兴趣区域为 $I_R^{m \times n}$ 。

k_1 和 k_2 与原始图像 $I^{m \times n}$ 的关系可以表示为:

$$\begin{cases} \frac{m_1}{m} = k_1 & k_1 \in (1,2) \\ \frac{m_2}{m} = k_2 & k_2 \in (1,2) \end{cases} \quad (3)$$

上述公式(3)中 m_1 和 m_2 分别是上边界和下边界在原始图像中像素点的行数, k_1 和 k_2 分别是上边界与下边界与原始图像之间比值,且根据实际测量结果,令 $k_1 = 0.6$, $k_2 = 0.2$ 。

1.3 图像的二值化处理

在对采集到的车道线视频图像做灰度处理后,为了使车道线轮廓更突显,剔除更多干扰信息,提高系统的鲁棒性及实时性,还需要对图像作二值化处理。文章采用 Otsu 算法对图像做二值化处理^[4]。

Otsu 算法又称为最大类间方差法或大律法,其基本思路是按照图像灰度特性(某个阈值 T)分割的图像像素点两部分(车道线像素集和背景像素集)的最大类间方差 σ^2 。类间方差 σ^2 越大,车道线像素集和背景像素的差异就越大,二值化效果就越好^[5]。Otsu 算法的二值化阈值确定如下:

$$\sigma^2(t) = \omega_1(t)(\mu_1(t) - \mu)^2 + \omega_2(\mu_2(t) - \mu)^2 \quad (4)$$

其中: t 为某个时刻阈值, t_1 为被背景像素集, ω_1 灰度平均值, μ_2 为车道线像素集, ω_2 灰度平均值, μ 为整幅图像的平均灰度值。 $t \in \{0,1,2,3,\dots,L,\dots,255\}$, \arg 表示求反函数。

二值化处理过程如下式(3):

$$g(i,j)_L = \begin{cases} 255 & g(i,j) \geq T \\ 0 & g(i,j) < T \end{cases} \quad (5)$$

其中: $g(i,j)_L$ 为二值化处理后图像, $g(i,j)$ 为处理前的灰度图。

1.4 改进型小波阈值函数与 Canny 算子融合

图像边沿特征提取是对图像剧烈变化或者不连续的像素点的集合,如灰度值突变、颜色突变、结构突变的像素点等。图像的边沿特征提取是车道线检测的一个重要环节,边缘特征信息提取的准确性对系统的检测效果有着重要影响。常用的边缘检测算子有 Canny 检测算子、LOG 检测算子、Soble 检测算子。由于 Canny 检测算子具有检测精度高、检测速度快的特点,因而应用较为广泛。

传统的 Canny 检测算子边缘特征提取可分为以下几个步骤^[6]:

- 1) 采用高斯滤波器对图像进行平滑处理;
- 2) 计算梯度的幅值方向;

- 3) 非极大值抑制;
- 4) 采用双阈值算法对边缘作检测和连接。

上述第一步的高斯滤波器,传统方法是采用二维高斯函数下式(7)来构造滤波函数,过程是先对原始图像按行和列作平滑处理, σ 是高斯函数的标准差,决定了函数的平滑程度;然后采用下式(7)计算 I 在 (i,j) 处垂直和水平方向上的偏导数;之后根据下式(8)分别计算出 I 在 (i,j) 处的梯度模和梯度方向;若图像 I 在 (i,j) 处的像素点梯度模大于或等于沿梯度方向两个相近像素点的梯度模,则说明这个当前的像素点可能是边缘点;最后使用双阈值算法对边缘作检测及连接。

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

$$\begin{cases} G_x[x,y] = \frac{(I[i+1,j] - I[i,j] + I[i+1,j+1] - I[i,j+1])}{2} \\ G_y[x,y] = \frac{(I[i+1,j] - I[i,j] + I[i+1,j+1] - I[i,j+1])}{2} \end{cases} \quad (7)$$

上述公式(7)中: $G_x[x,y]$ 为水平方向偏导数, $G_y[x,y]$ 为垂直方向偏导数。

$$\begin{cases} M(i,j) = \sqrt{G_x^2[i,j] + G_y^2[i,j]} \\ \theta(i,j) = \arctan \frac{G_y[i,j]}{G_x[i,j]} \end{cases} \quad (8)$$

上述公式(8)中: $M(i,j)$ 为梯度模, $\theta(i,j)$ 为梯度方向。

传统的 Canny 算子边沿特征提取算法因为首先使用高斯低通滤波器对图像作平滑处理,但是高斯滤波器存在对图像的过度平滑问题^[7],为了改善边沿特征提取效果,提出一种改进型的小波阈值算法代替高斯滤波器对图像进行平滑处理,取得了较好的效果。

常见的小波阈值函数分为软阈值函数和硬阈值函数两种^[8],文章采用一种新的小波阈值函数如下:

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \omega_{j,k} - \text{sgn}(\omega_{j,k}) \frac{\lambda^{\sqrt{m}}}{2 |\omega_{j,k}|^{\sqrt{m-1}}}, & |\omega_{j,k}| > \lambda \\ \text{sgn}(\omega_{j,k}) \frac{|\omega_{j,k}|^{\sqrt{m+1}}}{\lambda^{\sqrt{m}}}, & |\omega_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (9)$$

上述公式(9)中: $\hat{\omega}_{j,k}$ 为经过处理后的小波系数, $\omega_{j,k}$ 为处理前的小波系数, λ 为阈值, sgn 为符号函数。 m 为改进型阈值函数的调整参数, $m \in [1, +\infty)$ 。

当参数 $m=1$ 时,改进型阈值函数与软阈值函数的曲线几乎重合;当 $m > 1$ 时,函数的曲线逐渐接近于硬阈值函数。

使用改进型小波函数与 Canny 算子边缘检测的相融合的算法处理过程如下:

- 1) 对原始含噪图像 $f(i,j)$ 使用 Canny 算子作边缘检测,并得到处理后的边缘图像 $f_c(i,j)$;

- 2) 对原始图像 $f(i,j)$ 和处理后的图像 $f_c(i,j)$ 作 3 层小波分解,分别得到小波域图像 $W_{f(i,j)}$ 和 $W_{f_c(i,j)}$;

- 3) 对小波域图像 $W_{f(i,j)}$ 和 $W_{f_c(i,j)}$ 分别做阈值处理,得到 $W'_{f(i,j)}$ 和 $W'_{f_c(i,j)}$;

- 4) 对图像的对应像素使用公式(10)作加权处理,其中加权系数 $r \in (0,1)$;

$$W = rW'_{f_c(i,j)} + (1-r)W'_{f(i,j)} \quad (10)$$

第五步:对双阈值处理得到的图像 W 作小波变换,得到最终的重构图像。

下图分别是传统 Canny 算子边缘提取算法和改进型算法的效果对比:可以看出相对于传统 Canny 算法,改进型算法通过选择合适的小波阈值参数 m 值,图像边缘的细节特征保留更好,车道线的轮廓清晰;传统的 Canny 算法由于高斯滤波器对图像的过度平滑而造成车道线的边缘模糊且有不同程度的信息丢失^[9]。



图 1 原图像的边沿特征提取

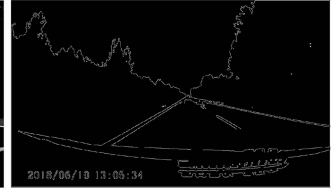


图 2 传统 Canny 算子边沿特征提取

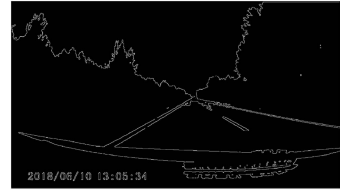


图 3 改进型 Canny 算子边沿特征提取

为了定性分析实验结果,使用方差、平均梯度、信息熵作为评价指标。方差评价灰度值的分散程度;平均梯度评价图像清晰程度,也就是图像边缘细节的保留程度,这是分析的关键指标;信息熵评价图像灰度值的一致性。

根据表 1 可知,从平均梯度值来看,使用改进的小波阈值函数与 canny 算子融合,相对于传统的高斯滤波器与 canny 算子融合,前者的平均梯度值较大,说明改进型算法在保留边缘细节信息上效果较为明显,也就是边沿特征提取的效果更好。从信息熵来看,改进的小波阈值函数与 canny 算子融合算法的值比传统算法值大,则说明改进型算法保持灰度的一致性效果更好。综上,改进的小波阈值函数与 canny 算子融合算法相对于传统高斯滤波器与 canny 算子融合算法有优势。

1.5 霍夫变换

最后采用霍夫变换,识别图像中感兴趣区域的中的直线。霍夫变换是一种用于机器视觉、图像分析处理、数字图像处理等的一种图像特征提取技术。常用于检测图像中

表 1 两种算法参数评价

图像名称	平均梯度	信息熵	方差
原始图像	5.18	7.012	28.30
改进型算法	6.79	7.83	31.17
传统算法	6.44	7.94	31.06

的直线特征集合点。在一个直角坐标系中,过其中点 $A(x_1, y_1)$ 的直线可以描述为: $y_1 = kx_1 + b$, 过其中另一点 $B(x_1, y_2)$ 的直线描述为: $y_2 = kx_2 + b$ 。如果把上述两组方程视作 (k, b) 参数空间表达式,那么上述两个方程的解即通过点 $A(x_1, y_1)$ 和点 $B(x_1, y_2)$ 的直线。

之后把原直角坐标系的点转换到极坐标系,则两点 $A(x_1, y_1)$ 和 $B(x_1, y_2)$ 在参数空间 (ρ, θ) 表示为两条曲线。 A 和 B 在极坐标系内的交点就是二者在直角坐标系中经过 A, B 的直线,这时 ρ 就是直线到原点之间的距离, θ 就是直线与 x 轴之间的夹角^[10]。即说明当直角坐标系中的任意一点转换到极坐标下时,则表达为一条正弦或余弦曲线,而当任意两条曲线在极坐标系 (ρ_i, θ_i) 处有交点,则说明这条曲线在直角坐标系中相应的处于斜率-截距的参数空间 (k_i, θ_i) 上。

具体转换关系如图 4 所示。

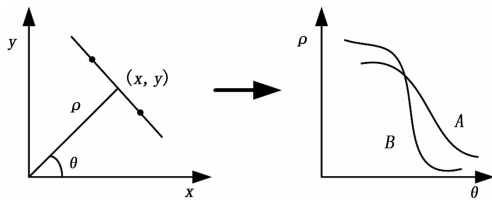


图 4 霍夫变换原理图

由霍夫变换的原理可得知,在极坐标空间中曲线可由任意两点构成,曲线的交点在参数 (k_i, b_i) 确定的直线上。由此,我们可以确定在原图中是否存在该直线。

在使用霍夫变换时,通常采用投票方式对图像中的直线进行统计。预先设定阈值 η ,当处于 (k_i, b_i) 上的点的数量大于阈值 η ,则可以认定确实有一条直线 $y = k_i x + b_i$ 存在于图像中。在直角坐标系中的参数 (k, b) 和极坐标系中的参数 (ρ, θ) 是相互对应的,其关系如下所示:

$$\begin{cases} k = -\cot\theta \\ b = \frac{\rho}{\sin\theta} \\ \rho = x\cos\theta + y\sin\theta \end{cases} \quad (11)$$

上述公式 (11) 中: ρ 为直线与原点间的距离, θ 为直角坐标系下直线与横坐标之间的夹角。

通过霍夫变换之后,直角坐标系 (x, y) 平面内的直线就被映射到了极坐标系平面。统计处于极坐标系参数 (ρ_i, θ_i) 上点的数量,当其中的点数量达到预先设定的阈值 η 时,则可以确定其中的一条直线^[12]。

在实际测试过程中,为了方便编程,采用如下方法获

取交点: 设某图像的对角线为 $n, \rho \in [0, n], \theta \in [-\pi/2, \pi/2]$, 使用二维数组 $Hough[\rho][\theta]$ 用来统计处于 (ρ, θ) 参数空间中的交点数,其中 θ 将 1° 作为基本增量单位, ρ 将 1 作为基本增量单位,增量单位愈小则计算愈精确。

2 移动机器人偏离车道线的角度及距离测算

2.1 系统模型及参数

将视觉摄像头安装于机器人前方,记录摄像头的安装高度 h 和俯角 θ ,参数 h 和 θ 在机器人移动期间为固定参数。因此,机器人的位置可以由偏转角度 β 和到车道线的偏离距离 d 决定^[13]。系统模型如图 5 所示。

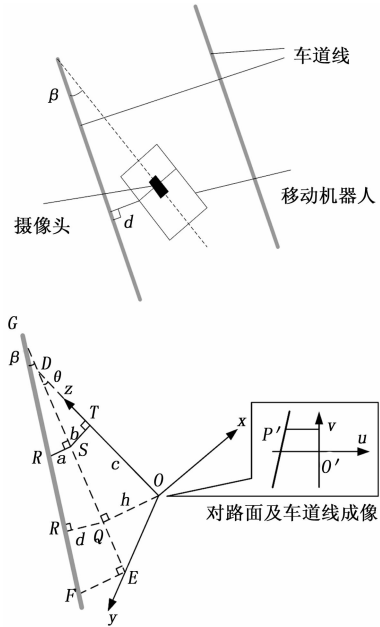


图 5 系统模型

将摄像头作为坐标原点 O , 并建立空间坐标系,将摄像头朝向定义为 Z 轴,和路面相交于 D 点, OQ 为摄像头的高度 h , $\angle ODQ$ 为摄像俯角 θ 。

在 ODQ 平面内,离 z 相较于图像尺寸 u, v 很大时,其变换关系可由下式 (12) 过 O 点作 OD 垂线与路面相交于 E 点, OE 定义为 y 轴,过 O 点作 ZOY 平面的垂线,定义为 x 轴。从而 xyz 构成了一组空间直角坐标系。同时,在图像平面建立一组二维坐标系,图中的点 O' 作为原点,其横坐标分别为 u, v 。当成像距) 表示:

$$u = \frac{fx}{z}, v = \frac{fy}{z} \quad (12)$$

其中: f 定义为成像系统焦距。

在移动机器人与车道线停放夹角为 $\beta = 45^\circ$ 情况下,通过下式 (13) 推导出来:

$$f = \frac{n_0 \cos\theta}{m_0 - \sin\theta} \quad (13)$$

其中: θ 为摄像头俯角, n_0 和 m_0 分别是每一帧车道线的直线方程参数。

2.2 移动机器人偏离车道线参数计算

根据摄像头的高度 h 、俯角 θ 和测算得到的 f ，可以计算出移动机器人的偏转角 β 和相对车道线的偏离距离 d 。取车道线上的任意一点 P ，其在空间坐标系 xyz 中的坐标为 (a, b, c) ， P' 为其在拍摄图像中的对应的像素点，可以推导出以下两个表达式：

$$ncos\theta\cos\beta + fsin\theta\cos\beta - mf\sin\beta = 0 \quad (14)$$

$$mh\sin\theta\sin\beta + md\cos\theta - h\cos\beta = 0 \quad (15)$$

根据上式 (14) 和 (15) 可以计算出偏转角 β 和偏离距离 d 。

$$\beta = \tan^{-1}\left(\frac{ncos\theta + fsin\theta}{mf}\right) \quad (16)$$

$$d = \frac{h\cos\beta - mh\sin\theta\sin\beta}{m\cos\theta} \quad (17)$$

其中： f 定义为成像系统焦距， h 为摄像头高度值， θ 为摄像头的俯角^[12]。

3 实验结果

为了模拟移动机器人在普通路面上移动的情况，采用在公路上的 5 段行车记录仪视频作为模拟，对每段行车视频采样 2400 帧图片，并对最终采集到的车道线视频图像通过 matlab 仿真软件进行计算。下图 6 和图 7 是任意两张从系统中截取的实时图像信息，蓝线部分及为系统识别到的车道线信息。



图 6 第 1 帧图片



图 7 第 1280 帧图片

表 2 是图 6 和图 7 对应的偏转角 β 和偏离距离 d 。采用 3.2 节的偏离车道线参数计算方法，实时获取到了当前偏转角 β 和偏离距离 d 。系统实时识别了当前第 1 帧图像中的偏转角 $\beta = 4.922379^\circ$ ，偏离距离 $d = 1.13754 \text{ m}$ ，第 1280 帧图像中偏转角 $\beta = 7.138246^\circ$ ，偏离距离 $d = 0.870839 \text{ m}$ 。实验达到了预期效果。

4 结论

文章在 GPS 与惯性导航基础上增加了视觉检测车道线

表 2 偏转角度和偏离距离值实验数据表

图片	偏转角 β	偏离距离 d
第 1 帧	4.922379°	1.137548 m
第 1280 帧	7.138246°	0.870839m

作辅助定位手段。提出了一种改进型边沿特征提取算法，使用改进型小波阈值算法代替传统的高斯滤波器，对图像进行平滑及降噪处理，并取得了较好的效果。最后对视频进行车道线检测，采样了 12 000 帧图像，分别实时获得了每帧车道线图像的偏转角 β 和偏离距离 d 。实验发现 12 000 帧图像中有仅有 892 帧图像检测失败，成功率达到 92.6%，取得了较好的效果。模拟仿真实验对下一步进行移动机器人自主导航测试打下了良好基础。

参考文献：

- [1] 樊宇, 程全. GPS 与惯性导航系统的组合应用研究 [J]. 制造业自动化, 2012, 34 (3): 68-69.
- [2] Lee C, Moon J H. Robust Lane Detection and Tracking for Real-Time Applications [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, PP (99): 1-6.
- [3] Narote S P, Bhujbal P N, Narote A S, et al. A Review of Recent Advances in Lane Detection and Departure Warning System [J]. Pattern Recognition, 2017.
- [4] Satapathy S C, Raja N S M, Rajinikanth V, et al. Multi-level image thresholding using Otsu and chaotic bat algorithm [J]. Neural Computing & Applications, 2016: 1-23.
- [5] 周丽萍, 陈志, 陈达, 等. 基于改进 Otsu 算法的生猪热红外图像耳根特征区域检测 [J]. 农业机械学报, 2016, 47 (4): 228-232.
- [6] 段红燕, 邵豪, 张淑珍, 等. 一种基于 Canny 算子的图像边缘检测改进算法 [J]. 上海交通大学学报, 2016, 50 (12): 1861-1865.
- [7] 赵静, 杨化超. 融合 Canny 算子和小波变换的边缘检测方法 [J]. 计算机仿真, 2017, 34 (6): 277-280.
- [8] 王志, 汪步云, 许德章. 基于 DSP 的机器人末端力控制系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2017, 25 (8): 46-49.
- [9] 郭忠峰, 唐晓晓, 任仲伟, 等. 基于 Canny 算子改进的图像边缘检测算法研究 [J]. 机械研究与应用, 2017, 30 (2): 123-125.
- [10] Cai X, Peng B, Yin X, et al. Hough-Transform-Based Cluster Identification and Modeling for V2V Channels Based on Measurements [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017.
- [11] Göktaş O, Göktaş N I. Hough Transform as a quality test tool for electron beam lithography [J]. Microelectronic Engineering, 2017, 177: 6-8.
- [12] Yu Yufeng, Zhao Huijing, Cui Jinshi, et al. Road structural feature based monocular visual localization for Intelligent vehicle [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43 (5): 725-734.