

一种用于静态图像车辆检测的颜色变换模型^①

刘怀愚 李 璟 洪留荣 (淮北煤炭师范学院 计算机科学与技术学院 安徽 淮北 235000)

摘 要: 充分利用车辆的颜色特征,提出了一种新的基于 Karhunen-Loeve(KL)变换的颜色变换模型。利用该模型可将所有像素颜色由 RGB 三维颜色空间变换到一个二维颜色空间上。在这个二维颜色空间上,车辆像素和非车辆像素分别集中在具有较好分离程度的两个区域。在此基础上,利用分类器可实现静态图像车辆的识别。实验结果表明,该颜色变换模型具有较好的车辆分割能力,准确性较高。

关键词: 静态图像;颜色变换;KL 变换;Fisher 判别准则;车辆检测

Color Transform Model for Vehicle Detection in Static Images

LIU Huai-Yu, LI Jing, HONG Liu-Rong

(School of Computer Science & Technology, Huaibei Coal Industry Teachers' College, Huaibei 235000, China)

Abstract: To make full use of the color feature of a vehicle, a color transform model based on Karhunen-Loeve(KL) transform is proposed. Utilizing the model, all pixels can be transformed from RGB color space to a 2-D color space. On this 2-D color space, vehicle pixels and non-vehicle pixels will respectively concentrate on detachable areas. On this basis, vehicles can be detected from static images by using a classifier. Testing results demonstrate that when the model is applied the vehicle detection can be used with high accuracy.

Keywords: static image; color transform; KL transform; Fisher criterion; vehicle detection

1 引言

车辆识别与计数是现代智能交通系统的重要组成部分,车辆计数的准确与否直接影响高交通管理的水平,同时也是当前智能交通研究的一个难点。目前,静态图像中的车辆识别和计数方法归为两种:一种是基于建模和模板匹配的方法^[1-3],一种是基于统计学习的方法^[4-6]。基于建模和模板匹配的方法利用局部特征描述车辆,对所建模型的要求较高,抗噪声能力较弱,算法的鲁棒性不够好。基于统计学习的方法通过对样本进行训练获得车辆和背景之间的差异,再利用合适的分类器对车辆进行识别。这种方法具有一定的自适应能力,但分类器设计复杂,计算量较大。

上述两种静态图像中的车辆识别和计数方法主要还是对灰度图进行处理,对车辆的颜色特征利用较少。这主要是由于以下原因造成的:车辆颜色各种各样不

尽相同,即使相同的颜色由于光照、阴影等原因在不同的环境下获取的颜色值也会有所差别,因此比较容易获取的 RGB 颜色信息难以被直接利用到车辆识别中。基于这一情况,本文提出了一种新的颜色变换模型。通过该模型可充分利用颜色特征实现车辆的识别与提取。

2 基于K-L变换的颜色变换

Ohta 等人^[7]在研究各颜色空间的区域分割能力时提出了基于 KL 变换的颜色变换方法,他们首先针对 N 个训练样本图像通过统计分析得到 R, G, B 分量分布的协方差矩阵 Σ ,再使用 KL 变换获得 Σ 的特征向量和特征值,分别记为 $\mathbf{e}_i$ 和 λ_i ,其中 i 的取值为 1、2、3,且 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ 。利用特征向量定义了三个新的颜色特征 C_i ,如公式(1)所示:

^① 基金项目:安徽省教育厅自然科学基金(KJ2008B123);安徽省教育厅自然科学基金(KJ2009B011)

收稿时间:2009-12-22;收到修改稿时间:2010-01-12

$$C_i = e_{ri}R + e_{gi}G + e_{bi}B \quad (1)$$

其中 $e_i = (e_{ri}, e_{gi}, e_{bi})$, $i = 1, 2, 3$ 。

通过公式(1)可将像素颜色从 RGB 颜色空间映射到三个特征向量 e_i 对应的颜色空间上。

Healey^[8]用类似的思想进行图像分割, 并指出通过公式(1)均匀介质表面(如道路和云)的颜色将沿着由最大特征值 λ_1 对应的特征向量 e_1 定义的 C_1 坐标轴的方向移动。也就是说, 如果将所有的道路颜色映射到一个垂直于 C_1 的平面, 那么所有的道路颜色将集中在一个较小的区域中。

Tsai 等人^[9]将基于 KL 变换的颜色变换应用于车辆检测, 针对包括车辆图和非车辆图的所有训练样本

求得 $C_1 = \frac{1}{3}R + \frac{1}{3}G + \frac{1}{3}B$, 并通过公式(2)将 RGB

颜色空间映射到与 C_1 垂直的颜色平面(u,v)上, 在颜色平面(u,v)上利用统计的方法并结合车辆局部特征进行车辆的识别。

$$u_p = \frac{2Z_p - G_p - B_p}{Z_p} \quad v_p = \text{Max}\left(\frac{Z_p - G_p}{Z_p}, \frac{Z_p - B_p}{Z_p}\right) \quad (2)$$

其中, (R_p, G_p, B_p) 是像素点 p 的各颜色分量, $Z_p = (R_p + G_p + B_p)/3$ 用于规格化。

在上述的研究基础上, 为了能更有效地从静态图像中识别车辆, 本文分别针对车辆样本和非车辆样本, 利用基于 KL 变换的颜色变换方法, 将 RGB 三维颜色空间转换为二维颜色空间 (s, t) 和 (w, r) , 并通过实验对其车辆像素的分割能力进行分析和比较。



(a) 车辆样本 (b) 非车辆样本

图 1 部分训练样本图

首先从不同的场景收集大量包括车辆样本和非车辆样本的训练图像, 图 1 为部分训练样本。分别选取样本数为 60, 120, 180 的车辆样本和非车辆样本, 通过 KL 变换计算出各样本空间对应的特征值和特征

向量, 其特征向量结果如表 1 所示。

表 1 各样本空间对应的特征向量

样本空间	样本个数	(e_{r1}, e_{g1}, e_{b1})	(e_{r2}, e_{g2}, e_{b2})	(e_{r3}, e_{g3}, e_{b3})
车辆				
样本 1	60	(0.34, 0.33, 0.33)	(0.50, -0.10, -0.40)	(-0.17, 0.50, -0.33)
车辆				
样本 2	120	(0.34, 0.33, 0.33)	(0.50, -0.14, -0.36)	(-0.13, 0.50, -0.37)
车辆				
样本 3	180	(0.33, 0.33, 0.33)	(0.50, -0.14, -0.36)	(-0.13, 0.50, -0.37)
非车辆				
样本 1	60	(0.34, 0.32, 0.35)	(0.50, 0.01, -0.49)	(0.24, -0.53, 0.23)
非车辆				
样本 2	120	(0.34, 0.31, 0.35)	(0.51, 0.00, -0.49)	(0.24, -0.52, 0.24)
非车辆				
样本 3	180	(0.34, 0.32, 0.35)	(0.48, 0.03, -0.49)	(0.26, -0.52, 0.22)

注: 表 1 中的数据是利用 $|w_R| + |w_G| + |w_B| = 1$ 规格化后的数据。

通过表 1 可知, 只针对车辆样本进行 KL 变换时求得的特征向量近似为 $e_1 = (1/3, 1/3, 1/3)$ 、 $e_2 = (1/2, -1/7, -5/14)$ 、 $e_3 = (-1/8, 1/2, -3/8)$, 则由 e_2 和 e_3 可构成与最大特征值对应的特征向量 e_1 垂直的二维颜色空间(s, t), 其形式如公式(3)所示。

$$s_p = \frac{\frac{1}{2}R_p - \frac{1}{7}G_p - \frac{5}{14}B_p}{Z_p} \quad t_p = \frac{-\frac{1}{8}R_p + \frac{1}{2}G_p - \frac{3}{8}B_p}{Z_p} \quad (3)$$

其中, (R_p, G_p, B_p) 是像素点 p 归一化的各颜色分量, $Z_p = (R_p + G_p + B_p)/3$ 用于规一化。

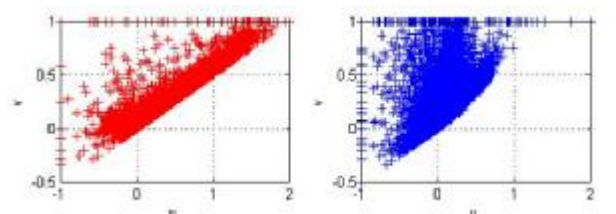
如果只针对非车辆样本进行 KL 变换时求得的特征向量近似为 $e_1 = (1/3, 1/3, 1/3)$ 、 $e_2 = (1/2, 0, -1/2)$ 、 $e_3 = (-1/4, 1/2, -1/4)$ 。对应二维颜色空间(w, r)的形式如公式(4)所示。

$$w_p = \frac{\frac{1}{2}R_p - \frac{1}{2}B_p}{Z_p} \quad r_p = \frac{-\frac{1}{4}R_p + \frac{1}{2}G_p - \frac{1}{4}B_p}{Z_p} \quad (4)$$

在下一节中, 将通过实验分别对公式(2)~(4)对应的二维颜色空间(u, v), (s, t), (w, r)的车辆分割能力进行分析和比较。

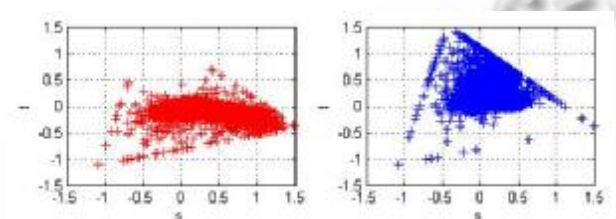
3 实验及分析

利用公式(2), (3), (4)分别在平面(u, v), (s, t), (w, r)上绘出所有训练样本图的像素点颜色变换结果, 如图 2~图 4 所示。通过颜色变换结果图可以直观的看出公式(3)比公式(2)和公式(4)具有更好的车辆分割能力。



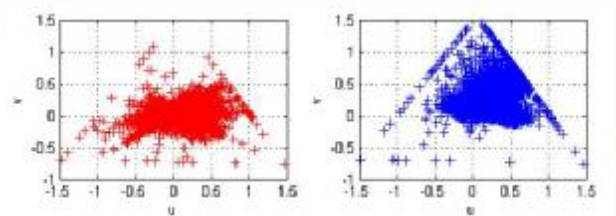
(a) 车辆样本颜色变换结果 (b) 非车辆样本颜色变换结果

图 2 利用公式(2)进行颜色变换结果图



(a) 车辆样本颜色变换结果 (b) 非车辆样本颜色变换结果

图 3 利用公式(3)进行颜色变换结果图



(a) 车辆样本颜色变换结果 (b) 非车辆样本颜色变换结果

图 4 利用公式(4)进行颜色变换结果图

除了通过颜色变换结果图进行直观的观察外, 还可利用 Fisher 判别准则对公式(2)~(4)的车辆分割能力进行评价。该准则使用类间距离和总类内散布的比率来测定变换 T 将空间分割为 Q_1 和 Q_2 两类的能力^[10]。其定义如下:

$$J(T) = \frac{|m_1 - m_2|^2}{s_1^2 + s_2^2}$$

其中, m_1 和 m_2 为各类的均值, s_1 和 s_2 为各类的方差。 $J(T)$ 的值越大, 对应 T 的分割能力越强。表 2 列出公式(2)~(4)对应的 J 值。很显然, 式(3)对应

的颜色空间(s, t)有着比式(2)和式(4)对应的颜色空间更好的车辆分割能力。

表 2 不同颜色变换的分割能力分析

颜色变换	车辆均值 (x1,y1)	非车辆均值 (x2,y2)	车辆方差	非车辆方差	类间距离	J
式(4)	(0.05, 0.00)	(0.03, 0.06)	0.06	0.05	0.0691	0.7876
式(5)	(0.08, 0.09)	(0.03, 0.10)	0.07	0.04	0.0561	0.4575
式(6)	(0.07, -0.04)	(0.08, -0.09)	0.04	0.05	0.0499	0.5961

为了进一步验证公式(2)~(4)的车辆分割能力, 本文利用贝叶斯分类器分别对不同场景的静态图像利用不同颜色变换进行车辆的识别与提取, 其结果如图 5~6 所示。



(a) 原始图

(b) 利用公式(2)



(c) 利用公式(3)

(d) 利用公式(4)

图 5 道路场景下利用不同颜色变换进行的车辆检测



(a) 原始图

(b) 利用公式(2)



(c) 利用公式(3)

(d) 利用公式(4)

图 6 停车场场景下利用不同颜色变换进行的车辆检测

4 结 论

本文充分利用车辆颜色信息, 结合 KL 变换提出了一种新的颜色变换模型, 通过该模型将图像中的所有像素颜色由 RGB 三维颜色空间变换到一个二维颜色空间 (s, t), 在该空间上车辆像素和非车辆像素被分别映射到两个可区分区域。通过实验对比分析, 该颜色变换模型比其他颜色变换模型有着更好的静态图像车辆识别能力, 以此为基础可更好的实现后续车辆提取与计数。

参 考 文 献

- 1 Kyo S, Koga T, Sakurai K, et al. A robust vehicle detecting and tracking system for wet weather conditions using the I MAP-VISION image processing board. IEEE/IEEEJ/ JSA I International Conference on Intelligent Transportation Systems. 1999.
- 2 Wen Z, Zhao H, Wang N, Yuan H. A Rear-Vehicle Detection System for Static Images Based on monocular Vision. 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, 2006, ICARCV '06
- 3 Gao L, Li C, Fang T, Xiong Z. Vehicle Detection Based on Color and Edge Information. 5th International Conference on Image Analysis and Recognition, ICIAR 2008.
- 4 Constantine P, Papageorgiou C, Poggio T. A Trainable Object Detection System: Car Detection in Static Images. A. I. Memo 1673, MIT Artificial Intelligence Laboratory, 1999.
- 5 Wu JW, Zhang XG. Wavelet transform and PCA to detect cars in static images. Journal of Tsinghua University, 2002,42(11):1560 - 1564.
- 6 Wang CCR, Lien JJJ. Automatic Vehicle Detection Using Local Features—A Statistical Approach. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions, March 2008,9(1):83 - 96.
- 7 Ohta Y, Kanade T, Sakai T. Color information for region segmentation. Computer Graphics and Image Processing, 1980,13:222 - 241.
- 8 Healey G. Segmenting images using normalized color. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1992,22(1):64 - 73.
- 9 Tsai LW, Hsieh JW, Fan KC. Vehicle Detection Using Normalized Color and Edge Map. IEEE Transactions on Image Processing, 2007,16(3).
- 10 Duda RO, Hart PE, Stork DG. 模式分类. 李宏东等译. 北京:机械工业出版社, 2006.96 - 97.