

基于平面反射模型的夜间路面检测

唐 成^{1,2} 欧勇盛^{1,2}

¹ (中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

² (香港中文大学 香港 999077)

摘 要 路面检测对于自动驾驶系统具有极其重要的作用, 其具体的应用方面包括检测辅助、避障、自动导航等。基于视觉的路面检测主要就是对图像中每一个像素点进行分类, 区分其是否为路面。到目前为止大部分的路面检测算法是应用于白天。在本文中, 我们集中解决夜间的路面检测。我们利用一个近红外摄像头来采集夜间图像。检测时, 首先利用平面反射模型来对图像中的路面部分进行拟合, 然后, 一个基于像素点的分类方法被用来对图像中的每一个像素点进行分类。在实验部分, 我们将我们的算法与区域增长的方法进行了比较。实验证明, 我们的算法相对区域增长有一定的优势。

关键词 路面检测; 夜间工作; 平面反射模型; 监控机器人

Road Detection Using Planar Reflection Model at Night

TANG Cheng^{1,2} OU Yong-sheng^{1,2}

¹(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

²(The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China)

Abstract Road detection is of high importance in different advanced driver-assistance systems. It is widely used for functionalities such as pedestrian detection, obstacle avoidance, autonomous navigation, etc. The vision-based road detection is to classify image pixels belonging to road surface or not. Up to now, most road detection algorithms are designed for working during daytime. In this paper, we mainly focus on road detection at night. A near-infrared camera which provides infrared lamps to strengthen the weak illumination is used for image capturing. Firstly a planar reflection model is proposed to fit the intensity distribution of the images pixels. Next, a pixel-based classification is applied to determine whether the pixel is on the road surface or not. In the experiments, we compare our algorithm with the region growing method. The experiments show that our approach works better in some aspects.

Keywords road detection; work at night; planar reflection model; surveillance robots

1 引 言

自动驾驶系统需要对周边环境进行理解, 在这种情况下, 传统的摄像头、激光雷达、热红外摄像头等传感器都具有很重要的意义。其中基于各种摄像头的视觉方法主要集中解决路面检测、人体检测、异常检测等等问题。

路面检测不仅是自动驾驶汽车、监控机器人等移动平台自动巡逻中的一个重要部分, 而且可以为系统

中的其他如避障、物体检测等功能提供重要的背景信息^[1,2]。利用路面信息, 我们可以很容易定位出环境中障碍物的位置。同时, 利用路面信息, 人体检测系统可以大大减少一开始需要分类的窗口数目, 为其达到实时并减低误报率非常有意义。

路面检测也是一个非常具有挑战性的问题。由于其需要应用于室外行走的移动平台, 检测算法需要应对不断变换的背景以及不同的物体(车、人、障碍物等); 另一方面, 由于路面的形状、大小都不一样, 检测算法需要有较强的可适应性, 能处理各种情况。

作者简介: 唐成, 硕士研究生, 研究方向为机器学习、模式识别、机器视觉, E-mail: cheng.tang@siat.ac.cn; 欧勇盛, 科技部重点专项组专家, 中国科学院百人计划研究员, 博士生导师, 研究方向为整机系统集成技术、智能控制技术和非线性控制技术等。

到目前为止, 在路面检测的方法中, 单目彩色摄像头是应用最为广泛的^[3,4]。而在这些方法中, 一般会采用边缘、纹理以及色彩等特征, 其中由于边缘和纹理特征受到摄像头到地面的距离以及路面不同形状等因素的影响较大, 通常色彩信息又是应用最多的。为了提高检测的鲁棒性, 很多作者也会利用深度特征作为一个辅助信息^[5,6]。

与白天的路面检测不同, 由于夜晚的光照亮度不够, 一般基于单目彩色摄像头都会失效。但是, 考虑到夜间情况下监控的重要性, 夜间模式下的路面检测也十分有意义。在之前的一些基于视觉的夜间自动巡逻系统中, 其重点并不在于路面检测。在一些工作中, 作者会使用十分昂贵的热红外摄像头来获取人体的位置; 在其他的一些工作中, 作者使用近红外摄像头^[2]来实现同样的功能。但是据我们的调查结果显示, 现阶段很少或者几乎没有工作试图来解决夜间的路面检测问题。

在本文中, 我们提出一种夜间路面检测的方法。图1 (a) 的移动监控机器人为我们的实验平台, 在该机器人中, 我们只使用了一个近红外摄像头。近红外摄像头主要是利用其主动打近红外光的方法来解决环境中低光照的问题, 其照射的有效范围为20~80m (图1 (b))。在我们的方法中, 首先平面反射模型被用来对采集到的图片中的路面光照分布进行拟合。基于拟合好的模型, 我们对从同一个摄像头中采集到的图片中的每一个像素点进行路面分类。该算法验证实验应用在了从一段从移动机器人上采集来的视频中。

本文其他主要部分如下, 第二部分主要介绍平面光照模型拟合的过程。在第三部分, 我们详细解释像素点的分类过程。第四部分主要展示实验结果。最后我们对本文提出的方法进行总结和展望。



图1 (a) 移动机器人 (b) 采集到的近红外图片

2 平面光照反射模型

2.1 模型描述

光照模型是计算机图形学研究领域中非常重要的部分, 其研究已经持续了几十年。1982年Cook和Torrance在前人的工作基础上提出了一个平面光照模型^[7]。这个模型与之前的经典的Blinn-Phong模型相比主要的区别在于其镜面反射部分的计算。对于该部分, Cook-Torrance模型利用了一种微镜面的方法来描述一个平面的粗糙程度。同时为了使得模型更为接近现实, 其镜面反射部分将Fresnel反射、平面的粗糙程度以及几何衰减都考虑进去。整个模型可以用下面的公式来描述:

$$R = I \times (\text{Normal} \cdot \text{Light}) \times (\text{Specular} \times R_s + \text{Diffuse}) \quad (1)$$

$$R_s = \frac{\text{Fresnel} \times \text{Roughness} \times \text{Geometric}}{(\text{Normal} \times \text{View}) \times (\text{Normal} \times \text{Light})} \quad (2)$$

$$\text{Geometric} = \min \left(1, \frac{2 \times (\text{Normal} \times \text{Half}) \times (\text{Normal} \times \text{Light})}{\text{View} \times \text{Half}}, \frac{2 \times (\text{Normal} \times \text{Half}) \times (\text{Normal} \times \text{View})}{\text{View} \times \text{Half}} \right) \quad (3)$$

$$\text{Roughness} = \frac{1}{m^2 \times (\text{Normal} \times \text{Half})^4} \times e^{\frac{(\text{Normal} \times \text{Half})^2 - 1}{m^2 \times (\text{Normal} \times \text{Half})^2}} \quad (4)$$

$$\text{Fresnel} = F_0 + (1 - F_0) \times (\text{Half} \times \text{View})^5 \quad (5)$$

在公式 (1) - (5) 中, R 和 I 分别为反射光照强度以及入射光照强度, 在本文中, 这两个值对应于图片中的相应的像素点强度; Specular 和 Diffuse 分别为镜面反射以及漫反射率; F_0 是当入射角为0时的Fresnel反射率; m 用于描述反射表面的粗糙程度; View 、 Light 、 Half 和 Normal 分别为归一化后的从表面上的点到摄像头的向量、从表面到光源的向量、 View 和

Light 的中间向量以及平面的法向量。

2.2 模型拟合

2.2.1 光照衰减

考虑到光照介质的影响, 最后平面上接收到的光的能量将会明显衰减。这个衰减过程中, 距离是最主要的因素。路面上的点距离光源的距离越远, 其光照强度也会相应的越弱。在本文中, 我们利用下面的公

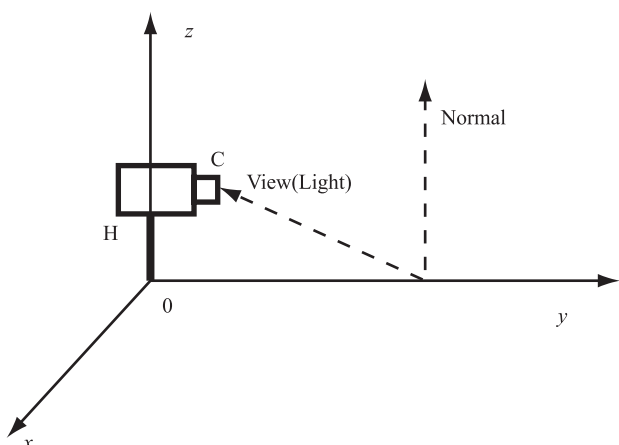


图2 路面坐标系

式来描述这个情况:

$$\text{Attenuation} = \frac{1}{\alpha \times D^2 + \beta \times D + \mu'} \quad (6)$$

其中 α 、 β 和 μ 是需要在模型拟合中拟合的参数； D 是从光源到平面上的点的距离。最后路面上的点所光照强度即可用下式表示:

$$I = I_0 \times (\text{Normal} \times \text{Light}) \times \text{Attenuation} \quad (7)$$

在上面的式中， I_0 即光源的初始光照强度，也需要在模型拟合中估计。在得到 I 后，我们将其代入到公式(1)中计算。

2.2.2 图像的反透视变换

由于我们的近红外摄像头中光源以及摄像头几乎是在同一个位置，所以为了简化模型，在本文中，我们假设 $\text{View} \approx \text{Light} \approx \text{Half}$ 。如果将路面坐标系的原点设置在路面，如图2所示，则在该坐标系中 View 为 $(-x_r, -y_r, H)$ （设路面上的点坐标为 $(x_r, y_r, 0)$ ）。

在文献[8]中，对于图2，由路面坐标 (x_p, y_p) 到图像坐标 (u, v) 的转换公式为:

$$u = \alpha \times \frac{x_p}{H \times \sin(\theta) + y_p \times \cos(\theta)} + u_0 \quad (8)$$

$$v = \beta \times \frac{H \times \cos(\theta) - y_p \times \sin(\theta)}{H \times \sin(\theta) + y_p \times \cos(\theta)} + v_0 \quad (9)$$

其中 u_0 、 v_0 为摄像头的主点，而 α 、 β 为摄像机的焦距。 θ 为摄像机的上下偏转角度。在本文中，摄像机的内参数 u_0 、 v_0 、 α 、 β 利用J.Y.Bouguet的matlab代码来进行标定。为了简化模型，我们尽量保持摄像头与水平面平行，则 θ 接近于零。而摄像头到地面的高度 H 则被带入到模型拟合中来减少反透视变换的误差。如此即可很快将图像坐标和路面坐标之间互相转换，虽然不够精准，但是对于离摄像头不太远的路面而言这

个估计的误差可以接受。得到了每个像素点在路面坐标系下的坐标，即可很快算出 View 的值，以代入公式(1-5)中计算。

2.2.3 模型拟合细节

我们设定路面基本为一平面，则对于公式(1)-(5)，有四个固定参数需要估计，即 Specular 、 Diffuse 、 m 以及 F_0 。加上前面分析中需要拟合的参数，这些参数将一起代入图像光照分布的模型拟合中。在拟合部分，我们利用带约束的模式搜索算法^[9]来搜索最优拟合参数。为了减少拟合误差，我们选取了图像中15~40 m区域内的像素点来进行模型拟合。而我们需要最小化的目标误差函数为:

$$E = \frac{\sum_{\text{pixels}} (I_r - I_f)^2}{N_p} \quad (10)$$

E 为实际图像中像素点值 I_r 与基于模型计算出来反射像素点值 I_f ； N_p 是模型拟合中的像素点数目。

3 基于像素点的分类

在这个部分，我们将详细介绍一个基于像素点的分类器。该分类器将利用在第二部分已经拟合好的平面反射模型。拟合好的模型描述了在理想情况下图片中路面的像素点光照分布。而我们需要设计的分类器需要将每一个像素点分成两类，一个为普通路面，另一个为非路面。我们假设对于整个视频而言，每一个像素点在整个时间域内的光照分布符合正态分布，即:

$$p(I_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(I_t - I_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

其中我们设 σ^2 为在模型拟合中得到的最小均方差； I_0 为该像素点由拟合好的模型计算得到的标准光照值； I_t 为在 t 时间的该像素点的实际光照值。如果我们认为在大部分时间内该像素点都是属于路面，则我们假设在下面的情况下，该像素点被分类为路面:

$$|I_t - I_0| \leq \sigma \quad (12)$$

在这种假设下，即在整个时间域内约有68.3%的像素点被分类为路面。由于监控机器人的导航路线一般都在路面上，所以该假设是可以接受的。为了获得更好的分类结果，我们进一步利用了一个简单的高斯模型来获得描述像素点为路面的概率值:

$$p(I_t | \text{road}) = e^{-\frac{(I_t - I_0)^2}{\sigma^2}} \quad (13)$$

图3展示了一个范例图片，其与拟合好的模型之间的差图片以及概率图片。考虑到近红外摄像头的光

照范围有限, 可以看到我们只对图片中距离摄像头一定距离的区域进行了处理。最后的分类结果是对概率图片选择一个合适的阈值来将图片中的像素点

分成两类。在本文中, 我们采用了Otsu的自动阈值选择算法^[13]来决定最后的阈值。



图3 (a) 原图片 (b) 与模型的绝对差图片 (c) 概率图片

4 实验结果

我们的实验采用的是监控机器人摄像头采集到的图像序列。这些图片都是720×576的分辨率, 帧率为20 fps左右。这个视频是在8点左右的社区内拍摄的。

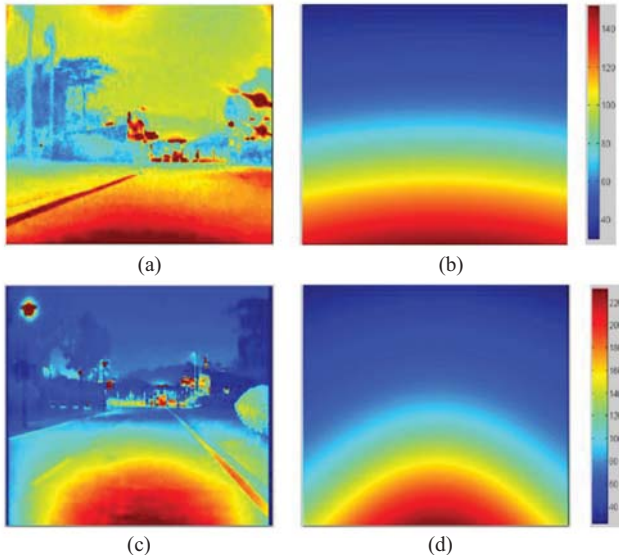


图4 左边为原始图片, 右边为根据原始图片拟合的模型

第一个实验是用于测试我们的模型拟合算法, 我们用了两个不同的摄像头来获取图片。第一个摄像头的图4 (a) 红外光照强度相对第二个摄像头图4 (c) 较弱。从图4可以看出, 我们拟合出来的模型基本可以较好的描述两个摄像头的实际地面的光照分布。考虑到在红外光照强度较弱的时候, 外界的噪声干扰相对大, 在下面的实验中, 我们主要是测试从第二个摄像头中获取的数据。

为了比较我们的算法, 我们同时将实验数据用区域增长的算法来进行处理, 与本文中利用整体的光照分布来进行分类不同, 区域增长算法实际上利用的是局部特征来对像素点进行分类。与文献[3]相同, 在图像底部的点被选作区域增长的种子点。整

个增长过程即假设路面上的点是连续的并且相差在一定的范围内。在图5中, 展示了几张分别用我们的算法以及区域增长算法的路面检测结果(白色即为路面, 黑色为非路面)。可以看出, 两个算法基本上都可以将图片上的点正确地分为两类。相对而言, 我们的算法分割出来的路面区域更为精细。对于前3张图片, 由于较为明显的道路线对区域增长的限制, 使得区域增长算法结果在边界部分会比我们的算法更为准确。但对于第四张图片, 由于道路线的不完整, 路面区域增长到了非路面的草坪中, 导致了较多的误报。另一方面, 区域增长算法较大的依赖于种子点以及增长阈值的选取, 若种子点选取不当, 可能会导致增长出来的区域全部为非路面。对于我们的算法, 在模型拟合之后, 所有的自动路面检测过程不需要更多的参数选择和设置。我们算法的另外一个优势是我们在分类同时提供了一个概率图来描述整个图片中像素点为路面的概率。该图可以应用到避障以及导航过程。

从图5可以分析出, 我们的算法的路面检测结果主要的错误产生原因有三个: 模型拟合误差、路面上路标影响以及近红外受限的光照范围。在未来的工作中, 我们可能会结合路面上的点的局部特征来进一步的减少误报, 由此来提高最后的检测结果。

5 结论与展望

本文主要讨论了夜间路面检测算法。由于夜间光照较弱, 大部分的基于颜色的路面检测算法都失效了。为了解决这个问题, 本文提出了一种利用近红外摄像头的基于平面反射模型的夜间路面检测算法。利用拟合好的光照模型, 通过基于像素点的分类算法, 我们的方法可以较为稳定的将路面检测出来。在实验

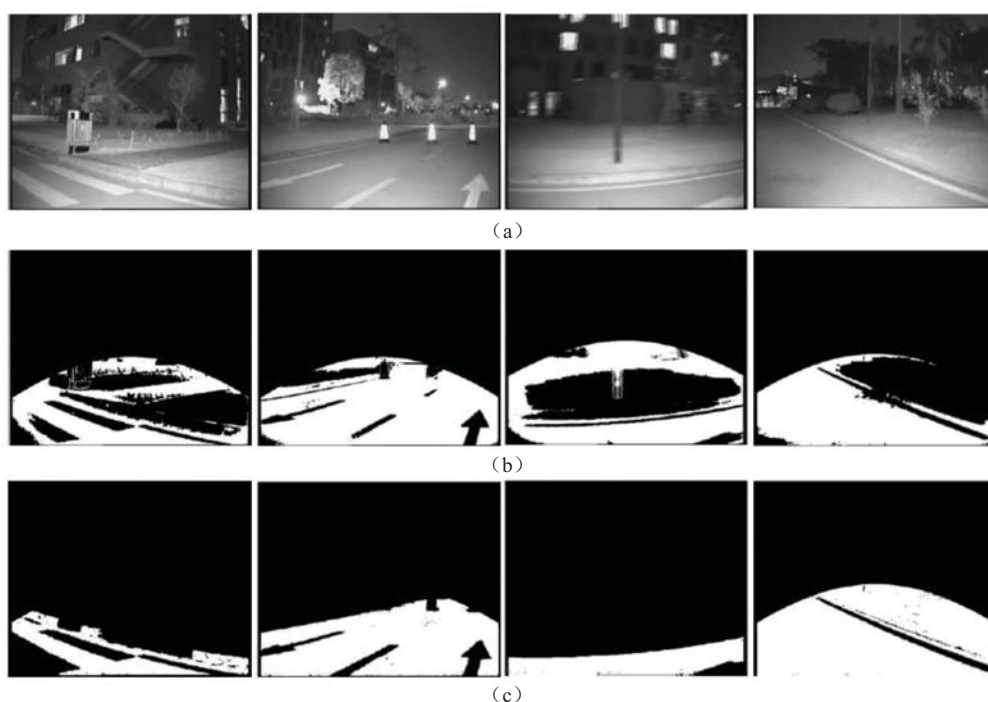


图5 (a) 原始图片 (b) 我们算法的检测结果 (c) 区域增长的检测结果

部分, 我们的算法与区域增长算法进行了比较。实验表明我们的算法可以较好的将大部分路面区域分割出来并且相对区域增长算法有一定的优势。

在未来的工作中, 我们将考虑将像素点的局部特征与我们算法的整体特征相结合以解决由模型拟合误差以及红外光照有限导致的问题, 从而进一步的提高检测结果。同时, 我们将考虑建立一个夜间路面检测的数据库来对我们算法进行量化分析; 我们也会将我们的路面检测结果应用到夜间监控机器人的具体避障算法中。

参考文献

- [1] Benenson R, Mathias M, Timofte R, et al. Pedestrian detection at 100 frames per second [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012.
- [2] Ge J F, Luo Y P, Tei G M. Real-time pedestrian detection and tracking at nighttime for driver-assistance systems [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009: 283-298.
- [3] Alvarez J M A, Antonio M L. Road detection based on illuminant invariance [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011: 184-193.
- [4] Kong Hui, Audibert J Y, Ponce J. General road detection from a single image [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010: 2211-2220.
- [5] Dahlkamp H, Kaehler A, Stavens D, et al. Self-supervised monocular road detection in desert terrain [C] // in Proceedings of Robotics: Science and Systems, 2006.
- [6] Shinzato P Y, Fernando S O, Denis F W. Visual road recognition using artificial neural networks and stereo vision [C] // Workshop on Visual Control of Mobile Robots, 2011: 13.
- [7] Cook R L, Kenneth E T. A reflectance model for computer graphics [C] // ACM Transactions on Graphics, 1982: 7-24.
- [8] Forsyth D A, Ponce J. Computer vision: a modern approach [C] // Prentice Hall Professional Technical Reference, 2002.
- [9] Audet C, Dennis J E. Analysis of generalized pattern searches [J]. Society for Industrial and Applied Mathematics Journal on Optimization, 2002: 889-903.
- [10] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. Automatica, 1975, 11: 23-27.