

多特征融合与卡尔曼预测的车辆跟踪算法

陈瑞东 秦会斌

(杭州电子科技大学新型电子器件与应用研究所 杭州 310018)

摘要: 为了解决道路中背景光照变化和部分遮挡条件下单特征跟踪失败的问题,提出了一种基于多特征融合与卡尔曼预测的车辆跟踪算法。多特征融合包括:跟踪车辆的颜色、边缘、纹理,使用颜色直方图描述颜色分布情况,使用具有旋转不变性的局部二值模式(LBP)描述纹理分布特征,使用改进的Canny算子计算边缘分布信息,建立特征融合函数,利用平均峰值相关能量构造本次跟踪的最佳特征描述。在车辆跟踪过程中相邻两帧之间的特征匹配大于设定阈值时,判定有遮挡,跟踪中断,使用卡尔曼滤波预测当前位置,最后通过不同的实验证明了算法的有效性。

关键词: 多特征融合;Canny算子;LBP纹理;Kalman滤波;目标跟踪

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Vehicle tracking algorithm based on multi-feature fusion and Kalman prediction

Chen Ruidong Qin Huibin

(Institute of New Electron Device and Application, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to solve the problem of single feature tracking failure under the condition of background illumination change and partial occlusion in the road, a vehicle tracking algorithm based on multi-feature fusion and Kalman prediction is proposed. Multi-feature fusion includes tracking the color, edge and texture of the vehicle, using color histogram to describe the color distribution, using Local Binary Patterns (LBP) with rotation invariance to describe the texture distribution, using the improved Canny operator to calculate the edge distribution information, establishing the feature fusion function, and using the average peak correlation energy to construct the best feature description of this tracking. When the feature matching between two adjacent frames is greater than the set threshold in the vehicle tracking process, occlusion and tracking interruption are determined, Kalman filter is used to predict the current position. Finally, different experiments show the effectiveness of the algorithm.

Keywords: multi-feature fusion;Canny operator;LBP texture;Kalman filtering;target tracking

0 引言

在计算机视觉应用中,车辆识别和跟踪成为了交通智能化和数据化发展的一个重要前提^[1],车辆跟踪是通过在视频监控的每一帧图像中利用车辆外观与位置特征信息来定位当前车辆在下一帧图像中的具体位置。目前在交通领域,车辆跟踪面临的主要困难有:行人干扰、非机动车干扰、强光变化干扰、路边的树木、路灯遮挡或外观形变等干扰^[2],跟踪方法分为以下3类:

1)基于模型跟踪^[3],初始化过程中使用跟踪车辆的外观特征构建跟踪模型,在后续的视频中将运动车辆区域与上一帧进行特征对比,匹配时跟踪成功,这种跟踪方法能够适应简单道路场景下的车辆跟踪,当外界有干扰因素如:强

光照射或亮度偏低时,由于图像自身特征受到较大影响,容易导致特征匹配失败^[4]。

2)基于区域跟踪^[5],采用背景剪除法提取运动车辆区域,利用图像的颜色和纹理等特征,根据相邻视频帧中的车辆关系实现跟踪,这种方法的优点在于充分利用了车辆的表观特征信息,当车辆没有被其他物体遮挡时,具有很好的跟踪效果,但存在遮挡情况时跟踪效率大大降低^[6],如果道路上存在两辆及以上相似度较高的车辆时,难以准确地区分跟踪车辆,无法适用于复杂交通场景。

3)基于轮廓跟踪^[7],通过外部能量使轮廓逼近车辆边缘,内部能量保持轮廓的连续性,当能量最小化时,轮廓收缩到目标车辆。这种方法能够解决强光照射、不规则边界、部分遮挡等干扰问题,但缺陷在于过度依赖于初始轮廓,只

有当跟踪车辆与初始时的车辆轮廓相似度较近的情况下才能实现跟踪,实际的车辆运动在较长距离之后容易产生外观形变^[8],导致目标轮廓受到较大程度的干扰,难以用于跟踪时间和距离较长的复杂场景。

传统的车辆跟踪通常利用单一的检测方法提取目标的特征信息,算法在复杂场景下的跟踪效果不理想。本文采用多特征融合与卡尔曼最优估计的方式来增加复杂场景中车辆跟踪的鲁棒性,通过各个特征的权值分配,在克服单一特征跟踪的局限性基础上,进一步增加了多特征下跟踪的准确性。最后在实验阶段进行了特征融合、位置预测、整体跟踪性能的有效性分析和实际场景下跟踪速度的对比分析,结果表明本文算法受环境影响小,具有良好的应用前景。

1 多特征融合

1.1 颜色特征提取

结合颜色信息与梯度角度直方图,提取出当前目标车辆图像的颜色分布特征,梯度角度直方图能够计算出目标车辆不同梯度方向信息的统计值,颜色直方图能够基于不同的颜色空间和坐标系,本文采用 HSV 色彩空间^[9],通过比较颜色直方图的差异来衡量两幅图像在的差异性,使用 HSV 色彩空间中的色调(H)和饱和度(S)建立颜色空间的极坐标系,通过极坐标系内角度和梯度计算出 H 分量和 S 分量,如下所示。

$$\vartheta = \frac{\pi}{2} - \arctan\left(\frac{2T - I - O}{\sqrt{3}(I - O)}\right) \quad (1)$$

$$H = \begin{cases} \alpha, & T \geq O \\ \alpha + \pi, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$S = 0.83 \times \sqrt{T^2 - 2TI - TO + TI + IO} \quad (3)$$

式中: ϑ 表示极坐标的内角度, T 表示特征聚类系数, I 表示内角度聚类系数, O 表示外角度聚类系数, α 表示极坐标外角度。

利用 OpenCV 中直方图计算工具计算当前视频中目标车辆的 H 分量直方图和梯度角度直方图,梯度角度-色调饱和度直方图能够反应当前图像的颜色特征。

1.2 边缘特征提取

不同车辆的灰度不同,在边界处会有明显的边缘分布,图像的边缘处集中了许多信息,边缘的特征提取对于整个图像的理解有着重要的作用,具体检测步骤如下:

1)采用高斯滤波器平滑检测到的车辆图像,高斯函数为:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

平滑处理

$$S(x, y) = G(x, y) \times R(x, y) \quad (5)$$

2)原始的 Canny 算子^[10]在 2×2 邻域内求有限差分得出图像梯度,问题在于易受周围周围噪声的影响,本文采用

Sobel 算子计算 x 与 y 轴梯度的幅值和方向。

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times S \quad (6)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \times S \quad (7)$$

梯度幅值与方向:

$$M = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (8)$$

3)对梯度幅值进行非极大抑制,步骤 2)中求得的梯度幅值矩阵中越大的元素代表梯度越大,但不一定是边缘像素,通过非极大抑制搜索像素局部最大值,将非极大值的像素点置为 0,以过滤掉非边缘成分。

4)双阈值法检测和连接边缘,由于上述步骤中可能会得到一些伪边缘或边缘不连续的情况,采用高低阈值法重新搜索边缘,得到最终的边缘分布图像。

1.3 纹理特征提取

本文采用 LBP 提取目标车辆的纹理特征,LBP 是一种用于描述图像局部特征的算子^[11],它的基本方法是通过当前像素点和邻近像素之间的关系来决定局部纹理特征,计算方法如下:

$$\begin{cases} LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} f(g_i - g_c) 2^i \\ f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中: P 表示邻域内样本个数, R 表示邻域半径, (x_c, y_c) 表示中心点的像素值, g_c 表示中心点的灰度值, g_i 表示周围邻域像素点的灰度值。

原始的 LBP 算子采用固定区域,当尺度发生变化时会失效,Ojala 将正方形邻域变换为圆域,改进后的 LBP 算子在半径为 R 的圆域内有任意多个像素点,如图 1 所示。

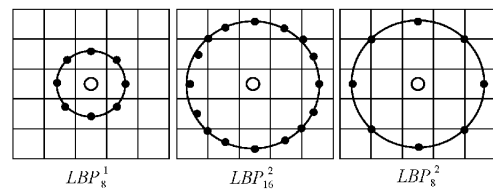


图 1 圆形 LBP

图 1 中的圆形 LBP 的计算公式同原始 LBP,在圆形边界上每个点 i 的位置计算方式如下:

$$\begin{cases} x_i = x_c + R \cos\left(\frac{2\pi i}{P}\right) \\ y_i = y_c + R \sin\left(\frac{2\pi i}{P}\right) \end{cases} \quad (10)$$

为了使圆形 LBP 具有旋转不变性,将圆域不断旋转来得到一系列的 LBP 值,最后取最小值作为该邻域的 LBP

值,计算过程如下:

$$LBP_{P,R}^{rot} = \min\{Ror(LBP_{P,R}, i) | i = 0, 1, \dots, P - 1\} \quad (11)$$

式中:使用 Ror 右移操作模拟旋转过程,如图 2 所示。

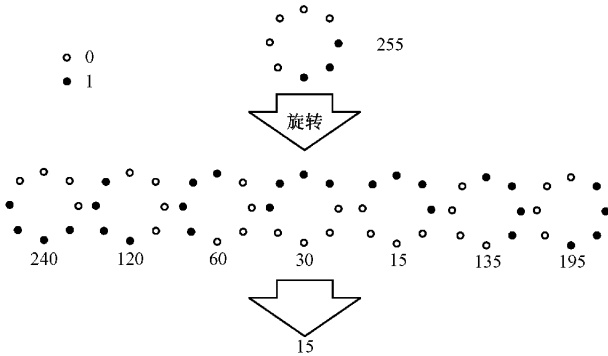


图 2 LBP 旋转不变性

由图 2 可以看出,最小值为 15,所以最后经过旋转得到的 LBP 值为 15。综上可得,本文采用具有旋转不变性的 LBP 算子来描述目标车辆的纹理特征。

1.4 多特征融合

建立车辆跟踪的融合特征函数,在融合跟踪信息之前需要将各个特征的相似度进行归一化和关联,得到的融合响应如下:

$$\begin{cases} S(i, j) = \alpha_1 \times D_y(i, j) + \alpha_2 \times D_w(i, j) + \\ \alpha_3 \times D_b(i, j) \\ \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 = 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中: α_i 为融合系数, $S(i, j)$ 表示最终得到的特征融合响应, $D_y(i, j)$ 、 $D_w(i, j)$ 、 $D_b(i, j)$ 分别表示颜色特征、纹理特征、边缘特征的响应函数。

在实际的车辆跟踪过程中,目标和背景都在发生变化,如果将融合系数设定为固定值,适应性不强,所以本文经过大量实验后得到了几种最优的融合系数,加强了对不同跟踪场景的适应能力,如表 1 所示。

表 1 融合系数分配方式

序号	α_1	α_2	α_3
1	0.70	0.20	0.10
2	0.75	0.20	0.05
3	0.60	0.30	0.10
4	0.50	0.30	0.20
5	0.40	0.35	0.25

由表 1 中的融合系数可得到 5 种不同的融合响应结果 $S = \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5\}$, 利用平均峰值相关能量^[12]计算 5 种情况融合下的可信度,计算方法如下。

$$E = \frac{|S_{\max} - S_{\min}|^2}{\frac{1}{M \times N} \sum_{m,n} (S_{m,n} - S_{\min})^2} \quad (13)$$

式中: E 表示平均峰值能量,越大时跟踪效果越稳定, S_{\max} 表示最大响应, S_{\min} 表示最小响应, $S_{m,n}$ 表示位置 (m, n) 处的元素值,根据式(13)选择可信度最大的作为本次跟踪时的融合特征。

2 卡尔曼最优估计

车辆跟踪过程中,如果目标丢失,使用卡尔曼滤波^[13]获取最优估计值,以继续进行下一视频帧的跟踪,每次经过预测的坐标与实际测量值存在一定误差,但是经过纠正之后的状态值能够很好的降低测量值误差和预测误差,不断进行迭代更新。如果目标跟踪成功,则估计状态值与测量值关联成功,经过卡尔曼滤波后保存在追踪列表的值应该为修正状态值,具体的实现过程如下。

1) 参数初始化

初始化状态转移矩阵、控制矩阵、观测系数矩阵。

2) 状态方程计算

建立状态方程:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{w}_k \quad (14)$$

观测方程:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (15)$$

式中: \mathbf{x}_k 为状态向量, \mathbf{A}_k 为状态转移矩阵, \mathbf{B}_k 为控制矩阵, \mathbf{u}_k 为控制向量, \mathbf{z}_k 为观测向量, \mathbf{H}_k 为观测矩阵, \mathbf{v}_k 为观测噪声, \mathbf{w}_k 为系统噪声, \mathbf{v}_k 和 \mathbf{w}_k 是均值为 0 的高斯白噪声。

3) 计算观测值

计算目标车辆中心位置。

4) 预测

先验估计值:通过状态转移矩阵计算出当前状态下的车辆检测框中心位置、车速和加速度,以及它们之间的关系。

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B} \mathbf{u}_k \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k \quad (17)$$

后验修正协方差矩阵:由于车辆移动容易受外界干扰,在下一个状态更新的过程中加入服从高斯分布的噪声矩阵 \mathbf{Q}_k 。

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{A} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_k \quad (18)$$

5) 更新

卡尔曼增益也视为权重项,最小化最优估计值的方差,通过决定观测值与估计值之间的权重关系来计算最优估计值。

$$\mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{P}_k \mathbf{H}^T}{\mathbf{H} \mathbf{P}_k \mathbf{H}^T + \mathbf{R}} \quad (19)$$

后验估计值:用观测值修正状态值,为下一帧的处理做准备。

$$\hat{\mathbf{x}}'_k = \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k) \quad (20)$$

更新后修正协方差矩阵,以便于进行下一帧的状态

修正。

$$\hat{P}_k = (I - K_k H) P_k \quad (21)$$

式中: I 为单位矩阵, 卡尔曼预测流程如图 3 所示。

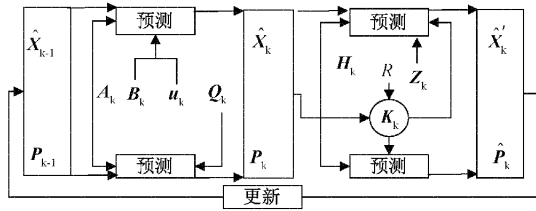


图 3 卡尔曼预测流程

3 整体算法实现

本文算法流程如图 4 所示。

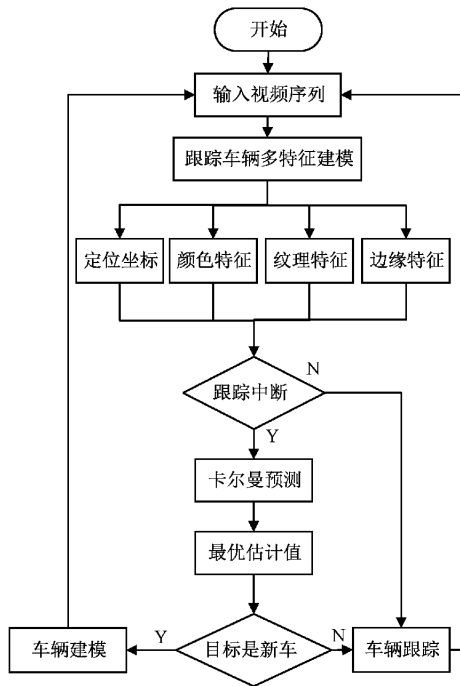


图 4 算法流程

4 实验结果分析

采集的视频格式为 MP4, 分辨率大小为 960×540 , 实验平台: Windows 10 系统, Intel I7-11800H, 内存 16 GB, 显卡 NVIDIA GeForce RTX 3060, Visual Studio 2017, OpenCV4.5.4, 分别进行以下几种实验分析。

4.1 特征融合的有效性分析

为了验证特征融合算法的有效性, 实验采集了不同场景下具有代表性视频帧序列做分析对比, 首先对视频中的目标车辆进行文献[14]中颜色特征跟踪、文献[15]中纹理特征跟踪、文献[16]中边缘特征跟踪, 然后和本文的融合特征跟踪效果做对比, 实验结果如图 5 所示。

1) 使用单一的颜色特征跟踪时, 当道路中存在颜色相

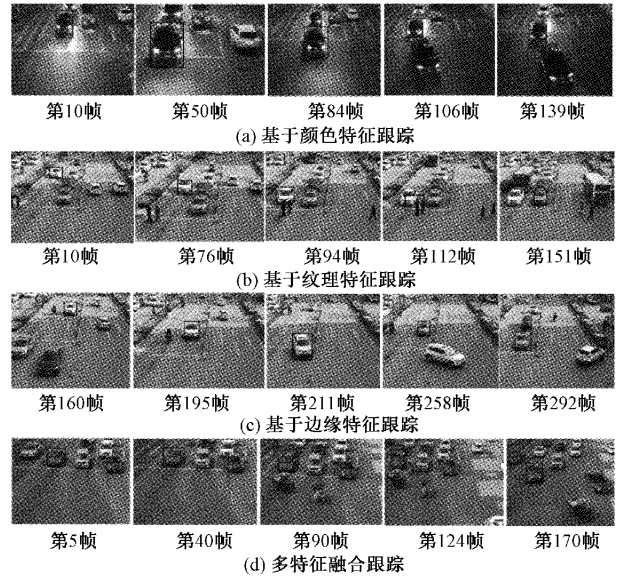


图 5 不同特征下的跟踪情况

同的车辆时容易受到影响, 例如在图 5(a) 中第 84 帧的时候, 被跟踪目标的后方车辆由于灯光的照射与目标车辆在颜色上差异较大, 但在图 5(a) 中第 106 帧时, 通过与初始目标车辆的颜色特征对比, 后方车辆外观的相似度大于原来被跟踪车辆的相似度, 导致被跟踪车辆丢失。

2) 使用单一纹理特征跟踪时, 无其他运动物体遮挡的情况下跟踪效果良好, 但由图 5(b) 中第 94 帧可以得出, 当有行人经过被跟踪车辆的周围时, 车辆受到轻微的跟踪偏差, 随着行人的不断移动, 再加上周围纹理特征相似度较高的车辆影响, 使得跟踪框发生了严重的偏移, 误判为图 5(b) 中第 151 帧中的蓝色车辆为跟踪目标, 导致跟踪失败。由于纹理不能完全反映出跟踪车辆的本质属性, 所以仅仅利用纹理特征不能提取高层次图像的信息。

3) 使用单一的边缘特征跟踪时, 由于图 5(c) 中第 160~211 帧期间周围外形相近的车辆较少, 利用边缘相似度对比可以实现准确的跟踪, 即使在图 5(c) 中第 211 帧时车辆发生轻微的形变也不会发生跟踪丢失现象, 但在图 5(c) 中第 258 帧的时候, 车辆发生了较为严重的形变, 再加上后方出现了和原来跟踪车辆边缘较为相似的车辆, 此时系统将跟踪目标移动到了后面新来的车辆, 原来的跟踪车辆丢失, 根据图 5(c) 中第 292 帧的情况可以看出, 跟踪目标完全偏离原来的车辆。

4) 针对以上单特征跟踪时存在的问题, 本文提出了多特征融合的车辆跟踪效果如图 5(d) 中第 5~170 帧视频序列所示, 即使周围和前方有非机动车的干扰, 也能够准确的跟踪目标车辆, 跟踪效果比单一特征情况下跟踪效果要好, 由于不同车辆占据了不同的位置坐标, 在此基础上引入位置特征以进一步增强跟踪算法的鲁棒性。

4.2 位置预测的有效性分析

为了分析本文跟踪预测模型的可行性, 本文进行了二

维坐标下的跟踪实验分析,程序设定目标在二维平面中做不同状态的运动,起始坐标为(0,0),实验过程如下:

1)参数初始化。

$$x_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0.1 \\ 0.1 \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0.9 & 0 & 0.4 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0.9 & 0 & 0.4 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0.9 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0.9 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$Q = \begin{bmatrix} 10^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-5} \end{bmatrix} \quad P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$R = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix} \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (24)$$

式中: x_0 表示初始状态矩阵,其中 x_1 和 x_2 代表目标的起始坐标, x_3 和 x_4 代表在 x 分量和 y 分量的移动速度, x_5 和 x_6 代表在 x 分量和 y 分量的移动的加速度, A 表示状态转移矩阵, H 表示观测矩阵, P 表示后验误差估计协方差矩阵, R 表示测量噪声协方差矩阵, Q 表示系统噪声协方差矩阵。

- 2)0~10 s 期间目标基于 x 轴 45° 的方向做匀速运动。
- 3)11~20 s 期间目标做随机变加速运动。
- 4)21~30 s 期间目标在 x 轴方向做匀速运动。
- 5)31~40 s 期间目标在 y 轴方向做匀速运动。

上述运动指标可得图 6 所示的跟踪曲线及误差。

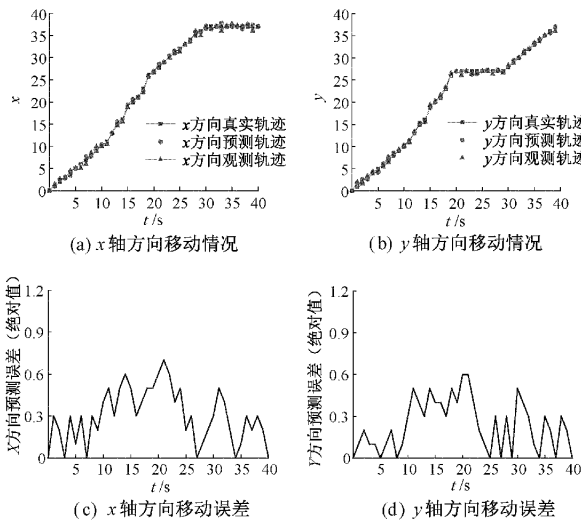


图 6 卡尔曼预测仿真图

图 6 中,图 6(a)表示在 x 轴方向的移动,图 6(b)表示在 y 轴方向的移动,图 6(c)表示在 x 方向移动时的误差,图 6(d)表示在 y 轴方向移动时的误差,综上得出,目标在匀速运动期间的误差较小, x 轴方向范围在 $0\sim 0.4$ 之间, y 轴方向范围在 $0\sim 0.2$ 之间,在运动方向交界处(11 s、21 s、

31 s)和变速运动期间(11~20 s)的误差较大, x 轴在 $0\sim 0.7$ 之间, y 轴在 $0\sim 0.6$ 之间,综合来看,误差的波动值大约在 0.4 左右,虽然在误差允许范围内,如果单一的使用卡尔曼预测法跟踪运动车辆,在实际应用中效果会下降,为了进一步提高跟踪性能,本文引入了多特征融合与卡尔曼预测的方法进行跟踪。

4.3 整体跟踪性能的有效性分析

本文在已知车辆运动曲线的前提下测试了跟踪轨迹,车辆的跟踪曲线如图 7 所示。

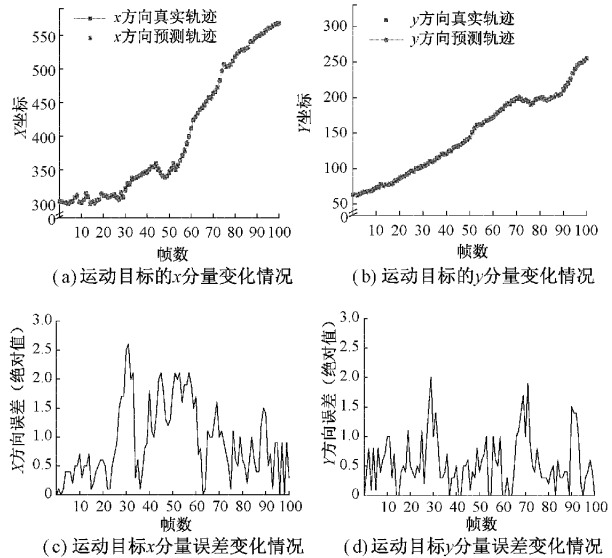


图 7 车辆跟踪曲线

从图 7 实验结果中得出,目标车辆在开始的 $0\sim 30$ 帧之间车辆主要朝 y 轴方向运动,在 $70\sim 90$ 帧之间主要朝 x 轴方向运动,在 30 帧、在 70 帧、90 帧的转折点附近波动误差稍微较大,最大达到 2.5 个像素点左右,原因是在交界处目标运动方向的不确定性的概率增加了,导致在预测下一个位置的时候产生一定误差,由于多特征融合的作用,在一定程度上降低的预测失败的风险,所以在后续视频帧中趋向于稳定状态。目标车辆在 $40\sim 60$ 帧之间车辆沿 y 轴做“S”型运动,在 x 轴方向上跟踪误差波动较大,绝对差在 $0\sim 2.5$ 之间,但在后续视频帧的波动看出又趋向于稳定状态。其他视频帧之间朝 x 和 y 方向同时匀速运动,整体来看,算法在跟踪过程中误差波动均值范围 x 轴方向在 $0\sim 1.5$ 之间, y 轴方向在 $0\sim 1$ 之间,较为稳定, x 方向和 y 方向的误差分别控制在 2 个像素以内,车辆跟踪没有出现丢失情况。

4.4 跟踪速度对比分析

本文测试了 4.1 节中在不同场景和不同文献中车辆跟踪算法的处理速度,以前 40 s 的视频为例,测试结果如图 8 所示。

图 8 中本文(场景 d)视频处理速度在 $20\sim 30$ 帧/s 之间,能够满足实际场景中的应用需求。

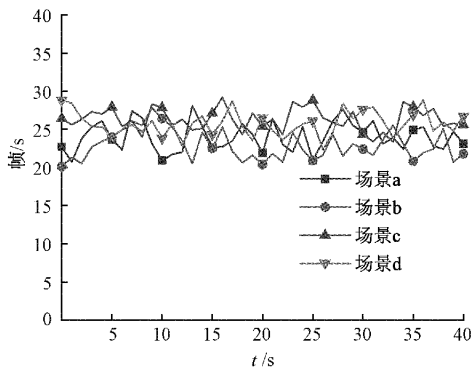


图8 算法的处理速度

4.5 不同应用场景对比分析

目前的车流量统计方式有两种:1)通过划定虚拟检测线统计车流量,当车辆经过虚拟检测线时,计数值加一;2)利用车辆跟踪方法,对每一帧图像中的车辆分别进行跟踪,当车辆跟踪完成时计数值加一。本小节测试以目标跟踪方式的车流量统计为例,实验分别采取3组十字路口、三组直行车进行车辆跟踪和计数,跟踪算法分别采用文献[14]中颜色特征跟踪、文献[15]中纹理特征跟踪、文献[16]中边缘特征跟踪,然后和本文的跟踪算法做对比,场景的选取及跟踪效果如图9所示。

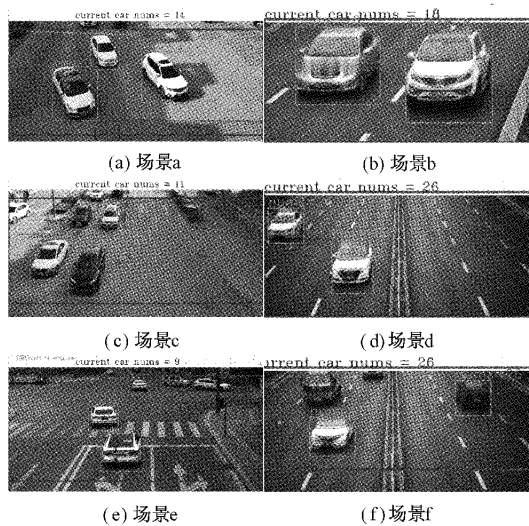


图9 不同测试场景

由图9中选中的场景为例,跟踪结果如表2所示。

由表2中的跟踪结果可得,文献[14-16]中基于颜色特征的跟踪准确率较高,基于边缘特征的跟踪准确率最低,由于基于单一特征的跟踪方法无法有效地参考跟踪对象本身的全部特征,导致在同一帧画面中出现较多外观相似的车辆时导致误判,本文算法将这三种特征按一定的比重进行融合,并且采用卡尔曼最优估计对当前跟踪车辆在下一帧图像中的位置做预测,进一步增加了复杂场景中跟踪的鲁棒性,由表2中的测试结果可得出在不同的场景下,本文算

表2 不同算法中的跟踪准确率对比

场景	车辆总数	颜色特征跟踪/%	纹理特征跟踪/%	边缘特征跟踪/%	本文算法跟踪/%
a	103	90.3	89.3	81.6	95.1
b	87	90.8	88.5	86.2	95.4
c	85	90.6	88.2	84.7	94.1
d	90	92.2	88.9	84.4	94.4
e	88	92.0	90.9	86.4	93.2
f	61	96.7	90.2	86.9	98.4

法的跟踪准确率高于其他3种。

5 结论

针对传统的单一特征跟踪算法存在敏感度高、特征信息提取量少、跟踪时容易发生丢失等问题,本文提出基于颜色、纹理、边缘多特征融合与卡尔曼预测的车辆跟踪算法以提高传统跟踪算法的鲁棒性。通过各个特征的权值分配,在克服单一特征跟踪的局限性基础上,进一步增加了多特征下跟踪的准确性。当相邻两帧之间的特征匹配大于设定阈值时,车辆跟踪中断,判定为被其他物体所干扰,使用卡尔曼预测被中断跟踪目标的下一个位置,通过寻找最优估计值,用最优估计值代替真实值继续进行后续视频序列的车辆跟踪,最后进行了不同的实验对比分析,结果表明算法受环境变化影响小,在遮挡情况下的预测误差较小,具有良好的实时性跟踪效果。本文的算法还有许多改进的地方,后续的研究中考虑引入匈牙利算法解决车辆跟踪过程中的分配问题,以实现多车辆同时跟踪。

参考文献

- [1] 洪锋,鲁昌华,蒋薇薇,等.基于时空一致性约束视频目标车辆的检测与跟踪算法研究[J].电子测量与仪器学报,2022,36(3):105-112.
- [2] 张静,刘晓伟,刘安安,等.基于多特征自适应融合的目标跟踪算法[J].电子测量技术,2013,36(11):30-33.
- [3] 张焕龙,胡士强,杨国胜.基于外观模型学习的视频目标跟踪方法综述[J].计算机研究与发展,2015,52(1):177-190.
- [4] 李娜,赵祥模,赵凤,等.基于外观模型的目标跟踪算法研究进展[J].计算机工程与科学,2017,39(3):524-533.
- [5] 王福斌,何江红,武晨.基于粒子滤波的烧结断面图像火焰区域跟踪[J].激光杂志,2021,42(12):94-101.
- [6] HARBI N A, GOTOH Y. A unified spatio-temporal human body region tracking approach to action recognition [J]. Neurocomputing, 2015, 161: 56-64, DOI:10.1016/j.neucom.2014.11.072.
- [7] JING X. Background removal based on significant contour tracking and segmentation[C]. Proceedings of

- 2020 International Conference on Artificial Intelligence and Communication Technology (AICT 2020), 2020: 26-30, DOI:10.26914/c.cnkihy.2020.004483.
- [8] BO Y, LP X, JZH Y, et al. An efficient extended target detection method based on region growing and contour tracking algorithm[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2018, 232(5): 825-836.
- [9] 张杜娟. 基于肤色模型与颜色空间的目标识别算法[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(10): 54-58.
- [10] LUO C, SUN X, SUN X, et al. Improved harris corner detection algorithm based on canny edge detection and gray difference preprocessing[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, DOI: 10.1088/1742-6596/1971/1/012088.
- [11] CHEN T, GAO T, LI S, et al. A novel face recognition method based on fusion of LBP and HOG [J]. IET Image Processing, 2021, 15(14): 3559-3572.
- [12] 谢维信, 赵田. 多特征自适应融合的相关滤波目标跟踪算法[J]. 信号处理, 2021, 37(4): 603-615.
- [13] 苏灵松. 复杂背景下 MeanShift 结合 Kalman 滤波的车辆跟踪算法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(6): 71-75.
- [14] 王华, 李健, 丁县迎. 基于 Camshift 算法的人脸跟踪识别系统的设计[J]. 信息与电脑(理论版), 2019, 31(20): 52-55.
- [15] 王琪. 图像边缘特征检测实现多目标跟踪的有序匹配算法研究[J]. 常州信息职业技术学院学报, 2022, 21(3): 24-30.
- [16] 于国庆, 吴赛敏. 结合 Kalman 滤波和 LBP 纹理的 CAMShift 改进算法[J]. 现代电子技术, 2020, 43(12): 65-68.

作者简介

陈瑞东(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别, 智能控制。

E-mail: 2418139696@qq.com

秦会斌, 教授, 博士研究生导师, 主要研究方向为电子信息材料与器件分析设计、智能化、集成化传感技术。

E-mail: qhb@hdu.edu.cn