

自适应的 SILTP 算法在运动车辆检测中的研究

李 飞 张小洪 赵晨丘 鄢 萌

(重庆大学软件学院 重庆 401331)

摘要 为了提高复杂背景下运动车辆的检测效率,结合 SILTP 算法提出了一种自适应的 SILTP 算法。首先,对运动车辆图像进行二维离散小波变换,提取出两次低通滤波后的图像。其次,通过自适应的 SILTP 算法获得图像的纹理信息。然后,利用高斯混合模型进行背景建模,进而利用新图像的纹理信息动态更新背景。最后,与背景模型进行比较来获得运动车辆。对公路上运动车辆的测试表明,该检测算法在复杂背景尤其是树叶抖动等情况下能够取得较高的检测率,具有良好的自适应性。

关键词 局部纹理特征,背景建模,车辆检测,自适应 SILTP 算法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.6.058

Vehicle Detection Research Based on Adaptive SILTP Algorithm

LI Fei ZHANG Xiao-hong ZHAO Chen-qi YAN Meng

(College of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 401331, China)

Abstract This paper presented an adaptive SILTP algorithm based on the SILTP algorithm to improve the efficiency of vehicle detection in complex background. The vehicle detection starts with a two-dimensional discrete wavelet transform for the image. The next steps of vehicle detection include extracting the vehicle images' information texture with the adaptive SILTP algorithm, using Gauss mixture model for background modeling, and using the texture information of the new image to update background dynamically. Finally, moving vehicle is obtained by comparing with the background model. The results demonstrate that this detection algorithm can achieve high detection efficiency under a complex background, and has strong adaptability.

Keywords Local texture characteristics, Background modeling, Vehicle detection, Adaptive SILTP algorithm

1 引言

运动车辆视频检测技术是计算机视觉技术应用于智能交通系统中的重要研究课题之一,是获得交通流信息的基础和保证,是实现交通智能化管理的关键环节。在交通监控系统中,通过采集一个或者多个摄像头的视频信息,对交通信息如车流量、车速等进行测定。对于交通监控系统而言,系统的前提和基础是运动车辆的检测,只有把运动车辆从交通场景中快速、准确地分离出来才能对其进行进一步的处理。针对交通路况的复杂性,如光线的变化、阴晴雨雪等天气变化、道路两旁树木的摇摆、摄像机的抖动等,如何准确、实时地将运动车辆检测出来成为算法的关键。

传统的运动车辆检测的方法包括背景差分法、帧差法、光流法等。背景差分法^[1]利用背景的参数模型来近似背景图像的像素值,将当前帧与背景图像进行差分比较实现对运动区域的检测,其中区别较大的像素区域被认为是运动区域,而区别较小的像素区域被认为是背景区域。帧差法^[2]就是在图像序列相邻两帧或三帧间采用基于像素的时间差分,通过闭值

化来提取出图像中的运动区域。光流法是在适当的平滑性约束条件下,根据图像序列的时空梯度估算运动场,通过分析运动场的变化来对运动车辆和场景进行检测与分割。这几种方法存在以下问题:车辆在尺度大小以及位置方向上会产生变化,例如进入监测范围的车辆具有不同的速度,在形状、大小、颜色等方面都会产生变化;光照条件的改变会对车辆的外观造成一定影响,同时车辆的外观也受对车辆的检测角度的影响,道路两边的场景持续变化以及环境光照随时间和天气改变的影响。LBP 算法^[3-6]对图像的像素和它局部周围像素进行对比后的结果进行求和。把这个像素点作为中心,对相邻像素点进行阈值比较。利用 LBP 直方图进行背景建模,LBP 算法的计算复杂度低,易于理解,但是其在数字图像处理中去除噪声的能力很差,而且对图像局部光照变化不具备鲁棒性。

本文结合一种尺度不变的局部三元模式算法 SILTP^[7] (Scale Invariant Local Ternary Pattern),在其基础上进行改进,提出了一种自适应的 SILTP 算法。SILTP 算法在运动车辆检测中对光照变化等复杂背景有一定的鲁棒性,但是并不稳定,尤其是在周围环境存在很多噪点、树叶抖动时。该算法

到稿日期:2015-03-13 返修日期:2015-05-15 本文受形状的语义结构表示及其分类学习研究(61173131)资助。

李 飞(1988-),男,硕士生,主要研究领域为图形图像处理,E-mail:449795275@qq.com;张小洪(1973-),男,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理、机器学习、模式识别、数据挖掘;赵晨丘(1992-),男,硕士生,主要研究领域为图形图像处理;鄢 萌(1989-),男,博士,主要研究领域为数据挖掘。

弥补了原算法自适应能力不强、在灰度范围内具有严格的单调不变性的缺陷,能够更加有效地处理树叶抖动等复杂环境因素带来的影响。对 CDNET(<http://wordpress-jodoin.dmi.usherb.ca>)上面的车辆数据集图像进行了实验和分析,结果表明该算法取得了较好的效果。

2 二维离散小波变换

二维离散小波变换^[8,9]是一个滤波的过程,分解后的近似图像保留了原图像的大量信息,有效地去除了图像上的噪声影响,并且在上一级分辨率下无法发现的特性在下一级却有可能被挖掘出来。同时由于分解后的图像缩小了一半的尺寸,因此后续处理对像素点的计算量也减少了一半。对原始图像进行二维离散小波转换,输入信号 $x[m,n]$ 代表原始的输入图像第一次迭代的输入, n 是水平平移, m 是垂直平移。首先对 n 方向做高通、低通以及降频处理。 $g[n]$ 是低通滤波器,可以将输入信号的高频部分滤掉而输出低频部分。 $h[n]$ 高通滤波器,与低通滤波器相反,滤掉低频部分而输出高频部分。二维离散小波变换步骤如图 1 所示。

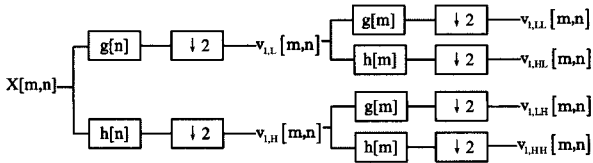


图 1 二维离散小波变换步骤

通过 $g[n]$ 低通滤波器得到图像低频部分 $v_{1,L}[m,n]$, 通过 $h[n]$ 高通滤波器得到图像高频部分 $v_{1,H}[m,n]$:

$$v_{1,L}[m,n] = \sum_{k=0}^{K-1} x[m,2n-k]g[k] \quad (1)$$

$$v_{1,H}[m,n] = \sum_{k=0}^{K-1} x[m,2n-k]h[k] \quad (2)$$

接着对 $v_{1,L}[m,n]$ 与 $v_{1,H}[m,n]$ 沿着 m 方向作高、低通及降频处理:

$$v_{1,LL}[m,n] = \sum_{k=0}^{K-1} v_{1,L}[2m-k,n]g[k] \quad (3)$$

$$v_{1,HL}[m,n] = \sum_{k=0}^{K-1} v_{1,L}[2m-k,n]h[k] \quad (4)$$

$$v_{1,LH}[m,n] = \sum_{k=0}^{K-1} v_{1,H}[2m-k,n]g[k] \quad (5)$$

$$v_{1,HH}[m,n] = \sum_{k=0}^{K-1} v_{1,H}[2m-k,n]h[k] \quad (6)$$

提取两次低通滤波之后的图像 $v_{1,LL}[m,n]$, 对其进行自适应 SILTP 算法的计算以获取其纹理信息。

3 基于 SILTP 算法的特征提取

3.1 SILTP 算法

对于运动车辆图像中全局或局部的光照变化造成的周围像素的灰度值的突变, SILTP 算法具有强度尺幅不变的属性,能够比较准确地处理这种情况。SILTP 算法的表达式如下:

$$SILTP_{N,R}^+(X_c, Y_c) = \bigoplus_{k=0}^{N-1} S_T(I_c, I_k) \quad (7)$$

其中, (X_c, Y_c) 是图像中像素点 C 的坐标; I_c 是中心像素点的灰度值; I_k 是中心像素点周围以 R 为半径的圆上的 N 个相邻像素点的灰度值; T 是比较范围的比例系数; \bigoplus 符号的作用是将 $S_T(I_c, I_k)$ 得到的二进制数值串联到一起形成一个二进制字符串。 S_T 是一个分段的函数,表达式如下:

$$S_T(I_c, I_k) = \begin{cases} 01, & \text{if } I_k > (1+T)I_c \\ 10, & \text{if } I_k < (1-T)I_c \\ 00, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

因为周围像素点经过 $S_T(I_c, I_k)$ 运算后得到的是一个两位数的二进制数值,为了能与得出的 8 位二进制字符串保持一致,取上、下、左、右 4 个方位的二进制数值 00000110 作为中心像素点的二进制表示,如图 2 所示。

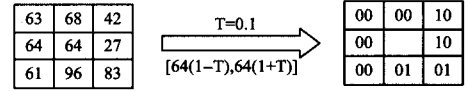


图 2 SILTP 算法

相邻像素和中心像素的每一次比较都会得出式(8)中 3 个结果中的一个。SILTP 的优点主要表现在 3 个方面:首先,中心像素点与周围像素点比较后产生的二进制数值是两位,在与周围其他像素点区分时比 LBP 算法多出一次比较;其次, SILTP 算法将 LBP 算法中心像素点灰度值改进成为一个范围值,其对局部区域的相似像素点变化具有很好的鲁棒性;最后, SILTP 算法继承了 LBP 算法尺度不变的特性,能够适应光照突然变化的情况。此外, SILTP 算法能够将人物的阴影与背景区分开,这是因为被阴影覆盖的背景保留了背景的纹理特征,只不过变得比以前更加暗了。

3.2 自适应的 SILTP 算法

SILTP 算法在树叶抖动等复杂变化的环境下不能很好地反映每张图像的纹理特征,导致算法的自适应性不强。因此,在一些背景比较复杂的图像中,处理后的背景纹理残留较多,无法获得相对确切的运动车辆目标区域。通过观察和比较实验数据,自适应阈值的 SILTP 算法能最大限度地去除背景,获得较为精确的运动车辆目标区域。算法的具体步骤如下。

1) 将低通滤波之后的图像转换成灰度图像,对图像 $\{I(i, j)\}$ 所有像素点的灰度值求和得到 S , 再通过图像中所有像素点数目获取平均值 A :

$$S = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I(i, j) \quad (9)$$

$$A = \frac{S}{m * n} \quad (10)$$

2) 通过图像的纹理特征将背景去除。将图像各个像素点的灰度值与平均像素灰度值做差,将差值的绝对值求和得到 DS , 然后求得 DS 的平均值 DV :

$$DS = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |I(i, j) - A| \quad (11)$$

$$DV = \frac{DS}{m * n} \quad (12)$$

3) 利用图像局部纹理特征去除背景。在图像中用 3×3 大小的窗口区域对图像进行遍历,求取窗口的中心像素灰度值与其邻域像素点灰度值之差,在每一个窗口图像内求取平均值 a :

$$a = \frac{\sum_{k=0}^7 |I_k - I_c|}{8} \quad (13)$$

4) 根据实验数据中 I_k, I_c, a 以及 DV 的值,拟合计算自适应阈值 θ 的方法:

$$\theta = 4 * \sqrt{DV} + a \quad (14)$$

由以上计算方法可知,由于局部纹理的差异,因此每个窗

口内的 θ 阈值都不相同。当 θ 被确定之后, 对式(8)进行改造, 得到式(15)。

$$S_T(I_c, I_k) = \begin{cases} 01, & \text{if } I_k - (1+T)I_c > \theta \\ 10, & \text{if } I_k - (1-T)I_c < \theta \\ 00, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

其中, S_T 就是换算出中心像素的灰度值。这些具有新灰度值的像素构成的图像, 即为被自适应阈值 SILTP 算子处理后得到的过渡图像。

通常情况下, 目标车辆区域在整个图像中所占的面积比例都小于背景所占面积比例。因此, 该算法利用全局及局部的像素灰度均差来共同决定阈值的大小, 不仅考虑到了整幅图像的纹理分布, 还考虑到了局部的纹理变化。

4 运动车辆检测

4.1 背景建模

背景建模^[10-13]的目的是对摄像机所拍摄的场所创建一个表征背景统计模型。在复杂的场景中, 例如不断摇摆的植物、波状起伏的水和光照的剧烈变化, 对其背景建模变得非常困难。本文实验采用的拍摄数据图片的摄像头是静止不动的。

本文采用高斯混合模型的方法进行背景建模。高斯混合模型将一个事物分解为若干个基于高斯概率密度函数形成的模型。使用高斯混合模型来表征图像帧中的每一个像素点的特征, 当获取新的图像帧时, 实时更新高斯混合模型, 在某一时刻选取高斯混合模型中的一个子集表征当前背景, 如果当前图像帧的某个像素点与混合高斯模型的背景子集匹配, 则判定为背景, 否则判定为前景点。

背景建模前期要对运动车辆图像进行纹理信息的采集, 在图像像素点处理过程中, 计算像素周围以 R 为半径的圆形区域内的自适应 SILTP 的统一模式直方图作为该区域的特征向量。半径 R 是用户自己设定的参数。每个像素点的背景模型是由一组自适应的 SILTP 统一模式直方图 $\{\vec{n}_0, \dots, \vec{n}_{k-1}\}$ 组成, K 的值由用户来决定, 每一个模型直方图有一个值在 0 到 1 之间的权重, K 个模型直方图的权重和是 1。第 K 模型直方图的权重用 w_k 表示。将新获取的图像 h 转化为自适应的 SILTP 直方图后与背景模型直方图进行比较, 利用直方图相交的方式来度量两幅直方图的异同。公式如下:

$$\cap(\vec{a}, \vec{b}) = \sum_{n=0}^{N-1} \min(a_n, b_n) \quad (16)$$

其中 \vec{a} 和 \vec{b} 是直方图, N 是直方图的总块数。这种计算方式直观地告诉我们在计算两个直方图共同部分时忽略了只出现在其中一个直方图中的特征。因为操作简单, 所以算法的复杂度很低, 与直方图的块数呈线性关系即 $O(N)$ 。用户自定义一个相似性度量值 T_p , T_p 的值在 0 和 1 之间。将新得到的视频图像的直方图 \vec{h} 与背景模型直方图 $\{\vec{n}_0, \dots, \vec{n}_{k-1}\}$ 进行相似度匹配, 如果 \vec{h} 与所有背景图像的直方图的相似度都小于阈值 T_p , 则将所有背景图像中权值最低的直方图用 \vec{h} 替代, 将 \vec{h} 赋予一个很低的权值, 在本次实验中赋值为 0.01。如果存在相似度大于阈值 T_p 的背景图像直方图, 那么找到与 \vec{h} 相似度值最高的背景直方图 \vec{n}_k , 对 \vec{n}_k 进行更新, 公式如下:

$$\vec{n}_k = a_b \vec{h} + (1-a_b) \vec{n}_k, a_b \in [0, 1] \quad (17)$$

其中, a_b 是用户设定的学习率参数, 对应背景图像权重更新为:

$$w_k = a_w M_k + (1-a_w) w_k, a_w \in [0, 1] \quad (18)$$

其中, a_w 是用户设定的另一个学习参数, 如果找到相匹配的背景直方图, 那么 M_k 就赋值为 1; 如果没有找到, 那么 M_k 赋值为 0。背景模型的适应速度与学习率 a_b 和 a_w 有关, 学习率越大, 背景模型的适应速度就越快。并不是所有的直方图模型都能成为背景模型, 可以通过直方图的持续性来确定直方图模型是不是背景模型。从式(18)可以看出, 直方图的权重直接决定了直方图的持续性, 权重越大, 直方图模型成为背景模型的几率就越高。将直方图模型按权重进行降序排列, 选择前 B 个直方图作为背景直方图:

$$w_0 + \dots + w_{B-1} > T_B, T_B \in [0, 1] \quad (19)$$

其中, T_B 是用户设定的阈值, 根据大量实验得出 B 个背景模型的权值之和在 T_B 之内时可以达到最好的效果, T_B 一般取值为 0.75, 如果取值超过 0.75, 背景模型计算量就会增加, 算法复杂度也会变高。

4.2 前景检测

运动车辆图像前景对象检测的目的是从序列图像中将变化区域从背景图像中提取出来, 运动车辆图像前景对象的有效检测对于车辆对象跟踪、目标分类等后期处理非常重要, 而区分前景对象的关键是能够确定非常合适的背景, 从像素的角度来理解, 每一个像素点有可能是前景点, 也有可能是背景点, 因此就要防止背景中的像素点被误判断为前景点。

前景检测在背景模型更新前执行, 当前图像直方图 \vec{h} 与 B 个背景直方图进行相似度匹配, 如果至少有一个背景直方图和前图像直方图 \vec{h} 匹配的值大于 T_p , 那么当前图像直方图 \vec{h} 就被定义为背景直方图; 相反, 当前图像直方图 \vec{h} 为前景直方图。

5 实验结果及分析

本实验在 Windows 8 系统、64 位处理器、4GB 内存计算机上进行, 使用 Matlab 2011a 进行编码测试。采用 CDNET (<http://wordpress-jodoin.dmi.usherb.ca>) 上面的车辆数据集图像进行了实验和分析。

实验中选取视频序列中任意 3 帧图像, 将其目标检测结果直观显示出来, 如图 3—图 6 所示。



图 3 原图像

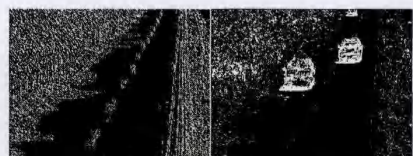


图 4 LBP 算法中的背景图像及前景图像



图5 SILTP算法中背景图像和前景图像



图6 自适应SILTP算法中的背景图像及的前景图像

从上图可以看出,对于背景中存在摇摆的树叶的情况,自适应SILTP算法具有较高的检测效率,拥有较强的学习能力,能够将周期性运动的背景点融入到背景中,误检率最低。

为了能够充分展示自适应SILTP算法的优越性,本文将其与LBP算法、SILTP算法在运动车辆检测中做了比较,并且利用ROC曲线来进行定量评价。以负正类率FPR(False Positive Rate)即背景被检测为车辆的像素点的数目在背景像素点总数目中的比重为 x 轴,以真正类率TPR(True Positive Rate)即正确检测到的车辆像素点数在车辆像素点总数的比重为 y 轴。用 T_p 来表示3种方法所绘制的ROC曲线的阈值,实验结果如图7所示,自适应的SILTP算法要优于另外两种算法。

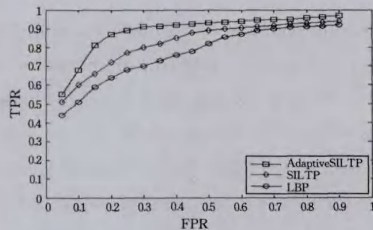


图7 3种算法的检测效率曲线

结束语 本文在分析研究纹理描述算子SILTP的基础上,针对现有的SILTP算子自适应性弱、不能很好处理复杂背景的缺点,提出一种自适应阈值的SILTP算法。该算法利用全局及局部的像素灰度均差来决定自适应阈值大小,能最大限度地去除复杂背景的影响,自适应性强。实验结果显示,该算法在复杂背景下的检测效果优于原SILTP算法,对运动车辆的检查效果较好。

参考文献

[1] Liu H, Hou X. Moving Detection Research of Background Frame Difference Based on Gaussian Model[C]// International Conference on Computer Science and Service System. IEEE, 2012: 258-261

[2] Yan L, Zhi-jian J, Gao J W, et al. Robot fish detection based on a combination method of three-frame-difference and background subtraction[C]// Control and Decision Conference, Chinese. IEEE, 2014: 3905-3909

[3] Hegenbart S, Uhl A. A scale-adaptive extension to methods based on LBP using scale-normalized Laplacian of Gaussian extrema in scale-space[C]// 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2014: 4319-4323

[4] Huang Y, Ou Z, Hsieh H, et al. A rapid texture-based moving object detection method[C]// 2011 8th Asian Control Conference (ASCC). IEEE, 2011: 1205-1209

[5] Qin Y, Tang Y. Dynamic texture recognition based on multiple statistical features with LBP/WLD[C]// 2011 International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT). IEEE, 2011: 957-960

[6] Nguyen D T, Ogunbona P, Li W. Human detection with contour-based local motion binary patterns[C]// 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2011: 3609-3612

[7] Liao S, Zhao G, Kellokumpu V, et al. Modeling pixel process with scale invariant local patterns for background subtraction in complex scenes[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2010: 1301-1306

[8] Oualla M, Sadiq A, Mbarki S. A survey of Haar-Like feature representation[C]// 2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS). IEEE, 2014: 1101-1106

[9] Dos Santos V R, Pilla M, Reiser R, et al. Int-Haar: Improving Precision of the Haar Interval Wavelet Extension[C]// 2013 2nd Workshop-School on Theoretical Computer Science (WEIT). IEEE, 2013: 92-96

[10] Yin H, Yang H, Su H, et al. Dynamic background subtraction based on appearance and motion pattern[C]// 2013 IEEE International Conference on Multimedia and Expo Workshops (ICMEW). IEEE, 2013: 1-6

[11] Wang H, Sang N, Yan Y. Real-Time Tracking Combined with Object Segmentation[C]// 2014 22nd International Conference on IEEE Pattern Recognition (ICPR). 2014: 4098-4103

[12] Deng G, Guo K. Self-adaptive background modeling research based on change detection and area training[C]// 2014 IEEE Workshop on Electronics, Computer and Applications. 2014: 59-62

[13] Yuan G, Gao Y, Xu D, et al. A Moving Objects Detection Method Based on a Combination of Improved Local Binary Pattern Texture and Hue[M]. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 261-268

(上接第288页)

[19] Zhang Y, Yang R N, Wu M, et al. Air combat tactics decision-making based on intuitionistic fuzzy Petri net[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(30): 224-228 (in Chinese)
张滢, 杨任农, 邹蒙, 等. 直觉模糊Petri网的空战战术决策[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(30): 224-228

[20] Sun J H, Feng J L, Liu Q, et al. Distribution and sources of organochlorine pesticides (OCPs) in sediments from upper reach

of Huaihe River, East China [J]. Journal of Hazardous Materials, 2010, 184: 141-146

[21] Li M, He S H, Zhang Z H. Application of intuitive fuzzy multi-attribute decision-making in selection of green agricultural produce suppliers[J]. Logistics Technology, 2014, 33(5): 196-197 (in Chinese)
李梅, 贺世红, 张志宏. 直觉模糊多属性决策方法在绿色农产品供应商选择中的应用[J]. 物流技术, 2014, 33(5): 196-197