

# 基于光流法的快速车道线识别算法研究

庄博阳, 段建民, 郑榜贵, 管越

(北京工业大学 信息学部, 北京 100124)

**摘要:** 为提取无人驾驶车前方车道线信息, 提出一种使用光流法的快速车道线识别算法; 首先, 根据连续视频帧之间的时间相关性, 运用光流法检测车辆前方背景的相对移动; 然后, 利用车辆背景中特征点的移动方向和距离, 对本帧图像中车道线的位置进行粗略定位, 从而缩小本帧图像中车道线的检测区域, 加速车道线识别算法; 最后, 通过对车道线像素点的处理, 给出车道线类型信息; 该算法提升了车道线检测算法的效率, 降低了复合算子车道线检测算法的时间复杂度; 在  $720 \times 480$  像素下, 算法实现了 13.5 Hz 的处理速度, 相较仅使用复合算子的处理算法提升了 39.6% 的处理速度, 且算法检测效果良好; 实车实验证明了算法的有效性和实时性。

**关键词:** 无人驾驶; 计算机视觉; 车道线识别; 光流法

## Algorithm Research of Fast Lane Detection Based on Optical Flow

Zhuang Boyang, Duan Jianmin, Zheng Banggui, Guan Yue

(Department of Information Science, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** In order to extract the lane line information of the driverless car, a fast lane line recognition algorithm using the optical flow method is proposed. First, using the temporal correlation between successive video frames, the optical flow method is used to detect the relative movement of the background in front of the vehicle. Then, using the moving direction and distance of the feature points in the background of the vehicle, the position of the lane line in the frame image is roughly positioned, thereby reducing the detection area of the lane line in the frame image and accelerating the lane line recognition algorithm. Finally, the lane line type is analyzed by processing the suspected lane line pixels. The improved algorithm improves the efficiency of the lane detection algorithm and solves the problem of high time complexity of the original multi-operator lane detection algorithm. At  $720 \times 480$  pixels, the processing speed of 13.5 Hz is realized, which is 39.6% faster than the processing algorithm using only the composite operator, and the algorithm detection effect is good. The real vehicle experiment proves the effectiveness and real-time of the algorithm.

**Keywords:** driverless vehicle; computer vision; lane detection; optical flow algorithm

## 0 引言

随着科技逐步发展, 越来越多的学者开始关注和研究无人驾驶。在众多车载传感器中, 摄像头由于低成本、低功耗、包含丰富的色彩信息而备受关注, 并被广泛应用于车道线、道路标识、机动车辆和行人等参数的识别和跟踪上。

车道线识别的方法主要有 Hough 变换方法和基于道路模型方法等。He/Rong 等人<sup>[1]</sup>使用 Canny 算子进行边缘检测, 配合 Hough 变换方法进行车道线检测, 时间复杂度较高; Wang/Wu 等人<sup>[2]</sup>使用预处理、ROI 提取的方法, 并结合 Hough 变换和随机 Hough 变换进行检测, 提高了处理效率。以上两种方法使用 Hough 变换, 通过空间映射方法解决直线检测问题, 因而上述两种算法在检测曲线道路时会丢失部分道路信息, 例如前方道路的转弯信息、车道曲

率等。

Yu/Zhang 等人<sup>[3]</sup>在近场地使用线性方程拟合, 在远场地使用抛物线方程拟合, 并使用车道方向计算车辆偏离距离, 算法在噪声和阴影情况下性能较好, 但是该方法需要良好的车道线边缘特征作为前提, 且因无全局约束而易受到噪音影响。

我们使用复合算子增强道路边缘特征的检测性能, 通过约束条件减少噪音干扰, 最后引入光流算法来改善车道线识别算法的效率。光流算法通过对关键特征点的位置估计, 光流法能够满足运动物体检测、目标跟踪等任务需求, 广泛应用于运动检测<sup>[4-7]</sup>、物件切割<sup>[8]</sup>、碰撞时间与物体膨胀的计算<sup>[9-12]</sup>、运动补偿编码<sup>[13-15]</sup>等方面。

本文介绍基于光流算法的快速车道线识别方法, 使用透视变换和多项式拟合等进行识别, 通过引入光流方法对车道线范围进行动态预估, 从而缩小感兴趣区域、降低车道线识别的算法复杂度。另外, 增加了车道线种类识别算法, 能区分不同种类的车道线。最后, 我们通过进行实车实验验证了所提算法的实时性与有效性。

## 1 图像预处理

### 1.1 图像畸变校正

由于摄像机透镜在制造以及组装过程中会存在偏差,

**收稿日期:** 2019-03-01; **修回日期:** 2019-04-11。

**基金项目:** 北京市属高等学校人才强教计划资助项目 (038000543117004)。

**作者简介:** 庄博阳(1992-), 男, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉在自动驾驶中的应用方向的研究。

段建民(1959-), 男, 博导, 教授, 主要从事车辆环境信息融合与自动驾驶技术等方向的研究。

引入畸变, 导致原始图像失真。因此使用过程中, 我们需要对采集到的图像进行校正。

我们事先使用摄像头从 20 个不同角度拍摄棋盘标定图像, 然后通过逐张分析标定图像, 提取其中的标定板内角点, 据此计算摄像头的校正内参矩阵。

在进行车道线识别时, 我们首先使用校正矩阵对采集到的图像进行畸变校正, 得到畸变校正后的图像, 然后进行后续处理。

### 1.2 图像的边缘检测

图像边缘检测中常用算子有 Canny 算子, Sobel 算子, Laplacian 算子等。其中 Sobel<sup>[16]</sup> 算子是一个经常用于提取图像边缘信息的离散微分算子, 使用 Sobel 算子可产生梯度矢量及其法矢量。我们在后续检测图像边缘信息时主要使用 Sobel 算子进行操作。

Sobel 算子包含两个卷积内核矩阵, 分别为水平方向和垂直方向内核, 卷积内核大小为奇数。将图像和两个内核矩阵作卷积操作, 即可得到横纵向的亮度差分近似值。当内核大小为 3 时, 计算过程如式 (1) ~ (2) 所示。

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A \quad (1)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} 1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * A \quad (2)$$

其中:  $G_x$  和  $G_y$  分别为水平方向和垂直方向边缘检测的图像,  $*$  为平面卷积操作,  $A$  为原始图像。

计算 Sobel 算子的幅值和梯度方向过程如式 (3) ~ (4) 所示。

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (4)$$

其中:  $G$  和  $\theta$  分别为像素点对应的幅值和梯度方向。

## 2 基于光流的快速车道线识别方法

### 2.1 快速识别算法概述

使用复合算子的二值化过程能够捕捉到更多的车道线细节信息, 在结构化道路场景下, 能够较准确地拟合出车道线方程。然而, 由于算法使用了多种算子, 车道线检测算法的复杂度较高, 实时性差, 无法满足 ADAS 和无人驾驶场景下对车道线检测的实时性要求。为此, 我们需要改进算法时间复杂度, 提升实时性能。

加速车道线识别的方法有增加线性约束条件、缩小感兴趣区域等方法。然而增加线性约束条件的方法硬性缩小了检测区域, 对车辆跨越车道线等情况可能存在漏检误检的情况; 缩小感兴趣区域的方法, 为保证检测效果缩小后的感兴趣区域仍然过大。

为此, 本文提出一种利用视频帧的连续性, 通过光流法动态预估车道线范围的方法, 能够动态调整检测的感兴趣区域, 提升车道线识别的实时性。算法的结构框图如图 1

所示。

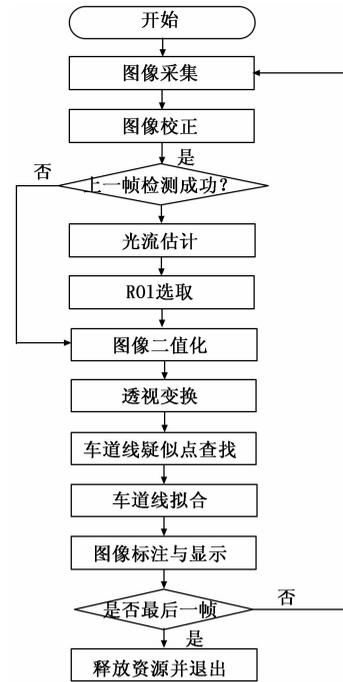


图 1 改进后算法流程图

### 2.2 光流估计方法及动态 ROI 选取

#### 2.2.1 光流算法原理

光流法是利用图像序列中像素在时间域上的变化以及相邻帧之间的相关性来找到上一帧跟当前帧之间关键特征点存在的对应关系, 从而计算出相邻帧之间物体的运动信息的一种方法<sup>[17]</sup>。通过对关键特征点的位置估计, 光流法能够满足运动物体检测、目标跟踪等任务需求。

使用 L-K 光流算法的主要步骤如下:

- 1) 添加新的特征点;
- 2) L-K 光流估计;
- 3) 特征点的筛选。

其中, L-K 光流估计是算法中的主要部分。在灰度不变假设的前提下,  $t$  时刻位于  $(x, y)$  处的像素, 设  $t+dt$  的位置为  $(x+dx, y+dy)$ , 依假设条件有:

$$I(x+dx, y+dy, t+dt) = I(x, y, t) \quad (5)$$

对左边进行泰勒展开, 有:

$$I(x+dx, y+dy, t+dt) \approx I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x}dx + \frac{\partial I}{\partial y}dy + \frac{\partial I}{\partial t}dt \quad (6)$$

依据假设条件, 有:

$$\frac{\partial I}{\partial x}dx + \frac{\partial I}{\partial y}dy + \frac{\partial I}{\partial t}dt = 0 \quad (7)$$

整理得到:

$$\frac{\partial I}{\partial x}dx + \frac{\partial I}{\partial y}dy = -\frac{\partial I}{\partial t}dt \quad (8)$$

不妨记:

$$\frac{\partial x}{\partial t} = u, \frac{\partial y}{\partial t} = v, \frac{\partial I}{\partial x} = I_x, \frac{\partial I}{\partial y} = I_y \quad (9)$$

写成矩阵形式有：

$$\begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = -I_t \quad (10)$$

这是一个带有两个变量的一次方程，只有一个点是无法计算  $u$  和  $v$ 。

L-K 的做法是假设某一个窗口内的像素具有相同的运动。假设窗口大小为  $\tau \times \tau$ ，则有  $\tau^2$  个像素，所以共有  $\tau^2$  个方程：

$$\begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix}_k \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = -I_{t_k}, k = 1, \dots, \tau^2 \quad (11)$$

$$A = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix}_1 \\ \vdots \\ \begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix}_k \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} I_{t_1} \\ \vdots \\ I_{t_k} \end{bmatrix} \quad (12)$$

则方程可变为：

$$A \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = -b \quad (13)$$

这是一个超定线性方程，采用最小二乘解：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}^* = -(A^T A)^{-1} A^T b \quad (14)$$

即可得到  $u$  和  $v$ 。

### 2.2.2 使用光流动态选取 ROI

在上一帧视频车道线成功检测的情况下，首先使用 L-K 光流法对视频帧进行光流估计，在筛选后获得跟踪状态良好的前后视频帧坐标点，并对左右两部分坐标点分别进行分析，得出前方背景的相对运动估计。主要算法步骤如下：

- 1) 针对左右两组坐标点，分别对坐标点位移矢量使用 DBSCAN 聚类算法，剔除前景像素，得到主要背景坐标点；
- 2) 使用加权均值方法，求解前方背景图像的相对位移矢量，计算公式如式 (15) 所示：

$$\vec{a} = \frac{\sum_{i=1}^k \vec{a}_i s_i}{\sum_{i=1}^k s_i} \quad (15)$$

其中  $\vec{a}$  为求得的前方背景图像的相对位移矢量， $\vec{a}_i$  是第  $i$  组征像素点的相对位移矢量，权值  $s_i$  是第  $i$  个特征像素点与车道拟合曲线的距离倒数。

- 3) 使用求得的位移矢量  $\vec{a}$  分别计算左右两侧车道的预估曲线，并将预估曲线的左右宽度为  $b(b = 50)$  的滑动窗口设定为感兴趣区域 (ROI, Region of Interest)。

4) 在感兴趣区域内进行图像二值化、透视变换、车道线像素点查找与曲线拟合。

同时，对加速检测步骤增加判定条件，当出现像素点少于设定阈值或拟合曲线的曲率和范围超出阈值范围时认为检测失败，使用全局的车道线检测算法进行车道线查找。

对车道线预估的效果如图 2 所示。

可以看出，预估车道线位置接近于实际的车道线位置，实际测试中二者相差  $\pm 15$  像素。据此作为车道线提取的动



(上) 校正后图像 (下) 预估信息标注到图像  
图 2 车道线预估效果

态感兴趣区域，可明显缩小后续处理的算法速度。

### 2.3 图像多重二值化算法

由于使用单一算子的算法容易丢失部分细节信息，我们对校正后的图像分别使用以下四种算子进行灰度化处理，综合多种算子能够有效减少细节丢失：

- 1) 水平方向 Sobel 算子灰度化；
- 2) Sobel 算子幅值灰度化；
- 3) Sobel 算子的梯度方向灰度化；
- 4) HLS 空间中 S 通道灰度化。

其中 HSL 色彩模型是工业界的一种颜色标准。HSL 即色相 (Hue)、饱和度 (Saturation)、亮度 (Lightness)，又称 HSL。其中的 S 通道 (饱和度通道) 易于将黄色及白色车道线与周围其他色彩的背景图像进行区分。

灰度化处理后，我们通过加权方法得到综合的灰度图并进行二值化处理，得到应用复合算子的二值化图像。

### 2.4 透视变换及车道线拟合

#### 2.4.1 透视变换

通过透视变换，将图像转换成鸟瞰图，方便进行曲线拟合得到车道线方程。而且，该变换后得到的车道线方程更接近车辆坐标系下的车道线方程，易于计算其他相关参数和辅助车辆进行自动驾驶。透视变换的目标主要聚焦车辆左右的两条车道线上。

#### 2.4.2 车道线像素点的查找

在经透视变换得到的鸟瞰图上查找车道线像素点，查找的主要步骤如下：

- 1) 计算下半部分图像的直方图，并统计直方图在左右两侧的峰值位置；
- 2) 将图像水平切分为 9 等份，在底部切片中使用两个切片等高、200 像素宽的矩形滑动窗口，覆盖直方图左右峰值位置；
- 3) 自底向上移动滑动窗口，依次寻找各个切片中的车道线像素点，并重新定位上切片中滑动矩形的中心；经过查找，我们获得了左右两组车道线像素点。

#### 2.4.3 车道线拟合

对左右两组车道线像素点，分别使用最小二乘法进行二阶多项式拟合，得到透视变换下的车道线方程。

最小二乘法是指按“残差平方和最小”原则选取拟合曲线的方法，常用于解决曲线拟合或函数逼近问题。最小二乘法即找到一组  $\varphi(x)$ ，使：

$$\sum_{i=1}^m |\varphi(x_i) - y_i|^2 \quad (16)$$

最小。其中  $x_i$  和  $y_i$  为第  $i$  横向、纵向观测值,  $\varphi(x)$  为曲线的近似函数。

针对  $\varphi(x)$  为代数多项式, 即:

$$\varphi(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n \quad (17)$$

的情况, 根据多元函数极值必要条件求解, 将结果写成矩阵形式为公式 (18)。

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m 1 & \sum_{i=1}^m x_i & \dots & \sum_{i=1}^m x_i^n \\ \sum_{i=1}^m x_i & \sum_{i=1}^m x_i^2 & \dots & \sum_{i=1}^m x_i^{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^m x_i^n & \sum_{i=1}^m x_i^{n+1} & \dots & \sum_{i=1}^m x_i^{2n} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \dots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m y_i \\ \sum_{i=1}^m x_i y_i \\ \dots \\ \sum_{i=1}^m x_i^n y_i \end{bmatrix} \quad (18)$$

通过对鸟瞰图下车道线像素点的分析, 二阶多项式能够很好地拟合车道线。因此, 在拟合过程中我们使用二阶多项式进行拟合, 当  $n=2$  时,  $\varphi(x)$  多项式为:

$$\varphi(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 \quad (19)$$

此时式 (18) 变为式 (20):

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m 1 & \sum_{i=1}^m x_i & \sum_{i=1}^m x_i^2 \\ \sum_{i=1}^m x_i & \sum_{i=1}^m x_i^2 & \sum_{i=1}^m x_i^3 \\ \sum_{i=1}^m x_i^2 & \sum_{i=1}^m x_i^3 & \sum_{i=1}^m x_i^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m y_i \\ \sum_{i=1}^m x_i y_i \\ \sum_{i=1}^m x_i^2 y_i \end{bmatrix} \quad (20)$$

将查找到的像素点带入式 (20), 从而解出二阶多项式的系数  $a_0$ 、 $a_1$  和  $a_2$ 。

### 2.5 车道线种类识别

在车道线拟合过程中, 我们已经获得了车道线像素点的像素信息, 我们通过对这些像素信息进行处理, 对车道线种类进行分类。

首先, 分别计算左右两侧的车道线像素点的 Y 轴方向直方图, 根据直方图的统计方差将车道线分类为实线和虚线; 然后利用像素点图像的 BGR 通道求均值, 可划分黄色和白色车道线。

算法识别后将种类信息标注到图片上方, 识别效果如图 3 所示。



(上)校正后图像 (下)识别后图像

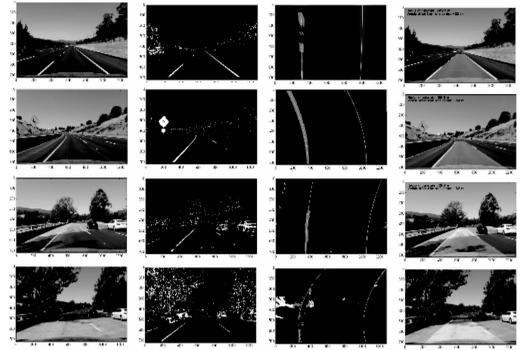
图 3 车道线种类识别效果

经过测试, 识别算法能良好的识别结构化道路场景下的车道线种类。

## 3 算法效果验证

### 3.1 算法效果对比

算法各个步骤的实际效果如图 4 所示。



(a)校正后图像 (b)组合二值化 (c)鸟瞰变换 (d)信息标注

图 4 实际效果

为验证改进算法效果, 我们在不同分辨率下分别统计了算法改进前后算法复杂度对比。

表 1 1280 \* 720 分辨率下算法复杂度对比

算法用时	改进前/ms	改进后/ms	提升
图像校正	15	15	0%
光流检测	---	18	---
图像二值化	159	32	79.8%
像素点查找	2.9	2.4	17.2%
车道线拟合	2.3	1.9	17.4%
信息标注	71	71	0%
总计	250.2	140.3	44%

表 2 720 \* 480 分辨率下算法复杂度对比

算法用时	改进前/ms	改进后/ms	提升
图像校正	6	6	0%
光流检测	---	11	---
图像二值化	75	16	78.6%
像素点查找	1.7	1.0	41.1%
车道线拟合	0.7	0.5	28.6%
信息标注	40	40	0%
总计	123.4	74.5	39.6

表 3 480 \* 320 分辨率下算法复杂度对比

算法用时	改进前/ms	改进后/ms	提升
图像校正	3	3	0%
光流检测	---	---	---
图像二值化	32	9	71.8%
像素点查找	1.4	1.1	21.4%
车道线拟合	0.3	0.3	0%
信息标注	30	29	3%
总计	66.7	42.4	36.4%

由于算法使用车道线预测的方法进行动态加速, 未改

变曲线拟合等算法, 进行加速后的算法对于车道线检测的效果和原始算法无明显变化。

在未明显降低准确率的前提下, 改进算法主要加速了图像二值化步骤的复杂度, 显著提升了二值化的速度, 另外由于缩小了感兴趣区域, 也加快了像素点查找的速度。

### 3.2 实验条件及平台

本文利用的实验平台是名为 BJUT-IV (Beijing University of Technology Intelligent Vehicle) 的自主研发无人驾驶车, 在车辆的前方顶部正中的位置安装摄像头来采集实验数据。摄像头选用 FonHoo 公司的镜王系列 CCD 产品, 配备 1.2 大光圈和 6 mm 固定焦距的镜头, 可提供多种分辨率输出, 具有良好的色彩还原能力和稳定性。



图 5 实验实际场景图

### 3.3 实验实验结果

算法能良好的识别测试道路中的车道线。在摄像头采集图像为 640 × 480 分辨率下, 算法单帧识别耗时 63 ms, 识别速度为 15.87 fps, 达到了车道线识别的实时性要求。实验效果如图 6 所示。



(上)校正后图像 (下)识别后图像  
图 6 车道线预估效果

## 4 结束语

提出的快速车道线加速识别算法, 在车道线检测中, 利用连续视频帧之间的时间相关性, 通过光流方法检测车辆前方背景的相对移动, 对下一帧中车道线的位置进行动态 ROI 选取, 这种方法能够有效缩短车道线识别的时间消耗。经过实验验证, 提出的算法可以有效的感知无人驾驶车辆前方的信息, 为无人驾驶决策层提供有效信息, 同时也提高了无人驾驶车的安全性。

(上接第 132 页)

### 参考文献:

[1] 李东, 王珏, 何巍, 等. 长征五号运载火箭总体方案及关键技术 [J]. 导弹与航天运载技术, 2017, 353 (3): 1-5.

[2] 朱祥玲, 周进. 基于图像处理的导弹飞行关键事件检测算法 [J]. 飞行器测控学报, 2013, 32 (2): 142-146.

[3] 李正周. 序列图像运动点目标快速检测与跟踪方法 [J]. 红外与激光工程, 2002, 12, 31 (6): 473-477.

[4] 李帅, 侯德华, 高杰, 等. 基于数学形态学的路面裂缝图像处理技术 [J]. 公路工程, 2018, 43 (2): 270-274.

### 参考文献:

[1] He Jia, Rong Hui, Gong Jinfeng and Huang Wei. A lane detection method for lane departure warning system [A]. 2010 International Conference on Optoelectronics and Image Processing [C]. 2010.

[2] Wang Jianfeng, Wu Ye, Liang Zehua, et al. Lane detection based on random Hough transform on region of interesting [A]. Proceedings of the IEEE 2010 International Conference on Information and Automation Zehua [C]. June 2010.

[3] Yu Bing, Zhang Weigong, Cai Yingfeng. A lane departure warning system based on machine vision [A]. 2008 IEEE Pacific Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application [C]. 2008.

[4] 王聪, 刘明光, 齐飞. 智能视频监控动态目标检测与识别算法综述 [J]. 电气技术, 2018 (9): 6-11.

[5] 陈婧, 李光场, 陈鲤文. 面向仓库监控的改进式动态物体检测系统的设计 [J]. 福建工程学院学报. 2018 (4): 336-340.

[6] 周杨, 胡桂明, 黄东芳. 基于光流与 Mean Shift 算法的运动目标检测 [J]. 信息技术, 2016 (11): 163-168.

[7] 郝慧琴, 王耀力. 基于帧间差分 and 金字塔光流法的运动目标检测 [J]. 电视技术, 2016 (7): 134-138.

[8] 杨春生. 水平转动摄像头下的移动物体切割 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.

[9] 陈至坤, 曾凯. 一种改进的 HS 光流法在机器人避障系统中的应用 [J]. 科学技术与工程, 2017 (4): 234-238.

[10] 郑来芳. 结合光流和人工势场风管清扫机器人障碍物检测与避障方法研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2015.

[11] 李巍. 一种基于光流法的三维互动系统的研究与实现 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2007.

[12] 郭恩庆. 基于视觉的高速公路前方车辆检测 [D]. 长春: 吉林大学, 2007.

[13] 林泉. 肺癌放疗中的肿瘤运动补偿技术研究 [D]. 南昌: 南昌航空大学, 2018.

[14] 闫兴亚, 薛红红. 基于 ORB 与光流法的增强现实注册算法研究 [J]. 电子设计工程, 2017 (13): 40-43.

[15] 周燕秋. 服务机器人视觉追踪技术研究 [D]. 上海: 上海师范大学, 2018.

[16] 毛星云, 冷雪飞. OpenCV3 编程入门 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.

[17] 尹红娟, 栾帅. 三帧差分运动目标检测算法分析与验证. [J]. 计算机与数字工程, 2017 (1): 69-71.

[5] 朱庆华, 常莹. 基于数学形态学预处理的 Canny 边缘检测算法 [J]. 中国市场, 2016, 49 (12): 85-86.

[6] 李彤华. NTP 协议及其在航天测控计算机系统中的应用研究 [J]. 飞行器测控学报, 2008, 27 (6): 43-47.

[7] 赵英. 基于 NTP 的网络时间服务测量 [J]. 计算机工程与应用, 2006, 42 (1): 99-100.

[8] 涂文杰, 杨雷, 谭显春. 时间统一系统同步误差测量方法研究 [J]. 中国舰船研究, 2009, 4 (6): 62-65.

[9] 童宝润. 时间统一系统 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.