



高速公路相机全自动标定及车道空间模型构建

蒋俊杰¹, 沈傲东¹

(1. 东南大学软件学院, 南京, 211189)

摘要: 本文提出了一种新的高速公路相机全自动标定方法, 并构建高速公路场景下的车道坐标系模型, 以准确描绘视频监控系统中车辆的空间定位。基于图像分割提取车道平面, 提出了一种针对高速公路场景的车道线全自动检测方法, 进而构建车道标定坐标系, 计算相机参数的最优解。实验结果表明, 本文方法在复杂交通环境中的标定精确度超过 95%, 优于现有技术。此外, 提出的道路形态自适应车道坐标系模型, 有效地解决了监控视频分析中, 车辆与车道间相对位置描述的问题。

关键词: 交通工程; 车道线检测; 相机自动标定; 车道坐标系

Fully automatic calibration of highway cameras and construction of lane space model

Junjie Jiang¹, Aodong Shen¹

(1. School of Software, Southeast University, Nanjing, 211189)

Abstract: This paper proposes a new fully automatic calibration method for highway cameras and constructs a lane coordinate system model in highway scenes to accurately depict the spatial positioning of vehicles in video surveillance systems. Based on image segmentation to extract the lane plane, a fully automatic lane line detection method for highway scenes is proposed, and then a lane calibration coordinate system is constructed to calculate the optimal solution of camera parameters. Experimental results show that the calibration accuracy of this method in complex traffic environments exceeds 95%, which is better than the existing technology. In addition, the proposed road shape adaptive lane coordinate system model effectively solves the problem of describing the relative position between vehicles and lanes in surveillance video analysis.

Key words: Traffic engineering; Lane line detection; Automatic camera calibration; Road coordinate system

中国 160,000 公里高速公路已基本实现视频监控全覆盖, 但许多摄像头多用于记录交通事件, 大量的视频数据并没有得到有效的分析利用, 其关键挑战是如何从视频中提取交通目标的时空运动信息。利用广泛的监控和道路参照物, 实现相机自动标定, 以建立车道坐标系, 从而精确获取交通目标位置, 建立时空轨迹, 对交通安全感知和流量优化至关重要^[1]。近些年, 随着云台控制摄像头的普及, 相机位置和角度的变化要求系统能实时重新自动标定, 以保证交通参数准确。这对提高交通管理效率和安全具有重要价值。

在交通监控场景的相机标定领域, 很多学者提出各种不同的解决方法^[2-11]。其中, 采用单消失点模型结合多重道路几何标识的约束优化方法^[8], 在鲁棒性和精确度方面都显示出了优越性。本文在此基础上进行了创新和优化: 首先, 通过分析车辆运动轨迹和应用图像分割技术, 从视频图像中分离出车道区域。然后, 在该车道区域内, 提出了一种专门针对高速公路场景的车道线检测方法以精确提取车道线信息, 并使用车道的虚线标识来建立一个标定坐标系。紧接着, 结合车辆轨迹和车道线信息来确定最优的消失点, 以此初始化相机的参数。在此基础上, 通过标定坐标系内的点, 设置非线性约束条件, 进而通过迭代优化方法精细调整相机参数, 从而得到一个更为精确的标定模型。实验分析进一步证实了本文提出算法的有效性和鲁棒性。

作者简介: 蒋俊杰, (1998-), 男, 硕士研究生, E-mail: 220215628@seu.edu.cn; 沈傲东, (1978-), 男, 讲师, E-mail: shen.list@seu.edu.cn.

1 高速公路场景中车道线检测

1.1 车道区域分割

为降低高速公路场景中非车道区域背景对标定标识物检测的干扰, 本文结合分割模型和车辆轨迹数据, 对车道区域进行了精确分割。具体步骤如下:

1): 通过应用 yolo 模型^[12], 识别高速公路场景中的车辆目标。采用 ByteTrack 算法^[13]对这些车辆的运动轨迹进行追踪。根据车辆的行进方向, 将轨迹分为不同的类别, 并且从每个方向上随机选择 m 个轨迹点作为轨迹特征点 (文中 m 取 200), 分别记为标记点集合 S_0 (图 1a 中黄色点集) 和 S_l (图 1a 中黄色点集), 如图 1a 所示。

2): 通过使用 segment-anything 模型^[14], 并以标记点集合 S_0 、 S_l 作为参考, 实现对两个行驶方向上的公路边缘进行估计, 如图 1b 所示。基于估计边缘的凸包, 拟合出单连通多线段的公路边界, 如图 1c 所示。

3): 使用车辆轨迹对车道延伸方向消失点进行迭代估计 (大部分车辆可视做沿车道延伸方向直线行驶)。结合消失点与车道底部边界点, 对车道区域进行范围估计, 得到以四点表示的最终车道区域, 如图 1d 所示的四边形。

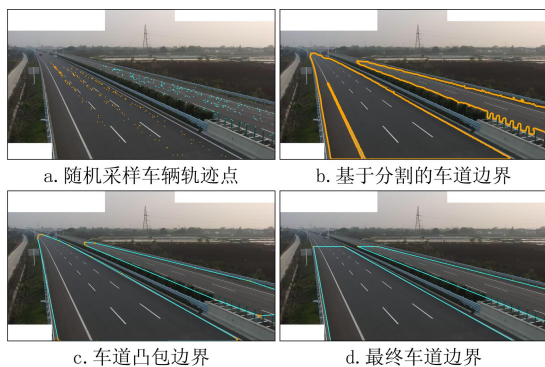


图 1 车道区域分割过程

1.2 车道线检测及车道延伸方向消失点估计

在高速公路场景中, 车道线是最关键的标识物之一, 其检测精度会直接影响到后续相机标定参数的准确度。尽管传统的 LSD 线段检测方法^[15]和近年来的基于神经网络的线段检测方法^[16]都在一定程度上适用于高速公路场景, 但往往难以兼顾车道实线与虚线的检测精度, 同时也面临着

无法有效排除车道箭头等非车道线线段干扰的问题。因此, 本文提出了一种针对高速公路场景的车道线检测方法, 详细步骤如下:

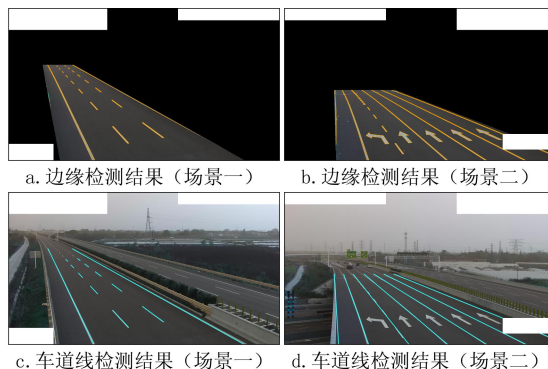


图 2 车道线检测效果图

1): 采用 Canny 算子对车道区域进行边缘检测, 结果如图 2a 和 2b 所示。并通过透视变换将车道区域映射到矩形区域内, 将变换后的边缘点标记为白色, 其他区域标记为黑色, 如图 3a 所示。

2): 利用形态学算子对白色像素进行计数, 并设置白色像素数的最小阈值来消除包括车道箭头在内的非车道线段, 如图 3b 所示。对经过膨胀处理的图像中的边缘点进行分析, 从而有效区分各边缘点, 如图 3c 所示。

3): 将区分后的点重新映射回原图中, 并通过直线拟合得到直线 L , 采用距离阈值方法选出与直线 L 距离在阈值内的点集 S_{p0} , 并将这些点沿直线 L 投影得到新的点集 S_{p1} 。通过设置线段补全阈值, 连接 S_{p1} 中接近的点对, 形成最终的线段集合 S_l 。依据车道虚线在图像中沿车道方向的递减长度特征, 本文成功区分了虚线与实线, 并排除的干扰线段, 最终获得了精确的车道线及其类型, 如图 2c 和 2d 所示。

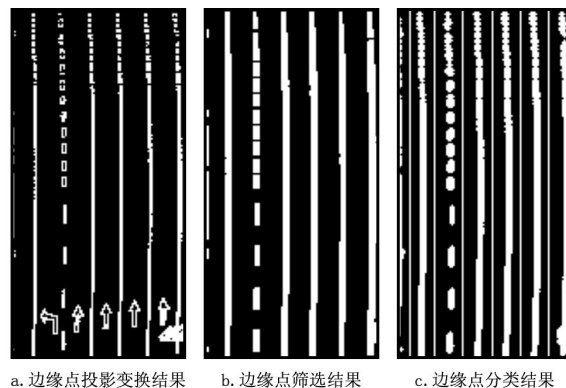


图 3 边缘点筛选及分类过程 (场景二)



图 4 边缘点分类示意图（场景一）

最后，利用检测得到的车道线，并采用优化迭代的方法，精确估计出车道延伸方向消失点。

2 高速公路相机标定模型建立

本文中，相机被简化成针孔模型，这与目前高速公路场景下自动标定相机的主流模型相一致。在此模型中，相机的主点与图像中心一致，成像平面垂直于光轴，焦距是唯一未知的内部参数。同时，本文假设被观测的路面为平面。基于 Kanhere 等人提出的模型，高速公路场景中相机空间模型使用右手坐标系的的不同视图分别为：示意图（图 5a）、俯视图（图 5b）和透视投影图（图 5c），记相机的焦距为 f ，相机原点到地面的垂直高度为 h ，相机俯仰角为 ϕ ，偏转角为 θ （定义为相机光轴在路面投影与车道延伸方向之间的角度）。通常高速公路云台相机不改变自旋角，因此本文不予讨论。

如图 5a 所示，本模型中定义了相机坐标系 (x_c, y_c, z_c) 和世界坐标系 (x, y, z)。相机坐标系的原点设置在图像平面的主点上，其中 x_c 和 y_c 轴分别与图像的行和列对齐， z_c 轴则与相机的主轴方向

一致。而世界坐标系的原点则位于相机坐标系原点在路面上的垂直投影点， x 轴与 x_c 轴平行， y 轴垂直于 x 轴并且位于路面上。根据这些设定，两个坐标系之间的旋转变换仅需绕 x_c 轴逆时针旋转 $\phi + \pi/2$ 的角度，而平移变换则通过沿 z 轴平移 h 的距离来实现。

由相机定义可知，世界坐标系下点的齐次表示为 $[x, y, z, 1]^T$ ，图像坐标系下点的齐次表示为 $[\lambda u, \lambda v, \lambda]^T$ ， λ 为比例系数且不为零。因此，从世界坐标到图像坐标的投影方程可表示为：

$$\begin{bmatrix} \lambda u \\ \lambda v \\ \lambda \end{bmatrix} = KRT \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中， K , R , T 分别代表相机内参数矩阵、旋转矩阵及平移矩阵。根据图 1 可知：

$$K = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -\sin\phi & -\cos\phi \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -h \end{bmatrix} \quad (4)$$

将式 (2) (3) (4) 代入到式 (1) 中可得展开的投影模型：

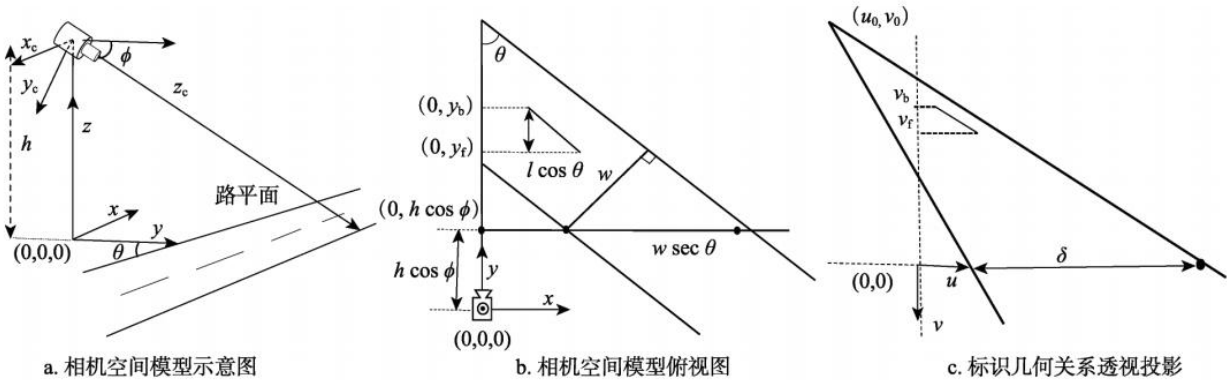


图 5 高速公路场景下相机空间及标定模型示意图[8]

$$\begin{bmatrix} \lambda u \\ \lambda v \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -f \sin \varphi & -f \cos \varphi & fh \cos \varphi \\ 0 & \cos \varphi & -\sin \varphi & h \sin \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据式(5)可知, 需要确定的参数是焦距 f 、旋转角 φ 和相机高度 h 。在实际情况中, f 和 φ 作为相机的内部参数, 在云台相机操作中会经常变动, 无法直接固定获取。因此, 文本通过利用交通场景中的几何特征进行求解, 结合消失点、车道线的虚线段和相机的高度信息, 来建立相机的标定模型。设路面上点坐标为 $(x, y, 0)$, 则式 (5) 关于空间点与图像点的投影关系可以简化为:

$$\begin{cases} u = \frac{\lambda u}{\lambda} = \frac{fx \sec \varphi}{y + h \tan \varphi} \\ v = \frac{\lambda v}{\lambda} = \frac{fh - fy \tan \varphi}{y + h \tan \varphi} \end{cases} \quad (6)$$

同时可以得到逆投影关系:

$$\begin{cases} x = \frac{hu}{v \cos \varphi + f \sin \varphi} \\ y = \frac{h(f - v \tan \varphi)}{v + f \tan \varphi} \end{cases} \quad (7)$$

文中只计算车道延伸方向的消失点 (u_0, v_0) , 如图 1b 所示, 坐标轴 y 与路面延伸方向夹角为 θ , 易知世界坐标系中路面延伸方向无穷远点齐次坐标为 $x_0 = [-\tan \theta, 1, 0, 0]^T$, 则 (u_0, v_0) 为 x_0 在图像空间中的投影, 将其代入式 (5) 可得:

$$\begin{cases} u_0 = \frac{\lambda u_0}{\lambda} = \frac{-f \tan \theta}{\cos \varphi} \\ v_0 = \frac{\lambda v_0}{\lambda} = -f \tan \varphi \end{cases} \quad (8)$$

为方便表示, 先假设 f 为固定值, 根据式 (8) 可得 φ 及 θ 的表达式:

$$\varphi = \arctan \left(-\frac{v_0}{f} \right) \quad (9)$$

$$\theta = \arctan \left(\frac{-u_0 \cos \varphi}{f} \right) \quad (10)$$

3 车道坐标系构建及标定参数优化

3.1 车道坐标系构建

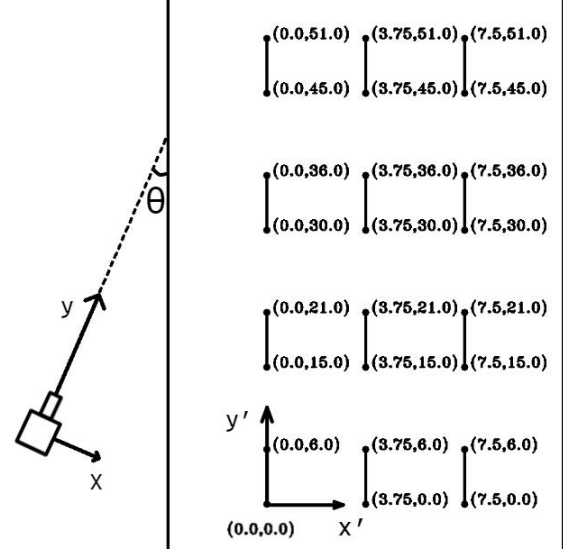


图 6 车道坐标系示意图

基于 1.2 节中识别的精确的车道线及其类型, 分析图像中车道虚线的拓扑关系, 构建出平行的车道虚线间的匹配关系集。选取位于图像左下角的车道虚线端点作为坐标系原点, 以车道延展方向定义为 y' 轴, 车道延展方向垂直的方向定义为 x' 轴, 建立车道坐标系。根据中国交通运输部发布的《公路工程技术标准》可知, 车道虚线长度为 6 米, 间隔长度为 9 米, 且车道宽度标准为 3.75 米, 如图 6 所示, 计算出每个虚线段端点在车道坐标系中的确切坐标。

由第 2 节可知, 车道坐标系可以视为通过将世界坐标系中的车道切面旋转 θ 度并把原点移至图像左下角的车道虚线端点来建立。记世界坐标系 (x, y, z) , 车道坐标系 (x', y') , 设原世界坐标系中左下角的车道虚线端点坐标 $P_0 = (x_0, y_0, 0)$, 可得世界坐标系中的车道切面坐标对应车道坐标系中坐标的转化关系:

$$\begin{cases} x' = (x - x_0) \cos \theta + (y - y_0) \sin \theta \\ y' = -(x - x_0) \sin \theta + (y - y_0) \cos \theta \end{cases} \quad (11)$$

已知图像坐标系下左下角的车道虚线端点坐标 (u_0, v_0) , 将式 (7) 代入式 (11) 可得图像坐标系 (u, v) 对应车道坐标系 (x', y') 的转化关系:



$$\begin{cases} x' = \left(\frac{hu}{v \cos \varphi + f \sin \varphi} - \frac{hu_0}{v_0 \cos \varphi + f \sin \varphi} \right) \cos \theta + \left(\frac{h(f - v \tan \varphi)}{v + f \tan \varphi} - \frac{h(f - v_0 \tan \varphi)}{v_0 + f \tan \varphi} \right) \sin \theta \\ y' = -\left(\frac{hu}{v \cos \varphi + f \sin \varphi} - \frac{hu_0}{v_0 \cos \varphi + f \sin \varphi} \right) \sin \theta + \left(\frac{h(f - v \tan \varphi)}{v + f \tan \varphi} - \frac{h(f - v_0 \tan \varphi)}{v_0 + f \tan \varphi} \right) \cos \theta \end{cases} \quad (12)$$

3.2 标定参数优化

由第2节可知，在车道方向消失点已知的情況下，只需求得相机焦距 f ，进而可以计算出俯仰角 φ 和偏转角 θ 。同时，结合相机高度 h 即可形成完备的标定条件。

根据式(12)可得图像坐标系 (u, v) 对应车道坐标系 (x', y') 的转化关系，记作 Z 。在1.2节中，提取出了精确的车道虚线，易得到各虚线端点图像坐标，记作集合 $S_{\text{endpoints}}$ ，根据车道虚线数量可在车道坐标系中获取各虚线端点车道坐标，记作 $S'_{\text{endpoints}}$ 。根据车道虚线在图像中的位置关系，构建图像坐标点集 $S_{\text{endpoints}}$ 与车道坐标点集 $S'_{\text{endpoints}}$ 的对应关系，记作 Q 。

已知点集 $S_{\text{endpoints}}$ 和 $S'_{\text{endpoints}}$ ，以及它们之间的对应关系 Q ，对于 $S_{\text{endpoints}}$ 中的每个点 p_i ，通过转换函数 Z 变换得到 p'_i ，并且每个点 p 在 $S'_{\text{endpoints}}$ 中有对应点 p' 。本文采用欧几里得距离作为距离的度量方法，构建误差 D_{avg} ，可表示为：

$$D_{\text{avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\|Z(p_i) - p'_i\|_2^2} \quad (13)$$

其中， p_i 是点集 $S_{\text{endpoints}}$ 中的点， p'_i 是点集 $S'_{\text{endpoints}}$ 中与 p_i 对应的点， N 是点对的总数， $\|\cdot\|_2$ 表示L2范数，即欧几里得距离。

设置相机初始焦距 f_0 和高度 h_0 ，结合道路方向消失点 (u_0, v_0) ，可计算出初始俯仰角 φ_0 和偏转角 θ_0 ，因此根据式(13)只需构建关于相机参数 $x = (f, h)$ 的非线性优化目标函数 X ：

$$X = \min_x E[D_{\text{avg}}(S_{\text{endpoints}}, S'_{\text{endpoints}})] \quad x \in R \quad (14)$$

式(14)中， $R = \{(f, h) | f > 0, h_0 \leq h \leq h_1\}$ ， h_0 和 h_1 分别为相机高度的下限和上限，可通过高速公路施工规范获得。

基于初始相机参数 (f_0, h_0) ，利用Levenberg-Marquardt梯度下降法对目标函数 X 进行优化，经多次迭代求出最优参数 (f, h) ，获取完整的相机参数 (f, φ, θ, h) 。

4 实验结果

利用本文算法对高速公路云平台下的多组监控场景进行测试，选取3组经典场景进行详细阐述，其中场景一和场景二的相机高度 $h=9\text{m}$ ，场景三相机高度 $h=10\text{m}$ 。经过实验验证，本文算法在不同偏转角及初始标定条件不精确的情况下均具有较高的标定精度，综合标定精度达到95%以上。

表1 场景一参数空间优化及误差

迭代次数	$f(\text{pixel})$	$h(\text{m})$	$\varphi(\text{rad})$	$\theta(\text{rad})$	误差(m)
1	3000	7.000	0.0896	0.2414	1.0420
10	2999	6.162	0.0896	0.2415	1.0335
16	2651	6.881	0.1013	0.2715	0.8457
22	2000	8.895	0.1339	0.3523	0.4294
27	1932	9.190	0.1386	0.3634	0.4052
32	1903	9.312	0.1406	0.3684	0.4030

表2 场景二参数空间优化及误差

迭代次数	$f(\text{pixel})$	$h(\text{m})$	$\varphi(\text{rad})$	$\theta(\text{rad})$	误差(m)
1	3000	7.000	0.0350	0.1758	1.4645
7	2999	8.010	0.0350	0.1758	1.4624
13	2822	8.487	0.0372	0.1866	1.3669
17	2571	9.307	0.0409	0.2044	1.3310
23	2605	9.198	0.0403	0.2018	1.3309
28	2603	9.204	0.0404	0.2019	1.3309

表3 场景三参数空间优化及误差

迭代次数	$f(\text{pixel})$	$h(\text{m})$	$\varphi(\text{rad})$	$\theta(\text{rad})$	误差(m)
1	3000	7.000	0.0957	0.0653	1.9089
37	2999	3.244	0.0957	0.0654	1.9065
42	2640	3.650	0.1086	0.0741	1.8111
45	2247	4.224	0.1274	0.0868	1.6992
49	1765	5.281	0.1616	0.1098	1.4909
53	1110	8.074	0.2538	0.1703	0.8379



根据中国交通部发布的《公路工程技术标准》可知，高速公路白色标线的长度为 6m，间距为 9m。因此，在相机标定试验中使用线段测量（本文选择 3 条标线进行测量）进行定量测试，如图 7 所示。

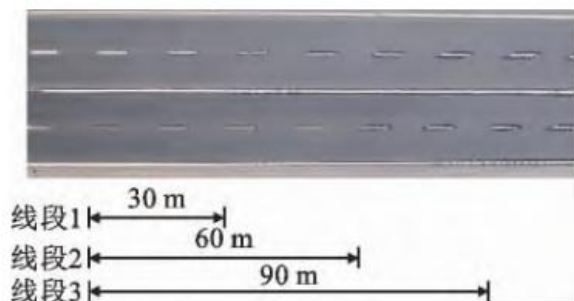


图 7 测试线段^[11]

表 4 各测试线段测量误差结果（%）

方法	线段 1	线段 2	线段 3	平均误差
文献[9]	8.77	9.92	12.15	10.28
文献[11]	5.15	6.72	8.23	6.70
本文方法	2.87	3.92	5.05	3.95

表 6 给出了本文方法与文献[9]和文献[11]的对比结果。本文方法最大标定误差是 5.05%，平均标定误差分别降低了 6.3%和 2.75%。

实验结果表明，本文提出的方法在精确度和鲁棒性方面优于现有的其他方法，更适用于实际应用。

参考文献

- [1] 郑雪梅.基于雷视融合的高速公路多元感知监控技术研究[J].现代信息科技,2022,6(24):159-164+169.
- [2] Orghidan R, Salvi J, Gordan M, et al. Camera calibration using two or three vanishing points[C]. 2012 Federated Conference on Computer science and information systems (FedCSIS). IEEE, 2012: 123-130.
- [3] Dubská M, Herout A, Havel J. PClines-line detection using parallel coordinates[C]. CVPR 2011. IEEE, 2011: 1489-1494.
- [4] Dubská M, Herout A. Real Projective Plane Mapping for Detection of Orthogonal Vanishing Points[C]. BMVC. 2013.
- [5] Dubská M, Herout A, Juránek R, et al. Fully automatic roadside camera calibration for traffic surveillance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 16(3): 1162-1171.
- [6] 张润初,杜倩云,俞祝良等.一种利用参考图象与路面信息的道路监控摄像机标定方法[J].公路交通科技,2014,31(11):137-141.
- [7] Sochor J, Špaňhel J, Herout A. Boxcars: Improving fine-grained recognition of vehicles using 3-d bounding boxes in traffic surveillance[J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2018, 20(1): 97-108.
- [8] 王伟,张朝阳,唐心瑶等.道路场景下相机自动标定及优化算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(11):1955-1962.
- [9] Bartl V, Špaňhel J, Dobeš P, et al. Automatic camera calibration by landmarks on rigid objects[J]. Machine Vision and Applications, 2021, 32(1): 2.
- [10] Zhang W, Song H, Liu L. Automatic calibration for monocular cameras in highway scenes via vehicle vanishing point detection[J]. Journal of transportation engineering, Part A: Systems, 2023, 149(7): 04023050.
- [11] 宋焕生,张文涛,孙勇等.高速公路相机自动标定及道路坐标系构建[J].中国公路学报, 2022, 35(09):90-103. DOI:10.19721/j.cnki.1001-7372.2022.09.008.
- [12] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 779-788.
- [13] Zhang Y, Sun P, Jiang Y, et al. Bytetrack: Multi-object tracking by associating every detection box[C]. Computer Vision-ECCV 2022: 17th European Conference, Tel Aviv, Israel, October 23-27, 2022, Proceedings, Part XXII. Cham: Springer Nature Switzerland, 2022: 1-21.
- [14] Kirillov A, Mintun E, Ravi N, et al. Segment anything[C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2023: 4015-4026.
- [15] Von Gioi R G, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: A line segment detector[J]. Image Processing On Line, 2012, 2: 35-55.
- [16] Dai X, Gong H, Wu S, et al. Fully convolutional line parsing[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 1-11