

复杂光照场景的道路区域提取算法及 Benchmark

杨景超¹, 李勇^{2*}, 张建君²

¹河北交通职业技术学院电气与信息工程系, 河北 石家庄 050091;

²东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819

摘要 针对复杂光照情况下的道路区域提取问题, 提出一种基于颜色不变量和暗原色分割的道路区域提取算法, 该算法通过正交分解法提取光照不变图像, 并基于暗原色先验的道路图像聚类分割, 提取图像的消失点等道路信息, 构造软投票函数来判别道路区域, 经过形态学处理得到最终精确的道路区域。为了有效评价复杂光照场景的道路区域提取算法的精度和效率, 构建了一套复杂光照场景的道路图像数据集, 并针对 9 种道路区域提取的算法构建了 Benchmark。实验结果表明, 所提方法能有效降低阴影等干扰因素的影响, 与另外 8 种算法相比, 本文算法能够实现与最新算法具有相近或更加准确的精度, 并且本文算法在消失点位置提取准确时, 道路的提取效果比其他算法更加完整和精确。此外, 本文构建的数据集和 Benchmark 能够有效地用于测评复杂光照环境下道路区域提取算法的性能。

关键词 机器视觉; 复杂光照; 道路提取; 数据集; Benchmark

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.121504

Road Region Extraction Algorithm and Benchmark for Complex Illumination Road Scene

Yang Jingchao¹, Li Yong^{2*}, Zhang Jianjun²

¹Department of Electrical and Information Engineering, Hebei Jiaotong Vocational and Technical College, Shijiazhuang, Hebei 050091, China;

²College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China

Abstract For extracting the road under complex illumination environment, a road region extraction algorithm is proposed based on color invariant and dark primary color segmentation. The illumination invariant image is obtained with orthogonal decomposition method, and the road information such as vanishing point of image can be extracted based on the clustering segmentation of the dark primary color prior road image. The road region is identified by a constructed soft voting function, and the final accurate road is obtained after morphological processing. In order to effectively evaluate the accuracy and efficiency of the road region extraction algorithm on complex illumination scenes, we construct a complex illumination road scene image dataset for road region extraction and builds benchmark for nine road area extraction algorithms. Experimental results show that the proposed method can effectively reduce the influence of other interference factors such as shadow. Compared with the other eight algorithms, the proposed algorithm can achieve similar accuracy or more accurate than the latest algorithms. Moreover, when the extraction of vanishing point position is accurate, the road extraction performance is more complete and accurate than other algorithms. In addition, the dataset and benchmark built in this paper can effectively evaluate the performance of road region extraction algorithms in complex illumination environment.

Key words machine vision; complex illumination; road region extraction; dataset; benchmark

OCIS codes 150.1135; 150.6910; 280.3640

收稿日期: 2019-11-02; 修回日期: 2019-11-06; 录用日期: 2019-11-13

基金项目: 河北省自然科学基金(F2016203211)

* E-mail: leoqiulin@126.com

1 引言

随着计算机视觉技术、机器人技术和智能交通系统的快速发展,基于视觉的道路场景理解成为机器人和智能交通等领域的重要组成部分。而面向单一视角场景中的道路信息提取对于无人驾驶车辆的自主导航、车辆的智能预警、道路场景分类与检索等智能交通系统具有重要意义^[1]。

近年来,各国的研究者针对单一视角场景的结构化道路与非结构化道路提出了大量道路区域提取的算法。这些算法主要分为三类:基于道路边界的方法、基于图像分割的方法和基于深度学习的方法。基于道路边界的道路提取方法主要通过直线^[2]、平行线^[3]或纹理特征^[4-5]等方法估计道路消失点,然后利用道路边缘特征投票法^[4-5]等方法提取道路区域。这类方法主要依赖于消失点及道路边界或模板,使得提取的道路区域为三角形或模板的形状,对于弯道情况效果较差,无法提取完整的道路区域,容易造成漏检或过检,通常这类方法的复杂度较高,实时性较差。例如,Kong等^[4]基于Gabor小波提取不同方向的纹理信息,然后利用纹理方向统计分析,进而构造局部自适应的消失点估计投票函数,最后,基于消失点位置和道路边界判别准则提取道路区域。相比于基于道路边界的方法,基于图像分割的方法主要利用颜色特征、纹理特征^[4,6]、轮廓特征^[7]或多种特征融合的特征^[8]等进行图像分割,再通过道路区域的先验知识或机器学习的方法判断道路区域^[9-11]。例如,Long等^[10]提出了基于全卷积网络的端到端语义分割网络,该网络能够有效地提取道路区域。这类方法能够更完整地提取道路区域,但这类方法受到分割效果影响较大,在分割过程中,容易受到车辆、行人等障碍物的影响而造成错误分割。此外,对于深度学习的方法需要标记大量的道路样本,并且计算量较大。

从目前的研究现状来看,多数道路识别算法通常在高速公路上具有较好的准确性,在复杂光照的非结构化道路等复杂场景中准确率往往不高。而且,现有的方法一般在具有良好的鲁棒性的同时损耗了大量的时间,而减少信息处理量、提高算法效率时则往往会降低算法的鲁棒性。针对上述问题,本文针对复杂光照道路场景提出了一种基于颜色不变量和暗原色分割的道路区域提取算法。

此外,现实的道路场景是复杂多样的。相机的拍摄角度、不同的光照环境和不同的道路类型及环

境等因素对基于单一视角场景的道路区域的提取都造成一定的影响,使得具有阴影等光照影响的复杂多样的道路类型的道路区域提取精度问题成为一项具有挑战性和具有重要应用价值的问题。上述方法并没有专门解决具有阴影等光照变化因素造成的道路区域提取精度差的问题,虽然针对复杂道路场景图像的无监督道路提取的研究虽然已有一些算法,但目前针对这类复杂的道路区域提取的研究算法并不多,并且没有专门的复杂光照场景的道路区域提取数据集以及相应的Benchmark。因此,为了方便更多研究者对于这类复杂光照道路场景的道路信息提取问题的研究,本文构建了新的道路图像数据集,并针对现有的9种道路区域提取的算法(包含5种具有阴影等光照因素影响削弱步骤的算法)构建了Benchmark。

本文的主要贡献如下:

1)构造了一个复杂光照道路场景的道路区域提取数据集(CIRSID)。该数据集包含不同拍摄环境及拍摄条件的单一视角场景的复杂道路图像,既包含结构化道路又包含非结构化道路,且具有多种情况下的光照因素影响,能够有效地评测消失点和道路区域提取算法的精度和效率。

2)针对复杂光照道路场景的道路区域提取问题,提出了一种新的道路提取算法。该算法通过提取光照不变图像,并基于光照不变图像进行后续的分割等处理,能够较好地削弱阴影等光照影响。算法利用消失点等道路信息,结合道路分割结果构造基于道路特征的道路区域判别软投票函数。并经过形态学处理等方法去噪,能够提取较为精确的道路区域。经过去除光照影响和有效分割,使得该算法能够适用于更多类型的场景。

3)基于9种流行的道路区域提取的算法在CIRSID数据集上进行测试和对比分析,构建了道路提取的Benchmark。

2 复杂场景道路提取算法

为了削弱阴影等光照因素对道路区域提取的影响,对原始道路图像进行正交分解来获取颜色光照不变图像,进而基于光照不变图像进行道路区域提取。本文道路提取算法的流程图如图1所示,其中,图1(d)中黄色线为竖直包络线,绿色线为道路三角区域,红色点为消失点。首先,提取原始图像的本征图像;再基于本征图像获取道路的暗原色图像,进而利用K-means聚类算法对道路的暗原色图像进行

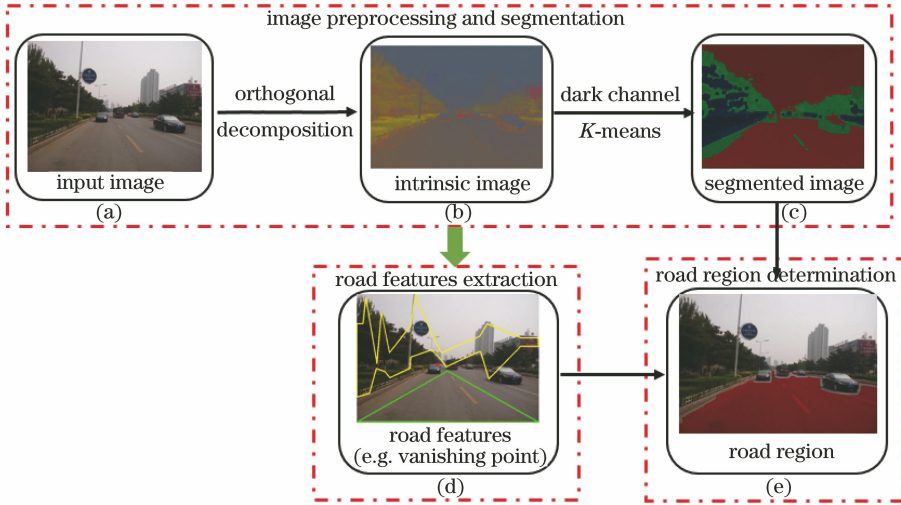


图1 道路识别流程图。(a)原始图像;(b)本征图像提取;(c)图像聚类分割结果;(d)消失点等道路特征提取;(e)道路区域判别
Fig. 1 Flowchart of road detection. (a) Source image; (b) intrinsic image extraction; (c) image clustering segmentation results; (d) vanishing point and other road features extraction; (e) road area determination

聚类分割,把图像粗略分割为天空、竖直区域和地面;然后,利用竖直包络线提取道路区域直线并估计出消失点位置;最后,综合运用道路位置信息和道路图像粗分割结果等信息利用软投票的方式实现道路区域的提取。

2.1 基于正交分解的本征图像提取

室外道路场景的光照图像具有一致反照率的不同光照区域之间存在线性关系^[12]。室外道路图像

的阴影区域和非阴影区域的线性关系可以表示为

$$\ln(F_H) = \frac{\ln(K_H)}{2.4} + \ln(f_H), \quad (1)$$

式中: F_H 为非阴影区域 RGB 空间的三通道刺激值; f_H 为阴影区域 RGB 空间的三通道刺激值, $H = \{R, G, B\}$; K_H 由光照条件决定。

图像各个颜色通道可以构成如下线性方程组,

$$\begin{cases} \ln(F_R) + \ln(F_G) - \beta_1 \cdot \ln(F_B) = \ln(f_R) + \ln(f_G) - \beta_1 \cdot \ln(f_B) = I_1 \\ \ln(F_R) - \beta_2 \cdot \ln(F_G) + \ln(F_B) = \ln(f_R) - \beta_2 \cdot \ln(f_G) + \ln(f_B) = I_2 \\ -\beta_3 \cdot \ln(F_R) + \ln(F_G) + \ln(F_B) = -\beta_3 \cdot \ln(f_R) + \ln(f_G) + \ln(f_B) = I_3 \end{cases}, \quad (2)$$

其中,

$$\begin{cases} \beta_1 = \frac{\ln(K_R) + \ln(K_G)}{\ln(K_B)} \\ \beta_2 = \frac{\ln(K_R) + \ln(K_B)}{\ln(K_G)} \\ \beta_3 = \frac{\ln(K_G) + \ln(K_B)}{\ln(K_R)} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: I_1, I_2, I_3 为颜色不变量图像的三个通道。

(2)式能够根据矩阵解的奇异特性求解。任意解定义为 u , (2)式的正交分解可表示为^[13]

$$u = u_p + au_0, \quad (4)$$

式中: u_0 为归一化的自由解,由 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 唯一确定; u_p 为方程组的唯一特解,满足 $u_p \perp u_0$ ^[13]; a 为自由解对应的系数。

经过上述求解,可以将原始图像正交分解为 u_p

光照不变图像和 u_0 光照变化图像。由于光照不变图像能够减小光照因素的影响,可将道路区域的部分光照影响滤除,使得物体尽可能地保留原本颜色,便于后续图像中各类物体的分割。

2.2 基于暗原色的道路图像分割

根据暗原色先验的原理可知:暗原色先验在绝大多数户外图像的每个局部区域至少存在某个颜色通道的强度值很低。如果图像中包含色彩鲜艳的物体或表面(如草地、树木、花等)和较暗物体或表面等,则这些物体或表面的 RGB 三个通道中一定有一个通道的值很小^[14]。通常,道路区域、竖直区域、天空区域的亮度及颜色信息具有明显的差异性,道路区域在暗原色图像中提供了道路和背景之间更有意义的分割,使得道路更容易识别。基于此,本文利用基

于暗原色先验的方法对道路图像进行分割,过程如下。

对于光照不变图像 I ,每个像素的暗通道可以被定义为每个像素的局部区域中的三个颜色通道的最小强度值,并且可以描述为

$$I^{\text{dark}}(x, y) = \min_{c \in \{r, g, b\}} \{ \min_{x, y \in \Omega(x, y)} [I_c(x, y)] \}, \quad (5)$$

式中: $\Omega(x, y)$ 是以像素 (x, y) 为中心的正方形邻域; I_c 为 I 三原色的一个通道; $I^{\text{dark}}(x, y)$ 为图像 I 在这个邻域的暗原色。此外,为了使暗原色图像的像素值更加平滑,本文采用高斯平滑滤波器进行平滑滤波,得到平滑后的图像 I_G 。

对于平滑后的暗原色图像,利用 K -means聚类算法将图像分割成更多有意义的区域,即针对滤波后的图像 I_G 中的每个像素,获取 k 个聚类中心,得到聚类分割后的图像 $I_S = \sum_{i=1}^k R_i$ 。其中, G 是分割后的任意一个区域,由于本文通过聚类分割把道路图像分割为天空区域、竖直区域和道路区域3个区域,因此, K -means聚类的参数为 $k=3$ 。

2.3 基于道路特性投票函数的道路区域提取

消失点是道路图像的重要信息,道路一般位于消失点的下方,且真实道路场景中的两条道路边界线在图像中相交于消失点,因此,消失点是判断道路区域的重要依据。本文采用基于垂直包络线的消失点检测算法^[2-3],主要包括:直线检测、基于竖直包络线提取道路区域直线和消失点估计,检测到的消失点记为 $V_c = (V_{cx}, V_{cy})$ 。

道路区域判别的过程主要分为四个步骤:1)获取消失点以下的区域 I_{road} ;2)通过投票的方式判断图像聚类结果中的道路区域;3)利用形态学处理和区域分割合并规则提取实际的道路区域;4)通过对提取的道路区域进行滤波去噪,得到更准确的道路区域。具体步骤如下:

1)对于输入的道路图像 I ,将经过基于暗原色分割的3个区域的图像 $I_S = \sum_{i=1}^3 R_i$ 按照下式,获取消失点以下的区域 I_{road} 。

$$I_{\text{road}} = \{ I(x, y; M) = 1, I(x, 1; y - 1) = 0 \mid x = 1, 2, \dots, N, y = V_{cy} \}. \quad (6)$$

2)本文采用了多信息融合的软投票方法。根据道路区域的特征,定义道路区域提取的三个投票规则:

①区域底部投票规则:在图像坐标系中,以 T 为最低点纵坐标,通过计算任意区域 R_i 在直线 $y=T$

上点的个数 Y_{mi} 来设置投票函数。定义投票函数为

$$\begin{cases} v_i^1 = \frac{Y_{mi}}{N} \\ Y_{mi} = \{ R_i(x, y) = 1 \mid x = 1, 2, \dots, N, y = T \} \end{cases} \quad (7)$$

②区域面积投票规则:对任意区域 R_i ,定义区域 R_i 与消失点以下的区域 I_{road} 相交的面积为 S_i 。为了便于投票函数归一化,设相交区域面积最大的为极大可能道路区域,其面积为 $\max(S_i)$ 。定义区域相交投票函数为

$$\begin{cases} v_i^2 = \frac{S_i}{\max(S_i)} \\ S_i = \{ R_i \cap I_{\text{road}} \} \end{cases} \quad (8)$$

③区域三角采样投票规则:以图像下半部分的中心区域为中心,构造一个小等腰三角形对消失点正下方的区域采样。对任意区域 R_i ,定义区域 R_i 与等腰三角形相交的面积为 $S_{\Delta i}$,等腰三角形的面积为 S_{Δ} 。定义投票函数为

$$\begin{cases} v_i^3 = \frac{S_{\Delta i}}{S_{\Delta}} \\ S_{\Delta i} = \{ R_i \cap S_{\Delta} \} \end{cases} \quad (9)$$

将每个规则的投票函数的得分归一化。由于三个规则对道路投票的贡献率不同,因此,定义道路区域软投票函数为

$$V_i = \alpha \times v_i^1 + \beta \times v_i^2 + \gamma \times v_i^3, \quad (10)$$

式中: α, β, γ 为三个投票函数的权重系数。

基于以上投票函数,定义投票得分最高的分割区域为道路区域 R_{road} ,即第 l 区域。

$$l = \text{argmax}(V_i). \quad (11)$$

3)经过投票函数得到的道路区域存在一定的噪声等。因此,本文首先利用圆盘状结构的掩模进行形态学闭运算来滤波,从而断开一些狭小的连接,填充一些比较小的孔洞。然后,对 R_{road} 区域内的各个封闭子区域按照面积的大小排序,面积最大的子区域一定为道路区域,对面积小于最大封闭子区域面积20%的区域剔除。因此,把符合条件的各个道路候选子区域合并到面积最大的子区域中,从而得到封闭的候选道路区域。最后,通过图像形态学填充算法对道路封闭区域较大的孔洞进行填充,进而得到最终提取的道路 F_{road} 。

3 复杂光照场景的道路区域提取数据集及 Benchmark

单一视角的道路场景复杂多样,道路场景图像

中经常存在因光照条件变化等环境因素造成的道路信息提取的干扰因素。这些干扰因素对道路信息的准确提取造成了一定的困难。对于复杂光照场景的道路区域提取是图像分割及智能辅助驾驶中具有挑战的问题。因此,构造新的数据集和 Benchmark 对于此类问题的研究具有重要的意义。本节中,首先构建专门针对复杂光照场景的道路图像数据集,然后基于构建的数据集建立复杂光照场景道路区域提取的 Benchmark。

3.1 复杂光照道路场景的道路区域提取数据集

基于文献[15]中的实验图像和 Baidu 图库中的相关图像,本文构造了一个复杂光照道路场景的道路区域提取数据集(CIRSID)。该数据集的图像包

含不同拍摄环境及拍摄条件的单一视角场景的复杂道路图像,大多数图像中具有阴影或道路区域包含雨、雪等较大光照变化。CIRSID 数据集既包含结构化道路又包含非结构化道路,且具有多种情况下的光照因素影响。数据集共包含 409 个道路图像,其中,43 个结构化道路图像和 366 个非结构化道路图像,所有图像都被归一化到相同的尺寸:240 pixel \times 320 pixel。数据集中包括乡村道路、林间道路、田间道路、山路、城镇道路和雨雪道路等多种复杂道路场景类型。因此,CIRSID 数据集能够有效地评测消失点和道路区域提取算法的精度和效率。

CIRSID 数据集包含多种道路类型,图 2 展示了数据集中的部分道路图像。



图 2 CIRSID 数据集样本图像

Fig. 2 Sample images of CIRSID dataset

3.2 道路区域提取的基准算法

为了更好地评价不同道路提取算法的效果,为复杂光照道路场景的道路提取的研究提供更多的参考,本文选取了 9 种道路区域提取的算法作为基准算法,即基于消失点和纹理特征的算法(VPT)^[4]、基于消失点的边界软投票的算法(VESV)^[16]、基于平行边缘和区域生长的算法(PERG)^[17]、基于颜色不变量和图像分割的算法(CISeg)^[18]、基于本征图像和消失点的算法(IIVP)^[19]、基于概率图和二次估计的算法(PMQE)^[20]、基于暗原色分割的算法(DCSeg)^[21]、基于全卷积网络的算法(FCN32)^[10]和本文基于本征图像和暗原色分割的算法。

VPT 算法和 VESV 算法是基于消失点位置和道路边界的道路区域提取。FCN32 是基于深度学习的方法。PERG 算法、CISeg 算法、DCSeg 算法和本文算法主要基于图像分割和消失点信息估计道路区域。IIVP 算法和 PMQE 算法基于道路区域概率图和道路边界提取道路区域。这些算法除了

PMQE 算法外,都用到了道路消失点信息。其中,CISeg 算法^[18]、IIVP 算法^[19]、PMQE 算法^[20]和本文算法都引入了减少阴影等光照因素对道路提取的影响。

其他 8 种基准算法的主要步骤如下。

1) VPT^[4]算法的主要步骤为:①基于 5 个尺度和 36 个方向的 Gabor 滤波器估计道路纹理的方向;②统计分析道路纹理方向,进而获取道路纹理方向估计置信概率图;③基于道路纹理方向的局部自适应软投票方法提取道路消失点;④基于消失点的约束判断道路的两个最主要的边缘,并利用两个最主要边缘的关节点更新局部自适应软投票提取的消失点,通过边界特征和颜色度量组合的判别函数,提取最终的道路区域。

2) VESV^[16]算法的主要步骤为:①提取道路图像中的直线,并基于直线提取消失点信息;②依据道路区域由两侧边界构成的先验知识,对消失点两侧的直线进行筛选,得到道路候选边界线;③对筛选出

来的候选边界线按照区域亮度投票规则、直线角度投票规则和直线长度投票规则构造道路边界提取的软投票函数;④根据投票函数确定道路区域两侧的边界线,然后,结合消失点位置,并将边界线进行拟合,提取道路区域。

3) PERG 算法^[17]的主要步骤为:①提取道路图像的边缘信息,然后利用基于边缘生长的方法对道路图像进行区域粗分割;②基于边缘中竖直线信息构造区域划分包络线,进而判别极大可能道路区域;③基于方向编码的方法对极大可能道路区域的边缘线进行平行线判断,并统计极大可能道路区域平行线的数目;④对道路图像区域粗分割的封闭区域,按照区域底部投票规则、区域相交投票规则和平行线投票规则构造的投票函数进行判别,最终提取道路区域。

4) CISeg 算法^[18]的主要步骤为:①基于正交分解的方法提取彩色光照不变图像;②对彩色光照不变图像进行灰度化,然后,结合大津法和 K-means 算法对道路图像进行分割,并利用形态学处理对分割的区域进行优化;③对分割的区域按照面积最大投票规则和底部采样投票规则构造道路感兴趣区域投票函数;④对每个感兴趣区域,按照基于区域面积和重心的道路提取规则,提取最终的道路区域。

5) IIVP 算法^[19]的主要步骤为:①利用基于边界方向回归分析的方法提取消失点信息;②利用道路消失点及其计算过程中得到的道路边界区域和道路中心分界区域等信息,获取道路结构参考点,得到道路空间结构概率图及三角形道路区域模型;③利用基于线性回归的对数域提取本征图像,并结合三角形道路区域模型进行灰度分析,提取道路灰度差异概率图;④提取本征图像的边缘,进而提取道路边缘强度概率图;⑤合并道路空间结构概率图、道路灰度差异概率图和道路边缘强度概率图等进行分析,进而对道路区域进行阈值分割,提取最终的道路区域。

6) PMQE 算法^[20]的主要步骤为:①对先验三角形道路区域采用线性回归方法获得对数空间中像素颜色值分布的角度,然后提取道路图像的本征图像;②在不同的颜色通道中获取道路区域概率图,通过基于区域包围关系分析的对概率图进行修正,然后合并多个道路区域概率图,得到显著性的道路概率图,进而首次估计道路区域模型;③基于光照本征图像和组合道路概率图提取梯度图像,然后对提取的概率边缘图像进行修正;④经过分析梯度图和首次估计的道路区域模型,第二次估计道路区域。然

后采用形态学操作对二次估计的道路区域进行优化,得到最终的道路区域。

7) DCSEg 算法^[21]的主要步骤为:①基于暗原色先验的方法对道路图像进行聚类分割;②基于直线检测和包络线粗分割的消失点检测;③基于聚类分割和消失点等信息的道路区域软投票,并基于投票结果获取道路候选区域;④对道路候选区域经过形态学处理、孔洞填充、区域合并等后处理得到最终精确的道路区域。

8) 本文使用的 FCN32 算法的步骤为:①将所有图像的大小归一化为 1280 pixel×720 pixel;②利用 BDD100K^[22] 的图像数据对全卷积神经网络 FCN32 模型^[10]进行训练。语义分割网络只选取道路区域和背景区域两个类别。网络训练时参数分别为:训练图像 100000 幅, Batchsize 为 12, Epoch 为 8, 初始学习率为 0.001, 网络训练了 3520000 步。

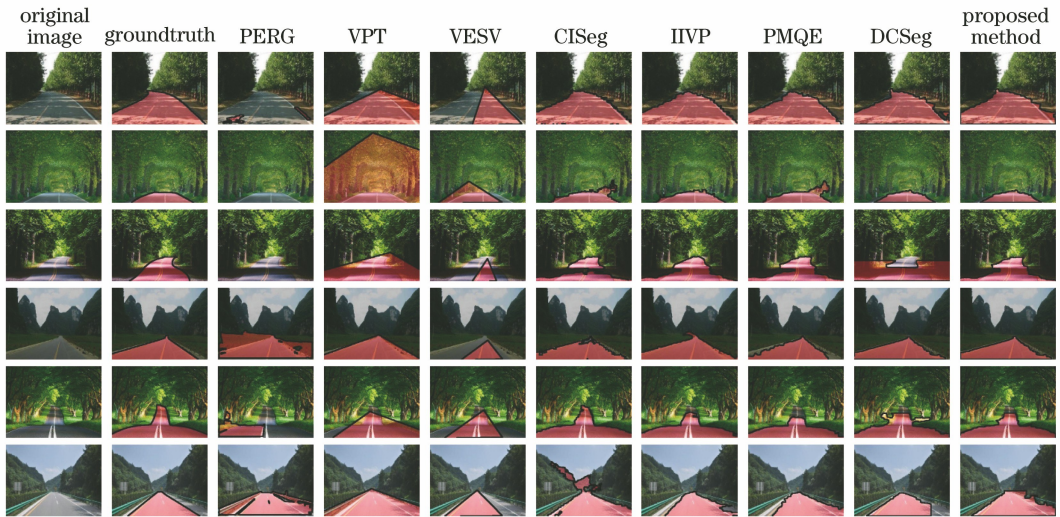
3.3 道路区域提取的 Benchmark

为了对比不同算法对于复杂光照场景道路提取的效果,利用 9 种基准算法在 CIRSID 数据集上进行实验,并构建了基于 CIRSID 数据集的道路区域提取 Benchmark。

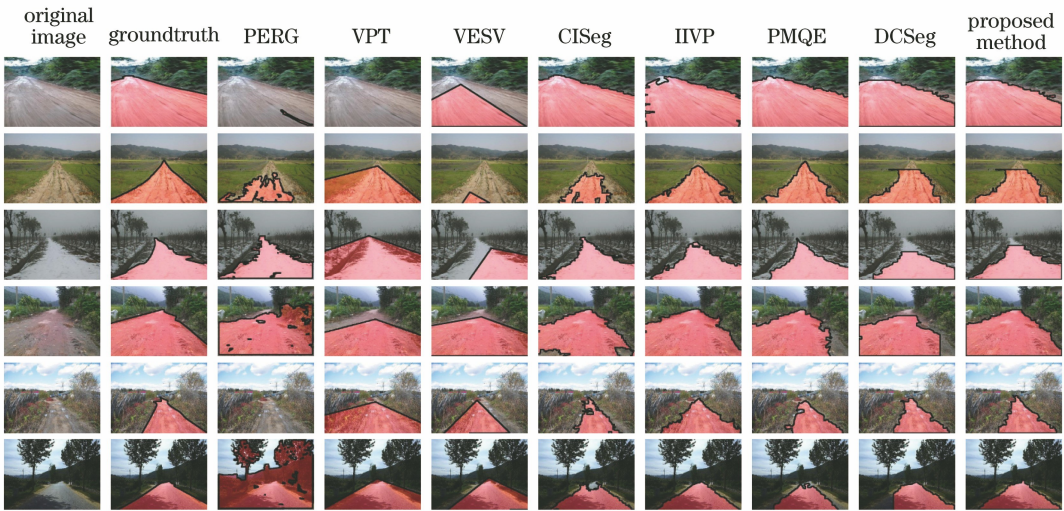
3.3.1 定性分析

8 种不同的无监督基准算法道路区域提取效果如图 3 所示,其中,图 3(a)为结构化道路区域提取的结果,图 3(b)为非结构化道路区域提取的结果。

如图 3 所示, VPT 算法和 VESV 算法使用消失点和道路边界提取的近似三角形的道路区域。这两种方法总是无法提取完整的道路区域。在消失点位置不准确或者所选择的道路边界不准确的情况下,道路区域不能准确地提取,并且三角形道路区域也不能准确地描述非结构化道路区域的范围。在图 3 中的大多数样本图像中, PERG 算法无法提取或经常误提取道路区域,该方法使用区域增长方法对图像进行分割,区域分割算法和道路特征对道路区域提取的效果具有较大的影响,导致算法具有较差的鲁棒性。CISeg 算法可以提取更准确的道路区域,尤其是针对道路与其他区域具有明显区分的道路图像,该算法提取的道路区域是基准算法中最精确的。但在某些更为复杂的情况下,道路区域可能是不完整的。虽然该算法引入了削弱阴影影响的处理,但该方法过度依赖于消失点的位置和大津法分割的结果,其道路提取的效果鲁棒性较差,尤其是该算法使用的分割方法对于道路区域包含多种干扰物体等道路类型多样的复杂道路图像并不稳健。此外,由于



(a)



(b)

图3 道路区域提取结果。(a)结构化道路;(b)非结构化道路

Fig. 3 Results of road region extraction. (a) Structured road; (b) unstructured road

PERG 算法和 CISeg 算法对于非结构化道路图像中直线检测结果不佳,导致提取的消失点位置误差较大,进而影响道路区域提取的精度。然而,IIVP 算法和 PMQE 算法的道路区域提取相对精确,这两种算法通过提取本征图像来削弱光照影响,利用本征图像的颜色、边缘等信息,而并未使用直线、平行线,进而使得道路区域提取的更加平滑、精确和完整,这两种算法是专门针对有阴影和光照影响的道路区域提取算法,算法能够相对稳健且准确地提取大多数道路图像的道路区域。DCSeg 算法能够相对准确地提取道路区域,但受到阴影等光照变化较大区域的影响,使得提取的道路区域并不完整。此外,DCSeg 算法提取的道路区域受到消失点位置的影响,部分非结构化道路提取的消失点位置并不准确,导致提取的道路区域存在一定的误提取或欠提取。本文算法引入

光照不变量后道路区域的提取效果比 DCSeg 算法更好,能够解决部分因阴影和光照变化造成的影响。8 种基准算法中,IIVP 算法、PMQE 算法和本文算法提取的道路区域具有较小的差异,但 PMQE 算法无需提取消失点位置,能够减少由消失点无法提取造成的道路区域提取错误。而 IIVP 算法和本文算法的道路区域提取精度会受消失点位置的影响。然而,在能够正确提取消失点位置时,本文算法无论是在结构化道路图像还是在非结构化道路图像中,所提取的道路区域在 8 种基准算法中均相对更加准确。

3.3.2 定量分析

1) 精度对比

为了定量的评估算法的性能,使用 4 个评价指标对 9 种基准算法进行定量分析,即召回率(TPR)、错误率(FPR)、准确度(ACC)和精度(PRE)。评价

指标计算公式为

$$\begin{cases} R_{TPR} = T_P / (T_P + F_N) \\ R_{FPR} = F_P / (F_P + T_N) \\ R_{ACC} = (T_P + T_N) / (T_P + F_N + F_P + T_N) \\ R_{PRE} = T_P / (T_P + F_P) \end{cases}, \quad (12)$$

式中： T_P 和 F_P 是算法提取到的正确和不正确道路

区域像素的总数； T_N 和 F_N 分别是正确和错误提取到的非道路区域像素的总数。在 4 个指标中，TPR、ACC 和 PRE 的值越大，算法效果越好，FPR 的值越小，算法效果越好。

图 4 给出了数据集中所有道路图像的实验结果在不同评价指标中的分级统计结果。其中，横轴是每个评价指标值的分级阈值，纵轴是每个级别的图像个数。

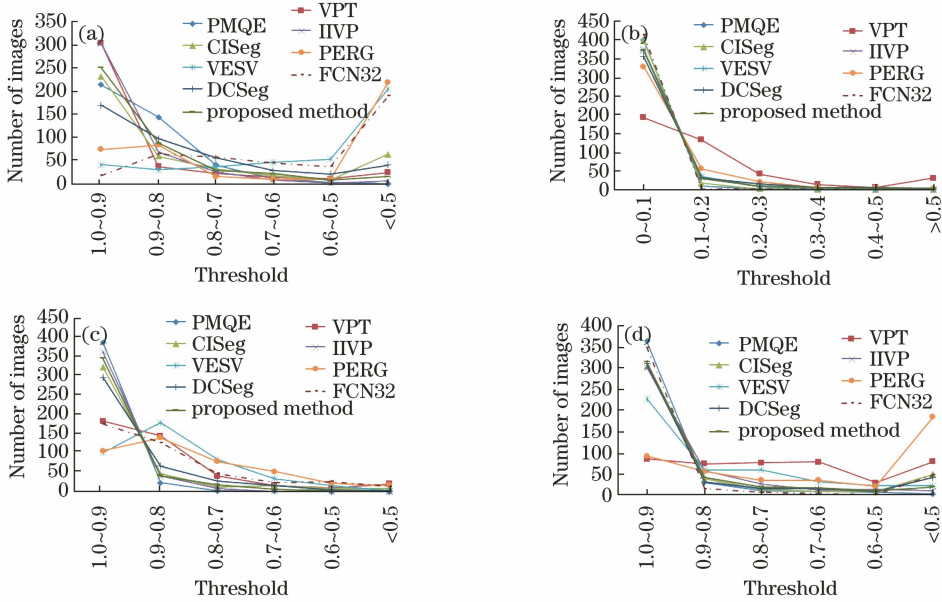


图 4 不同评价指标的统计结果。(a) TPR; (b) FPR; (c) ACC; (d) PRE

Fig. 4 Grading statistics results of evaluation criteria. (a) TPR; (b) FPR; (c) ACC; (d) PRE

由图 4 可知，在 TPR、FPR、ACC 和 PRE 的总体趋势中，IIVP、PMQE 和本文算法明显优于其他算法。对 TPR 而言，VPT 算法在 0.9~1.0 之间的图像数最多，但考虑到 0.7~0.8 和 0.8~0.9 之间的图像数，VPT 与 CISeg、本文算法、IIVP 和 PMQE 相差不多。但 FCN32 的 TPR 在 >0.5 的范围的图像最少，即召回率最差。对 FPR 指数而言，PMQE 和 CISeg 算法比其他无监督算法更有优势，这意味

着 PMQE 和 CISeg 算法的道路区域过提取相对较少。而 FCN32 的 FPR 效果虽然最好，但 TPR 和 ACC 效果与其他算法具有明显的差距，说明本文使用的深度学习方法提取的道路区域并不完整，有较多的道路区域未被提取出来，而提取出来的道路区域较为准确。综合考虑四个评价指标，本文算法、IIVP 算法和 PMQE 算法比其他算法更加稳定。

为了更详细地评价各算法道路提取的精度，表 1

表 1 不同算法的评价结果对比

Table 1 Evaluation results comparison of different methods

Method	$\bar{E} \pm \sigma_E$			
	PRE	ACC	FPR	TPR
PERG	0.4786 ± 0.4107	0.7981 ± 0.1337	0.0582 ± 0.0908	0.4189 ± 0.4183
VPT	0.6866 ± 0.0636	0.8473 ± 0.0205	0.1539 ± 0.0290	0.8855 ± 0.0468
VESV	0.8523 ± 0.1830	0.8243 ± 0.1034	0.0347 ± 0.0516	0.5040 ± 0.2706
CISeg	0.8426 ± 0.0945	0.9186 ± 0.0135	0.0171 ± 0.0011	0.7728 ± 0.0995
IIVP	0.9138 ± 0.0157	0.9496 ± 0.0029	0.0344 ± 0.0028	0.9202 ± 0.0120
PMQE	0.9607 ± 0.0074	0.9574 ± 0.0013	0.0161 ± 0.0022	0.8889 ± 0.0062
DCSeg	0.8823 ± 0.0503	0.9099 ± 0.0090	0.0438 ± 0.0089	0.7940 ± 0.0456
FCN32	0.8755 ± 0.0965	0.8374 ± 0.0185	0.0034 ± 0.0001	0.4739 ± 0.1044
Proposed method	0.9078 ± 0.0304	0.9366 ± 0.0050	0.0352 ± 0.0049	0.8692 ± 0.0237

给出了数据集中所有图像道路提取结果的 TPR、FPR、ACC 和 PRE 的平均 \bar{E} 和标准差 σ_E 的具体数值。本文算法和 DCSEg 算法均进行了 3 组实验,并将 3 组实验在 4 个评价指标的均值作为本节的量化结果。

在 8 种无监督的算法中,对于 PERG 算法,PRE,ACC 和 TPR 是这些方法中最差的,并且 FPR 仅比 VPT 算法表现更好。对于 VPT 算法,PRE 显然低于 ACC 和 TPR,并且其 FPR 相对较高,这表明基于消失点位置提取的三角形道路区域存在过提取的问题。对于 VESV 算法和 CISeg 算法,TPR 明显低于 PRE 和 ACC,这意味着道路区域提取可能存在遗漏问题。对于 IIVP 算法,其 TPR 是 8 种算法中最高的,这表明该算法可以提取更完整的区域。IIVP 算法的 PRE 明显低于 PMQE 算法,证明 IIVP 算法比 PMQE 算法有更多的道路区域过提取问题。由于存在大量的荒漠及极端条件下的图像无法利用直线找到消失点的图像,DCSEg 算法道路区域投票函数依赖于消失点的位置,因此,DCSEg 道路提取结果受消失点影响较大。DCSEg 算法的 FPR 仅比 VPT 算法和 PERG 算法表现更好,这表明 DCSEg 算法提取的道路区域会存在一定的非道路区域,即道路区域过提取的问题较为严重。对比 DCSEg 算法和本文算法,本文算法在 4 个指标上均有明显的提升,这是由于数据集中包含较多的阴影和光照影响图像,本文算法能够有效地降低这些干扰因素的影响。虽然 CISeg 算法也采用了基于光照不变量的方法降低阴影等影响,但在 4 个指标的对比上,本文算法明显优于 CISeg 算法。

对于基于深度学习的有监督算法 FCN32,其 FPR 取得了最好的效果,但其 PRE、ACC 和 TPR 比大多数算法差,尤其是比 IIVP 算法、PMQE 算法和本文算法有较大的差距(TPR 仅比 PERG 算法高,ACC 比 PERG 算法和 VESV 算法高,PRE 比 PERG 算法、VPT 算法、VESV 算法和 CISeg 算法高)。这是由于基于深度学习的方法较大地依赖训练数据的情况,而本文构建的数据集中,图像复杂多样,且具有较多的光照变化影响。但是训练的网络模型对于光照影响的鲁棒性并不好。因此,本文算法在这类复杂光照条件的图像上比深度学习的算法具有一定的优势。

由 9 种基准算法对比可知,PMQE 算法在 PRE、ACC 和 FPR 上获得最佳性能,并且 TPR 仅低于 IIVP 方法。综合评价 PRE、ACC、TPR 和 FPR,IIVP 算法、PMQE 算法和本文算法的结果明

显优于其他算法,这是因为这 3 种算法均有专门对阴影等光照因素影响去除的步骤。由于在复杂的非结构化道路中,消失点位置的提取并不精确,而 PMQE 算法并未使用消失点信息,因此,PMQE 算法的道路提取更加稳健,提取效果优于 IIVP 算法和本文算法。

2) 运行时间对比

道路区域的提取主要应用无人车、智能辅助驾驶等平台,因此,算法的运行速度也是评价道路提取算法的重要因素。由于本文算法中无监督算法在同一台式机上运行,深度学习方法在服务器上运行,为了公平的对比,表 2 列出了 8 种无监督基准算法对数据集中所有图像的单幅图像平均运行时间。其中, \bar{t} 为算法单幅图像运行时间的平均值, σ_t 为单幅图像运行时间的标准差。

由表 2 可知,在 8 种基准算法中,PMQE 算法的运行速度最快。而对比 DCSEg 算法和本文算法,虽然本文算法比 DCSEg 算法增加了光照不变量图像提取过程,但算法运行的平均时间仅增加了 0.0263 s。

表 2 平均运行时间对比

Table 2 Average calculation time comparison

Method	\bar{t}/s	σ_t
PERG	0.7404	0.1590
VPT	58.9353	3.1965
VESV	1.9975	0.4813
CISeg	0.8892	0.4540
IIVP	0.2453	0.0175
PMQE	0.1553	0.0065
DCSEg	1.1108	0.0409
Proposed method	1.1371	0.0499

4 结 论

本文针对复杂光照条件下的道路场景中的道路提取问题,构建了新的道路图像数据集 CIRSID 数据集,并提出了一种针对复杂光照图像道路区域提取算法。该算法首先通过正交分解法获得了原始图像的颜色光照不变图像,进而基于光照不变图像提取道路的暗原色图像,并利用 K-means 聚类算法将暗原色道路图像分割为三种区域。然后,通过采用多信息融合的软投票方法判断道路区域并利用形态学处理等提取实际道路区域,最终,进行滤波去噪得到最终结果。实验结果表明:本文算法在引入光照不变量后,能够有效降低阴影等干扰因素的影响。在复杂光照的道路场景中实现相对准确的道路提

取,具有较好的普适性。当检测到的消失点位置准确时,本文算法能够获取比其他算法更具准确的道路区域。因此,基于本文算法,未来可以通过改进消失点的精确度来提高本文算法道路提取的效果。另外,本文算法不同于深度学习的方法,不需要大量的图像对模型进行学习,仅需要消耗较少的计算资源,并且可以直接对未知类型的图像进行处理。此外,基于9种流行的道路区域提取的算法在CIRSID数据集上进行测试和对比分析,构建了复杂光照场景的道路提取Benchmark。根据实验结果,对不同道路提取算法的优缺点及适用场景等进行了有效地对比分析。

参 考 文 献

- [1] Hillel A, Lerner R, Levi D, et al. Recent progress in road and lane detection: a survey[J]. *Machine Vision and Applications*, 2014, 25(3): 727-745.
- [2] Ding W L, Li Y. Efficient vanishing point detection method in complex urban road environments[J]. *IET Computer Vision*, 2015, 9(4): 549-558.
- [3] Ding W L, Li Y, Wang W F, et al. Vanishing point detection algorithm for urban road image based on the envelope of perpendicular and parallel lines[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(10): 1015002.
丁伟利, 李勇, 王文锋, 等. 基于垂线包络和平行线对的城市道路图像消失点检测算法[J]. *光学学报*, 2014, 34(10): 1015002.
- [4] Kong H, Audibert J Y, Ponce J. General road detection from a single image[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(8): 2211-2220.
- [5] Tian Z, Xu C, Mi C, et al. Road segmentation based on vanishing point and principal orientation estimation [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2014, 51(4): 762-772.
田峥, 徐成, 米超, 等. 基于消失点和主方向估计的道路分割算法[J]. *计算机研究与发展*, 2014, 51(4): 762-772.
- [6] Fang H, Jia R, Lu J P. Segmentation of full vision images based on colour and texture features [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2010, 30(8): 935-939.
方浩, 贾睿, 卢嘉鹏. 基于颜色和纹理特征的道路图像分割[J]. *北京理工大学学报*, 2010, 30(8): 935-939.
- [7] Zhang G, Zheng N N, Cui C, et al. An efficient road detection method in noisy urban environment[C] // 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 3-5, 2009. Xian, China. IEEE, 2009: 556-561.
- [8] Wang K, Huang Z, Zhong Z H. Multi-feature fusion based lane understanding algorithm [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2013, 26(4): 176-183.
王科, 黄智, 钟志华. 基于多特征融合的道路理解方法[J]. *中国公路学报*, 2013, 26(4): 176-183.
- [9] Chen C L, Tai C L. Adaptive fuzzy color segmentation with neural network for road detections [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2010, 23(3): 400-410.
- [10] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015. Boston, MA, USA. IEEE, 2015: 3431-3440.
- [11] Oliveira G L, Burgard W, Brox T. Efficient deep models for monocular road segmentation[C] // 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 9-14, 2016. Daejeon, South Korea. IEEE, 2016: 4885-4891.
- [12] Qu L Q, Tian J D, Han Z, et al. Pixel-wise orthogonal decomposition for color illumination invariant and shadow-free image[J]. *Optics Express*, 2015, 23(3): 2220-2239.
- [13] Duan Z G, Qu L Q, Tian J D, et al. Outdoor illumination shadow detection based on orthogonal decomposition[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(8): 0815002.
段志刚, 屈靓琼, 田建东, 等. 基于正交分解的室外光照阴影检测[J]. *光学学报*, 2016, 36(8): 0815002.
- [14] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [15] Wang E D, Sun AN, Li Y, et al. Fast vanishing point detection method based on road border region estimation[J]. *IET Image Processing*, 2018, 12(3): 361-373.
- [16] Ding W, Li Y, Wang W. An effective unstructured road navigation and intelligent warning system method based on vanishing point[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, 43(10): 63-69.
- [17] Wang W F, Ding W L, Li Y, et al. An efficient road detection algorithm based on parallel edges[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(7): 0715001.
王文锋, 丁伟利, 李勇, 等. 一种高效的基于平行边

- 缘的道路识别算法[J]. 光学学报, 2015, 35(7): 0715001.
- [18] Duan Z G, Li Y, Wang E D, et al. Road and navigation line detection algorithm from shadow image based on the illumination invariant image[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(12): 1215004.
段志刚, 李勇, 王恩德, 等. 基于光照不变图像的阴影图像道路及导航线提取算法[J]. 光学学报, 2016, 36(12): 1215004.
- [19] Li Y, Tong G F, Sun A N, et al. Road extraction algorithm based on intrinsic image and vanishing point for unstructured road image[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 109: 86-96.
- [20] Wang E D, Li Y, Sun AN, et al. Road detection based on illuminant invariance and quadratic estimation[J]. Optik, 2019, 185: 672-684.
- [21] Li Y, Ding W L, Zhang X G, et al. Road detection algorithm for autonomous navigation systems based on dark channel prior and vanishing point in complex road scenes[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 85: 1-11.
- [22] Yu F, Xian W Q, Chen Y Y, et al. BDD100K: a diverse driving video database with scalable annotation tooling [EB/OL]. [2019-11-01]. <https://arxiv.org/abs/1805.04687>.