

一种基于 HDR 技术的交通标志牌检测和识别方法

张淑芳^{**}, 朱彤^{*}

天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072

摘要 现有基于低动态范围(LDR)图像的识别方法在良好的曝光环境下,能取得较为理想的结果,但其容易受照明条件的限制以及天气状况的影响,稳健性不强。为此,提出一种基于高动态范围(HDR)技术的识别方法。通过改进的逆色调映射算法,对相机捕获的不同曝光的 LDR 图像进行自适应亮度范围拉伸,分别生成明暗两幅子图像,再采用多曝光融合算法对子图像进行融合,生成一幅 HDR 图像代替原 LDR 图像进行识别。实验结果表明,该方法可较好地提高交通标志牌的检测与识别正确率。

关键词 图像处理; 高动态范围; 交通标志牌; 检测; 识别; 逆色调映射; 多曝光融合

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.091006

A Method of Traffic Sign Detection and Recognition Based on HDR Technology

Zhang Shufang^{**}, Zhu Tong^{*}*School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China*

Abstract The existing methods of traffic sign detection and recognition based on low dynamic range (LDR) images can achieve ideal results in good exposure environment. But they are vulnerable to the limitation of lighting and weather conditions, leading to weak robustness. For this reason, we propose a recognition method based on the high dynamic range (HDR) technology. The captured LDR images under different exposure conditions are adaptively stretched in the luminance range by the improved inverse tone mapping algorithm, generating two sub-images separately. Then an HDR image produced by the multi-exposure fusion algorithm is used instead of the original LDR images for recognition. The experimental results show that the proposed method can greatly improve the accuracy of traffic sign detection and recognition.

Key words image processing; high dynamic range; traffic signs; detection; recognition; inverse tone mapping; multi-exposure fusion

OCIS codes 100.2000; 100.2980; 100.3008; 100.5010

1 引言

交通标志牌的自动检测与识别作为自动辅助驾驶系统的一个重要组成部分,为安全驾驶和行车导航提供了有效信息,对规范驾驶员行为、保障交通顺畅和安全出行起到至关重要的作用。车联网概念的提出以及百度无人车的出现,更是将这一领域的研究推向了高潮。

早在 1997 年,de la Escalera 等^[1]就曾使用颜色分割和形状分析的方法来检测标志牌。随后相继提出了不同的颜色空间增强算法^[2-3]。Bascon 等^[4]通

过计算区域中心点到边界距离(DtBs)来判断标志牌形状。在交通标志牌识别领域,Kus 等^[5]采用尺度不变特征变换(SIFT)算子提取特征进而实现标志牌的匹配。Ellahyani 等^[6]使用方向梯度直方图(HOG)特征加支持向量机(SVM)训练了一个交通标志和非交通标志的分类器。徐岩等^[7]则结合了主成分分析和极限学习机的思想。近年来,随着卷积神经网络(CNN)的发展,一些基于卷积神经网络的分类方法不断涌现^[8-9]。

以上基于低动态范围(LDR)图像的方法尽管在良好的行车环境下能取得理想的结果,但由于真

收稿日期: 2018-03-21; 修回日期: 2018-04-06; 录用日期: 2018-04-23

基金项目: 天津市科技支撑计划重点资助项目(16YFZCGX00760)、中国国家留学基金

* E-mail: zhutong@tju.edu.cn; ** E-mail: shufangzhang@tju.edu.cn

实交通场景的亮度动态范围为 $10^{-4} \sim 10^5$ cd/m², 远大于普通 CCD 相机捕获的亮度范围(不超过 1000:1), 因此图像在较明和较暗区域将出现过曝光和弱曝光的现象, 丢失大量的细节信息。尤其是在一些恶劣的照明场景下, 如路灯昏暗和阳光直射的情况, 车载相机拍摄到的图像甚至人眼都难以分辨。高动态范围(HDR)图像则能完整呈现真实场景的动态范围, 保持细腻的色彩特征以及清晰的亮度层次, 提升图像的整体对比度。

本文将逆色调映射算法加入多曝光融合技术中, 提出一种基于 HDR 技术的交通标志牌检测与识别的方法。通过对相机捕获的两幅不同曝光的图像进行明暗强度不同的分解, 融合生成一幅高动态范围的交通图像。由于合成的 HDR 图像能够展现真实场景的细节信息, 因此能有效地提高标志牌检测与识别的精准度和稳健性。

2 方法设计与原理

2.1 HDR 交通图像的生成

目前生成 HDR 图像的方法主要分为两种: 基

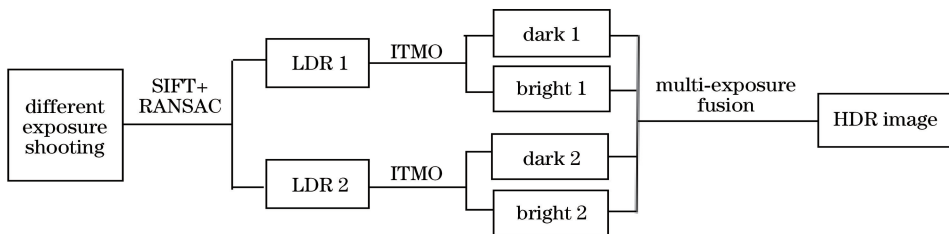


图 1 HDR 生成过程

Fig. 1 Process diagram of HDR generation

由于两台相机采集到的 LDR 图像存在视角上的一些微差异, 如果将其直接融合会造成严重的伪影效应。因此首先根据 Vedaldi^[10] 提出的图像配准算法, 利用 SIFT 匹配图像特征, 再计算随机抽样一致(RANSAC)算法单应变换矩阵剔除误匹配点, 最后投影拼接图像实现两幅图像的对齐操作。变换到 HSV(色调-饱和度-亮度)空间实现亮色分离, 在亮度域利用改进的 S 曲线^[11] 将每幅 LDR 图像分解成明暗两幅子图像。改进后的 S 曲线作为一种全局逆色调映射模型, 可以对图像亮度范围进行自适应拉伸, 函数定义为

$$L_{wk}(i, j) = \begin{cases} \frac{10^{-p_k} \cdot L'_{ad,k} \cdot L_d(i, j)}{1 - L_d(i, j)}, & L_d(i, j) < 1 \\ 10^{-p_k} \cdot L'_{ad,k} \cdot \eta, & L_d(i, j) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

$$L'_{ad,k} = 1 + \exp[\lambda(E_v - 2L_{ad} + 1)], \quad (2)$$

式中: $k=1, 2$ 表示子图像序号; L_d 表示原 LDR 图

于辐射度和基于图像域的方法。传统的基于辐射度的方法是从多幅 LDR 图像估计相机响应函数(CRF), 再进行逆变换来恢复原始场景的实际亮度。这种方法需要大量的计算, 缺乏市场竞争力。在此基础上, 一些研究者开始研究有效的逆色调映射算法, 通过线性或非线性变换将原始 LDR 图像的亮度范围进行拉伸。这些先验算法无需提供相机参数, 对拍摄条件依赖性较低, 同时降低了计算复杂度。基于图像域的方法则是根据图像熵、小波系数、色彩饱和度等一系列测度因子, 从图像融合的角度出发, 直接从多幅不同曝光的 LDR 图像提取信息融合成一幅局部自适应曝光的 HDR 图像。这种方法无需考虑在成像设备上的显示, 因而对目标检测十分适用。基于拉普拉斯金字塔的方法是现今应用最广泛也是最有效的算法。

本文综合考虑了逆色调映射方法在动态范围拉伸方面以及多曝光融合方法在细节增强方面的优势, 将逆色调映射与多曝光融合技术相结合生成 HDR 图像用于交通标志牌的检测与识别, 过程如图 1 所示。

像的亮度; L_{wk} 表示变换后的子图像亮度; p_k 为亮度调节因子, 用于控制相邻子图像的亮度差, p_k 越大, 亮度差越大; $L'_{ad,k}$ 表示第 k 幅子图像的平均亮度, 由常量 λ 、 E_v 以及原 LDR 图像的平均亮度 L_{ad} 共同决定; L_{ad} 为 L_d 的像素平均值, 与原 LDR 图像的曝光值有关, 曝光值越大, L_{ad} 越大, 因而能对不同曝光 LDR 图像进行自适应调整。将 p_k 设置为 (1.6, 0.75), λ 设为 0.85, E_v 设为 (-1, 1), 常数 η 设为 382.5。

将得到的四幅 LDR 子图像组成图像序列, 记为 A 。根据 Burt 和 Adelson^[12] 的算法融合生成一幅 HDR 图像, 步骤如下。

输入: 图像序列 A 。

输出: HDR 图像 R 。

1) 将图像序列 A 依次分解成四组包含不同尺度的带通滤波功能的拉普拉斯金字塔, 用 $L\{A\}_k$ 表示 A 中第 k 幅图像经拉普拉斯金字塔分解之后的

第 l 层的强度值。

2) 根据一些评估指标如对比度、饱和度、曝光度值计算每幅图像的能量值 $W_{ij,k}$:

$$W_{ij,k} = (C_{ij,k})^{w_C} \times (S_{ij,k})^{w_S} \times (E_{ij,k})^{w_E}, \quad (3)$$

式中: C 、 S 、 E 分别表示对比度、饱和度、曝光度值; w_C 、 w_S 、 w_E 分别表示相应的权值。角标 ij, k 表示第 k 幅图像的像素点坐标 (i, j) 。对能量值作归一化处理, 得到用于高斯混合的能量值 $\hat{W}_{ij,k}$:

$$\hat{W}_{ij,k} = \left(\sum_{k=1}^4 W_{ij,k} \right)^{-1} W_{ij,k}. \quad (4)$$

3) 对归一化能量值 $\hat{W}_{ij,k}$ 进行高斯金字塔分解, 用 $G\{\hat{W}\}_{ij,k}^l$ 表示第 k 幅图像像素点 (i, j) 高斯分解后第 l 层的值。

4) 根据公式

$$L\{R\}_{ij}^l = \sum_{k=1}^4 G\{\hat{W}\}_{ij,k}^l L\{I\}_{ij,k}^l, \quad (5)$$

计算得到融合后的图像拉普拉斯金字塔第 l 层图像的强度值 $L\{R\}^l$ 。

5) 从其顶层开始逐层进行递推, 可以恢复其对应的高斯金字塔 R^0 , 得到的重构图像即为所求的 HDR 图像 R , 递推公式为

$$\begin{cases} R^l = L\{R\}^l, & l = N \\ R^l = L\{R\}^l + R^{l+1}, & 0 \leq l \leq N-1 \end{cases} \quad (6)$$



图 2 夜间弱曝光 HDR 生成结果。(a) LDR 1; (b) dark 1; (c) bright 1; (d) LDR 2; (e) dark 2; (f) bright 2; (g) HDR

Fig. 2 HDR generation results under weak exposure at night. (a) LDR 1; (b) dark 1; (c) bright 1;

(d) LDR 2; (e) dark 2; (f) bright 2; (g) HDR

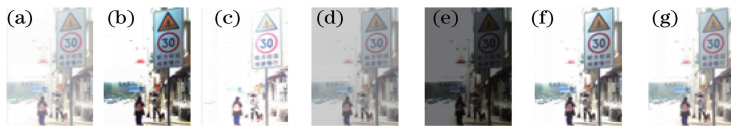


图 3 白天过曝光 HDR 生成结果。(a) LDR 1; (b) dark 1; (c) bright 1; (d) LDR 2; (e) dark 2; (f) bright 2; (g) HDR

Fig. 3 HDR generation results under over exposure in the daytime. (a) LDR 1; (b) dark 1;

(c) bright 1; (d) LDR 2; (e) dark 2; (f) bright 2; (g) HDR

表 1 LDR 和 HDR 图像的信息熵值

Table 1 Information entropy of LDR and HDR images

Figure	LDR image						HDR image
	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)
Fig. 2	4.5223	3.4193	5.2495	5.6374	4.8136	5.8744	6.5746
Fig. 3	5.4902	5.8417	1.8625	5.7025	5.4693	4.6273	6.7099
Average				4.8758			6.6423

图 2 和图 3 分别为弱曝光和过曝光情况下生成的 HDR 图像。其中图 2(a)、图 2(d) 表示两幅曝光不同的 LDR 图像, 图 2(b)、图 2(c) 和图 2(e)、图 2(f) 分别表示图 2(a) 和图 2(d) 通过逆色调映射生成的明暗两幅图像, 图 2(g) 表示最终生成的 HDR 图像; 图 3(a)、图 3(d) 表示两幅曝光不同的 LDR 图像, 图 3(b)、图 3(c) 和图 3(e)、图 3(f) 分别表示图 3(a) 和图 3(d) 通过逆色调映射生成的明暗两幅图像, 图 3(g) 表示最终生成的 HDR 图像。可以看出, 合成的 HDR 图像融合了所有子图像的对比度、饱和度、曝光度特征, 使得过明和过亮区域的信息得到恢复, 因而在视觉上感觉更为清晰。另一方面, 本文从图像熵^[13]的角度出发, 分别计算 LDR 和 HDR 图像包含的信息量。图像熵表示为图像灰度级集合的比特平均数, 对于一幅 256 灰度级的二维图像, 其信息熵计算公式为

$$H = \sum_{k=0}^{255} p(k) \log_2 \frac{1}{p(k)}, \quad (7)$$

式中: $p(k)$ 表示灰度值为 k 的点数与图像总像素数的比值。由此计算得到图 2 和图 3 中 LDR 图像、HDR 图像的信息熵, 数值如表 1 所示。可以看出, HDR 图像的信息熵比 LDR 图像高, 这意味着 HDR 图像包含着更丰富的细节信息, 有利于交通标志牌的进一步分割和识别。

2.2 交通标志牌的检测与识别

我国的交通标志牌分为禁令标志、警告标志、指示标志三大类,各自具有鲜明的颜色和形状特征。例如,禁令标志一般是红色圆形边框,内部是白色或者黑色区域;警告标志一般是黄黑色三角形边框,内部图形以黑色描绘,背景部分以黄色填充;指示标志多是蓝色方形和圆形边框,内部图形以白色描绘为主。在制作工艺上,则按照国家标准^[14]严格规范执行。基于交通标志牌的上述特点,将三大类交通标志牌进一步细分成圆形禁令标志、其他禁令标志、警告标志、圆形指示标志、方形指示标志、其他指示标志共六小类,围绕这六小类标志进行检测和识别,实施步骤分为颜色分割、形状检测和含义识别。

2.2.1 颜色分割

选择 HSV 空间作为标志牌的颜色分割空间。HSV 空间由色调(H)、饱和度(S)、亮度(V)三个通道组成,各通道的分布独立而均匀,最符合人眼的视

觉特性^[15]。交通标志牌图像的 HSV 分割法通常基于固定的经验阈值,由于没有考虑图像的曝光情况,常常会出现分割不完全甚至无法分割的情况。图 4 为不同曝光值的 LDR 图像和 HDR 图像 H、S、V 通道的直方图分布。其中,图 4(a)、(b),图 4(d)、(e),图 4(g)、(h)分别表示不同曝光度的 LDR 图像 H、S、V 通道的分布;图 4(c)、(f)、(i)依次为 HDR 图像 H、S、V 通道的分布。可以看出在曝光强度变化时,H 通道的直方图具有良好的稳定性,而 LDR 和 HDR 图像在 S、V 通道的直方图分布差异较大,使用固定阈值分割显然不太合理。此外,标志牌一般采用良好的反光材料制作,其色彩饱和度和亮度明显高于交通场景中的其他物体。因此将 HSV 三通道的值均调整为 0~360 的整数,对 H 通道采用固定范围进行分割,对 S、V 通道则采用最大类间方差法(OTSU)^[16]自适应调整阈值。各标志牌的分割准则如表 2 所示,其中 S_{th} 、 V_{th} 分别表示采用最大类间方差法求得的 S 和 V 通道的分割阈值。

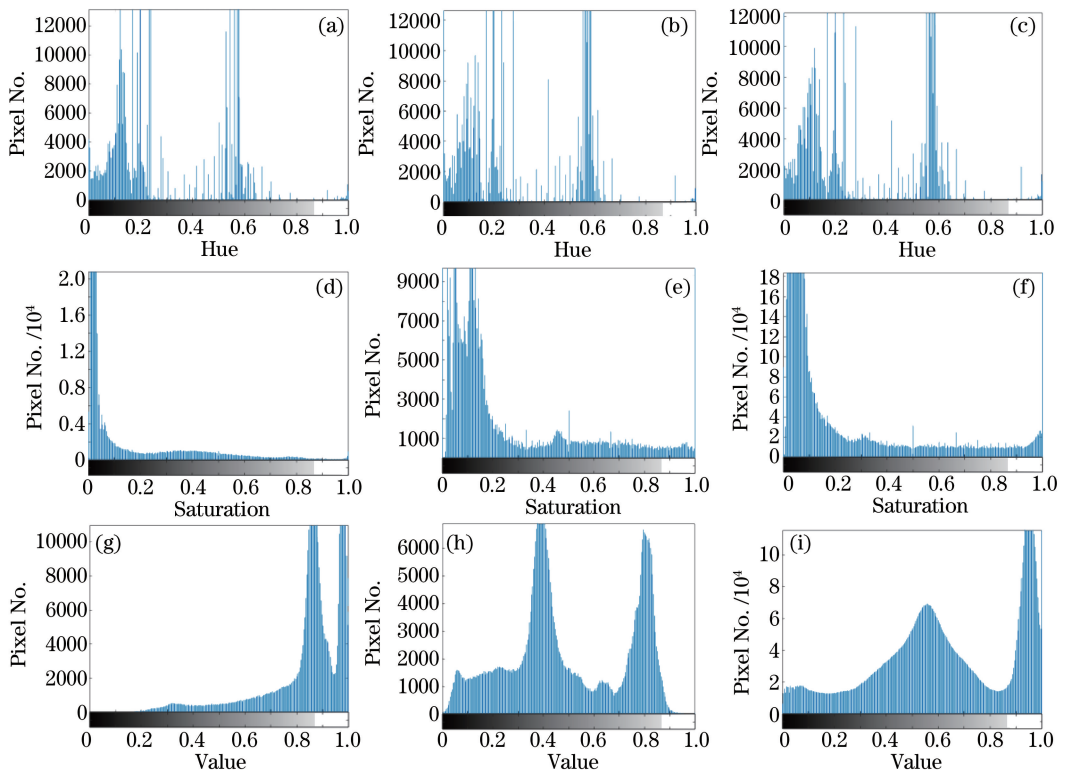


图 4 不同曝光 LDR 和 HDR 图像的 H、S、V 通道直方图分布。(a) LDR 1_H; (b) LDR 2_H; (c) HDR_H; (d) LDR 1_S; (e) LDR 2_S; (f) HDR_S; (g) LDR 1_V; (h) LDR 2_V; (i) HDR_V

Fig. 4 Histogram distribution maps of H, S and V channels for LDR and HDR images. (a) LDR 1_H; (b) LDR 2_H; (c) HDR_H; (d) LDR 1_S; (e) LDR 2_S; (f) HDR_S; (g) LDR 1_V; (h) LDR 2_V; (i) HDR_V

表2 不同颜色标志牌的 HSV 通道分割准则
Table 2 HSV channel segmentation criteria for different color signs

Channel	Red sign	Blue sign	Yellow sign
H	(0, 15) or (300, 360)	(0, 300)	(25, 45)
S		(S_{th} , 360)	
V		(V_{th} , 360)	

2.2.2 形状检测

形状检测法分成三步：形态学处理、区域过滤和形似度计算。形态学处理的目的是去除颜色分割后二值图像中的噪声点。涉及到的操作包括腐蚀、膨胀、开闭操作和连通域提取等。区域过滤是对形态学处理提取出的连通域进行筛选，排除非标志物体的影响，包括空洞填充、设置面积阈值等。形似度计算是根据中心点坐标、轮廓周长、区域面积等连通域的几何参数，计算区域外轮廓的圆形度、延伸率和矩形度，判断其是否属于交通标志，并结合颜色信息将其归入可能所属的标志牌类别(六小类)。圆形度 C 、延伸率 E 和矩形度 R ^[17] 的定义为

$$C = 4\pi S/L^2, E = \frac{\min(W, H)}{\max(W, H)}, R = \frac{S}{W \times H}, \quad (8)$$

式中： S 表示区域面积； L 表示区域的外轮廓周长； W 、 H 表示区域外接矩形的宽和高。各标志牌的形状判断准则如表 3 所示。

表3 不同形状标志牌的判断准则

Table 3 Criteria for judging different shapes of signs

Measure	Round	Triangle	Rectangle
metric	sign	sign	sign
C	(0.85, 1)	(0.30, 0.70)	(0.60, 0.85)
E	(0.70, 1)	(0.40, 0.70)	(0.70, 1)
R	(0.85, 1)	(0.80, 1)	(0.80, 1)

2.2.3 含义识别

在判断得到待定标志牌所属的类别后，需要对其表达的含义进行识别，可以看作特征提取与匹配的过程。现有的高效机器学习和神经网络方法需要强大的数据库的支持，而我国目前还没有公开的 HDR 交通标志图像库。手动制作 HDR 图像库则需要捕获不同曝光度的标志牌图像，对多曝光融合和逆色调映射算法依赖性强，且需要解决不同场景标志牌图像的配准等问题，缺乏可实施性。

本文采用 SURF(Speeded Up Robust Feature) 算子对交通标志牌进行特征提取。SURF 算子^[18] 是一种高速稳健的局部特征描述子，能对发生平移、

旋转、仿射变换的图像进行很好的匹配。它沿用了 SIFT 算子的高斯差分金字塔(DOG)的概念，结合 Hessian 矩阵寻找不同尺度空间下的特征点。当某一点的 Hessian 矩阵行列式大于某个阈值时，将该点选为该尺度空间上的特征点。得到特征点之后，通过提取特征点 4×4 邻域内 4 个方向的 Haar 小波特征，构造 64 维的特征描述子，即 64 个特征向量。积分图和特征点主方向的应用，大大提高了 SURF 算子的运行效率，使其在抗模糊性能上也明显优于 SIFT 算子和 HU 不变矩等其他局部特征描述子，且能适应不良光照条件的影响。图 5 所示为 LDR 和 HDR 图像待定标志牌区域在同一尺度上的 Hessian 矩阵行列式值的分布。其中，图 5(a)、(b) 是两幅曝光不同的 LDR 图像，图 5(c) 是 HDR 图像，图 5(d)~(f) 分别为其 Hessian 行列式分布图。图中蓝色线条表示图像中各点的 Hessian 矩阵行列式值分布，红色直线表示设置的阈值(实验中为 0.002)。

从图 5 可以看出，HDR 图像的 Hessian 矩阵行列式值分布较为分散，在阈值上下波动较大，有利于特征点的选择。随后，结合余弦相似度(CS)和最近邻搜索(NNS)算法^[19]对 SURF 算子提取的特征进行匹配。余弦相似度是用夹角的余弦值作为衡量两个向量间距离的一种相似性度量方法，可以使用归一化特征向量的点积来表示：

$$\cos \theta = \langle \hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{b}} \rangle. \quad (9)$$

余弦值越接近 1 表示两个特征向量越相似，反之则越不相关。最近邻算法则是通过优先搜索来查找每个向量的最近邻匹配向量，如果最近的向量距离除以次近向量的距离小于某个比例阈值 r (设定 $r = 0.6$)，则接受这一对匹配向量。假设待定标志牌检测出 M 个特征点，则共包含 $M \times 64$ 个特征向量；若其所属类别共包含 L 幅不同含义的标准标志牌图像，第 k 幅图像检测出 N_k 个特征点 ($k = 1, 2, \dots, L$)，即包含 $N_k \times 64$ 个特征向量。对待定标志牌中的每个特征向量，计算其与所属类别第 k 幅图像每个特征向量的余弦相似度并排序，然后根据最近邻算法进行筛选，得到与之匹配的特征向量；选择与待定标志牌每个特征点匹配向量数最多的特征点作为它的匹配特征点；选择与待定标志牌图像匹配特征点数最多的标准标志牌图像作为它的匹配图像，将标准标志牌图像代表的含义赋给待定标志牌，由此完成识别。

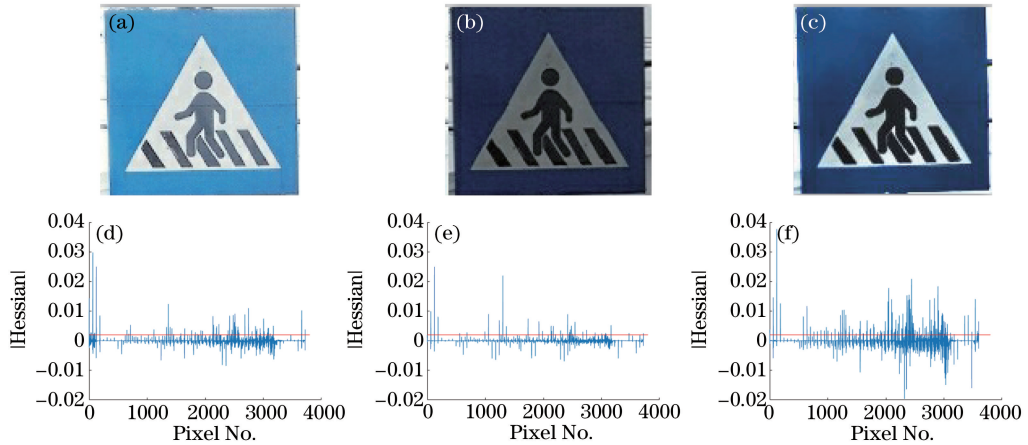


图5 LDR和HDR图像及各点的Hessian矩阵行列式值分布。(a) LDR 1; (b) LDR 2; (c) HDR;

(d) LDR 1各点Hessian矩阵行列式值; (e) LDR 2各点Hessian矩阵行列式值; (f) HDR各点Hessian矩阵行列式值

Fig. 5 LDR and HDR images and corresponding Hessian matrix determinant distribution maps of each point.

(a) LDR 1; (b) LDR 2; (c) HDR; (d) Hessian of LDR 1; (e) Hessian of LDR 2; (f) Hessian of HDR

3 实验结果与分析

3.1 交通标志牌图像的获取

将两台佳能 PowerShot Pro90 IS 相机固定于两支位置紧邻的三脚架上,对同一交通场景进行同时拍摄。为了捕获质量相对较高的图像,实验设置相机感光度(ISO)为固定值 100,仅通过调节曝光补偿(EV)值来抑制亮度调整带来的噪声点增加。选取的实验环境分为三种,即黑夜(照度约为 $0.01 \sim 0.2 \text{ lx}$)、阴天(照度约为 $50 \sim 500 \text{ lx}$)和晴天(照度约为 $2000 \sim 100000 \text{ lx}$)。针对不同的照明环境,将其中一台相机的 EV 值设为固定值 0,另一台的 EV 值在 $[-2, 2]$ 之间调节,光线越强烈则 EV 值设置得越小。由于 2.1 节的改进 S 曲线在生成 LDR 子图像时能够实现对亮度的自适应调整,因此对光线强烈程度仅需进行主观定性判断。由此获得白天到夜晚不同光照下的 160 组照片,每组照片包括两幅曝光不同(不同 EV 值)的 LDR 图像,共计 317 个交通标志实例。其中禁令标志有 120 个,警告标志有 79 个,指示标志有 118 个。此外,从互联网下载并分类制作本文的标准标志牌图像,包括圆形禁令标志 37 种,其他禁令标志 2 种,警告标志 33 种,圆形指示标志 15 种,方形指示标志 6 种,其他指示标志 3 种。

3.2 实验结果对比

为了显示本文方法的有效性,以晴天、黑夜两种特殊环境为例,基于 LDR 和 HDR 图像的实验结果进行对比,如图 6、图 7 所示。其中,图 6(a)、图 7(a)表示 EV 值为 0 的 LDR 图像,图 6(e)、图 7(e)表示 EV 值调节后(图 6 中 EV 值为 -2 ,图 7 中 EV 值为

2)的 LDR 图像,图 6(i)、图 7(i)表示融合生成的 HDR 图像;图 6(b)~(d)、图 7(b)~(d)、图 6(f)~(h)、图 7(f)~(h)、图 6(j)~(l)、图 7(j)~(l)分别表示对应的颜色分割、形状检测和含义识别结果。

由图 6 可以看出,在有树木投射的阴影区域, HDR 图像依旧能较为完整地分割出“向右转弯”的标志,从而避免了 LDR 图像出现的漏检现象;图 7 中 HDR 和 LDR 的交通标志虽然都能被检测出来,但 HDR 图像分割效果明显优于 LDR 图像;而在目标识别方面,图 6、图 7 均反映出 HDR 图像提取的特征与标准标志匹配度更高,识别效果更好。

此外,为了进一步证明本文方法的优越性,将本文方法分成检测(包括 HDR 图像生成、颜色分割、形状检测)和识别(含义识别)两部分,分别与其他经典方法进行对比,如表 4~7 所示。在所有方法检测结束时进行相同的形态学操作(包括相同程度的腐蚀、膨胀、开闭运算)和过滤处理(去除面积较小的连通域),并使用最小外包围矩形框圈出检测结果区域。若检测结果区域与某标志牌包围框面积的交并比(IOU)大于 0.8,则认为成功检测出此标志牌。统计成功检测的标志牌数量,计算其与标志牌总数的比值,得到检测正确率。表 4 列出了各方法对全部 317 个标志牌实例分别在晴天、阴天、黑夜三种光照环境下的检测正确率对比,可以看出,光线适中时基于 LDR 图像的方法和本文方法的检测正确率都很高,但在光照不良时,出现了较大的差距。表 5 列出了各方法分别对禁令、警告、指示三种类型标志牌实例的检测正确率对比(综合所有环境),可以看出本文方法对不同类型的交通标志都更为有效。为了体

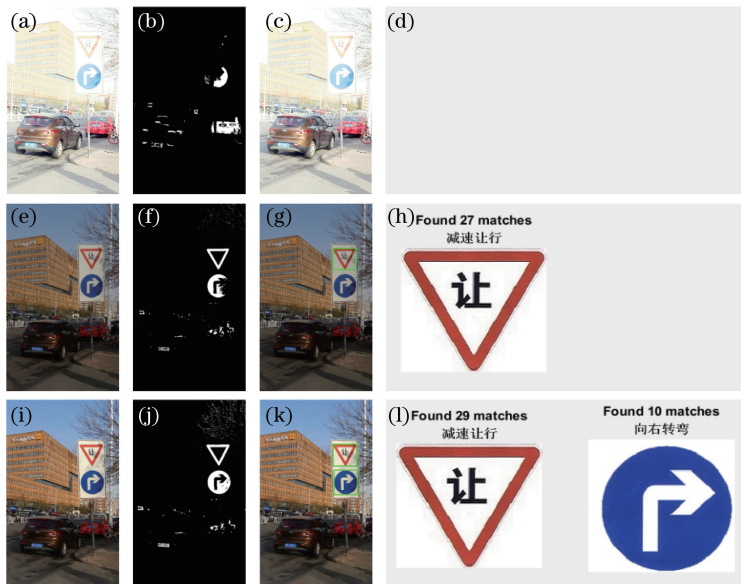


图 6 晴天 LDR 与 HDR 图像检测与识别结果对比。(a) LDR 1;(b) segment 1;(c) detection 1;(d) recognition 1;
 (e) LDR 2;(f) segment 2;(g) detection 2;(h) recognition 2;(i) HDR;(j) segment;(k) detection;(l) recognition
 Fig. 6 Comparison of the results of LDR and HDR image detection and recognition in a sunny day.

(a) LDR 1; (b) segment 1; (c) detection 1; (d) recognition 1; (e) LDR 2; (f) segment 2; (g) detection 2;
 (h) recognition 2; (i) HDR; (j) segment; (k) detection; (l) recognition

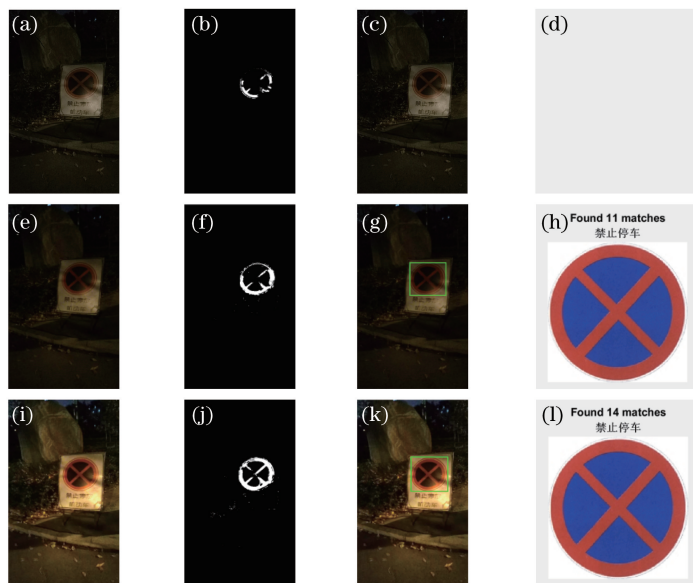


图 7 黑夜 LDR 与 HDR 图像检测与识别的结果对比图。(a) LDR 1;(b) segment 1;(c) detection 1;(d) recognition 1;
 (e) LDR 2;(f) segment 2;(g) detection 2;(h) recognition 2;(i) HDR;(j) segment;(k) detection;(l) recognition
 Fig. 7 Comparison of the results of LDR and HDR image detection and recognition in a dark night.

(a) LDR 1; (b) segment 1; (c) detection 1; (d) recognition 1; (e) LDR 2; (f) segment 2; (g) detection 2;
 (h) recognition 2; (i) HDR; (j) segment; (k) detection; (l) recognition

现各识别方法的性能,实验首先手动分割原图像中的标志牌区域,然后分别使用表 6 和表 7 中的方法进行识别。若识别出的某个标志牌实例与真实标志牌一致,则认为识别正确,统计所有识别正确的标志牌数

量,计算其与标志牌总数的比值,得到识别正确率。表 6 列出了各方法对全部 317 个标志牌实例分别在晴天、阴天、黑夜三种光照环境下的识别正确率,可以看出,本文方法优于其他算法,尤其是在照明条件不

表 4 不同光照环境下的检测正确率(单位:%)

Table 4 Accuracy of detection in different light environments (unit: %)

Condition	RGB enhancement	HSV empiric value	HSV+DtBs	HOG+SVM	Proposed
Sunny day	73.3	76.9	88.3	84.3	97.8
Cloudy day	93.8	95.0	98.8	99.7	99.7
Dark night	78.5	59.2	84.3	88.1	94.3

表 5 不同类型标志牌的检测正确率(单位:%)

Table 5 Accuracy of detection for different types of traffic signs (unit: %)

Category	RGB enhancement	HSV empiric value	HSV+DtBs	HOG+SVM	Proposed
Prohibition	85.8	80.8	87.5	87.3	97.5
Warning	77.2	78.5	83.5	87.3	96.2
Indication	76.7	76.0	88.6	91.1	96.6

表 6 不同光照环境下的识别正确率(单位:%)

Table 6 Accuracy of recognition in different light environments (unit: %)

Condition	HU+Hausdorff	HOG+KNN	SIFT+Euclidean	SURF+Euclidean	Proposed
Sunny day	54.1	81.7	85.3	88.1	94.3
Cloudy day	82.3	95.0	95.6	98.2	99.4
Dark night	48.3	65.2	84.5	87.9	93.5

表 7 不同类型交通标志牌的识别正确率(单位:%)

Table 7 Accuracy of recognition for different types of traffic signs (unit: %)

Category	HU+Hausdorff	HOG+KNN	SIFT+Euclidean	SURF+Euclidean	Proposed
Prohibition	62.0	78.3	85.8	87.5	95.0
Warning	65.0	69.2	83.5	89.9	91.1
Indication	56.7	73.4	77.2	86.0	93.2

佳的情况下,本文方法表现出更好的稳健性。表 7 列出了各方法分别对禁令、警告、指示三种类型标志牌实例的识别正确率(综合所有环境),可以看出本文方法对所有类型标志牌的识别正确率都很高。

3 结 论

提出的基于 HDR 技术的交通标志牌检测和识别方法,能较好地适应各种光照条件的影响,尤其是在光线强烈和光线昏暗的极端环境下表现出比其他传统方法更为优越的性能。由于逆色调映射和多曝光融合处理时间较长,如何将 HDR 技术应用于实时交通检测系统将是今后继续研究的方向。

参 考 文 献

- [1] de la Escalera A, Moreno L E, Salichs M A, *et al.* Road traffic sign detection and classification [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1997, 44(6): 848-859.
- [2] Ruta A, Li Y M, Liu X H. Real-time traffic sign recognition from video by class-specific discriminative features[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 416-430.

- [3] Li H, Qiu T S, Song H Y, *et al.* Separation algorithm of traffic signs based on curvature scale space corner detection[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0115002.
李厚杰, 邱天爽, 宋海玉, 等. 基于曲率尺度空间角点检测的交通标志分离算法[J]. 光学学报, 2015, 35(1): 0115002.
- [4] Bascon S M, Rodriguez J A, Arroyo S L, *et al.* An optimization on pictogram identification for the road-sign recognition task using SVMs [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(3): 373-383.
- [5] Kus M C, Gokmen M, Etaner-Uyar S. Traffic sign recognition using scale invariant feature transform and color classification [C] // Proceedings of International Symposium on Computer and Information Sciences, IEEE, 2008: 1-6.
- [6] Ellahyani A, Ansari M E, Jaafari I E. Traffic sign detection and recognition based on random forests [J]. Applied Soft Computing, 2016, 46: 805-815.
- [7] Xu Y, Wei Z Y. An improved traffic sign image recognition algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(2): 021001.
徐岩, 韦镇余. 一种改进的交通标志图像识别算法

- [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(2): 021001.
- [8] Sermanet P, Lecun Y. Traffic sign recognition with multi-scale convolutional networks [C] // Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, IEEE, 2011: 2809-2813.
- [9] Qian R, Zhang B, Yue Y, *et al.* Robust Chinese traffic sign detection and recognition with deep convolutional neural network [C] // Proceedings of International Conference on Natural Computation, IEEE, 2016: 791-796.
- [10] Vedaldi A. "SIFT_MOSAIC" example [EB/OL]. [2018-01-09]. <http://www.vlfeat.org/index.html>.
- [11] Wang T H, Chiu C W, Wu W C, *et al.* Pseudo-multiple-exposure-based tone fusion with local region adjustment [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(4): 470-484.
- [12] Mertens T, Kautz J, Reeth F V. Exposure fusion [C] // Proceedings of Pacific Conference on Computer Graphics and Applications, IEEE, 2007: 382-390.
- [13] Wang M, Wang Y S, Liu T, *et al.* Chinese painting classification method using image entropy and complex network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(2): 021008.
王民, 王羽笙, 刘涛, 等. 利用图像熵和复杂网络的中国画分类方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(2): 021008.
- [14] Standardization Administration of the People's Republic of China. Road traffic signs and marking, second parts: Road traffic signs: GB 5768.1-2009 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2009.
中国国家标准化管理委员会. 道路交通标志和标线 第二部分 道路交通标志: GB 5768.1-2009 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2009.
- [15] Su X, Chen X D, Xu H Y, *et al.* Adaptive window local matching algorithm based on HSV color space [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031103.
苏修, 陈晓冬, 徐怀远, 等. 基于 HSV 颜色空间的自适应窗口局部匹配算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031103.
- [16] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [17] Zhao J D, Bai Z M, Chen H B. Research on road traffic sign recognition based on video image [C] // Proceedings of International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, IEEE, 2017: 110-113.
- [18] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 110(3): 404-417.
- [19] Luo Y, Chen Y Z. Robust matching algorithm based on SURF [C] // Proceedings of International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing, IEEE, 2016: 7-10.