

# 基于轮廓特征理解的城市道路图像深度估计

丁伟利 李 勇 王文锋 曹秀燕

(燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要** 准确估计道路场景图像中的深度信息,是智能交通和机器人导航中对障碍物估计和定位的关键。基于区域特征理解的单幅静态城市道路图像深度估计算法,可以通过边缘生长图像分割算法得到一系列封闭的图像区域;然后统计每个分割区域自身的多元特征,包括区域的颜色、面积、位置,所包含的直线、垂线和平行线;基于这些特征,进一步估计道路消失点,并实现天空、垂直面和道路区域的分割和三维空间推理,最后根据典型道路的深度变化规律实现对道路图像的深度估计。实验结果表明,该算法能够有效地估计道路消失点以及道路区域内部的渐变深度信息。

**关键词** 机器视觉;深度估计;图像理解;三维空间推理;单幅图像

**中图分类号** TP391.9 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.0715001

## Depth Estimation of Urban Road Image Based on Contour Understanding

Ding Weili Li Yong Wang Wenfeng Cao Xiuyan

(School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

**Abstract** Estimating the depth of the road scene is a key step for intelligent transportation and robot navigation. A depth estimation algorithm for single static road image is presented. The algorithm obtains a series of closed areas of the image based on the edge growing segmentation algorithm. The statistic characteristics of each region are computed, including color, area, position, straight lines, vertical lines, and parallel lines. Based on these characteristics, the road vanishing point is further estimated, and the sky, road and vertical regions are estimated. The depth of the road image is estimated by using vanishing point and the statistic characteristics. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively estimate the road vanishing point, as well as the road depth information.

**Key words** machine vision; depth estimation; image understanding; three dimensional space estimation; single image

**OCIS codes** 150.0155; 200.3050; 110.2960; 100.4999

## 1 引 言

从单幅图像恢复场景深度信息和三维(3D)结构是计算机视觉一项重要的研究内容,它通过提取与深度相关的视觉线索和一些先验知识完成深度估计,有助于实现基于单像机的场景理解、目标定位、三维测量和重建,在机器人导航、智能交通和增强现实场景注册领域有广泛的应用前景<sup>[1-6]</sup>。

现有的基于单幅图像的深度估计算法主要利用

三维空间的几何线索,如消失点、地平线、曲面边界、纹理、明暗信息等,恢复单幅图像三维结构,同时结合图像纹理、相对深度、摄像机位置等线索确定图像绝对深度。例如,Criminisi等<sup>[6]</sup>利用消失点信息和透视投影几何关系恢复场景的三维几何关系;Delage等<sup>[7]</sup>采用马尔科夫(MRF)随机场结合几何线索,基于动态贝叶斯网络重建墙壁、天花板和地板的深度关系;Saxena等<sup>[8-9]</sup>根据不同景物中纹理、

**收稿日期**: 2014-02-10; **收到修改稿日期**: 2014-03-06

**基金项目**: 国家自然科学基金(61005034)、河北省自然科学基金(F2012203185)、秦皇岛市科学技术研究与发展计划(2012021A054)

**作者简介**: 丁伟利(1979—),女,博士,副教授,主要从事计算机视觉方面的研究。E-mail: weiye51@ysu.edu.cn

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

阴影、遮挡所反映的深度特征,结合马尔科夫随机场模型综合估计每个像素的深度信息;Hoiem等<sup>[10-13]</sup>将问题转化为图像分类分割的问题,将图像像素分为地面、天空和垂直面三类,然后依据图像中景物对象和地面的相交位置估计场景深度;Barinova等<sup>[14]</sup>基于Hoiem提出的深度估计方法进一步应用条件随机场(CRF)模型推断地面-垂直面边界的参数信息;Hedau等<sup>[15]</sup>利用参数化的3D盒子基于Hoiem方法实现了室内场景的深度推理;Cao等<sup>[16]</sup>提出了基于闭合迭代的区域分割及深度估计方法,在闭合迭代区域分割过程中交替执行区域合并和深度估计,直至获得预期结果;Russell等<sup>[17]</sup>为分割图像推断区域几何和区域边缘信息,利用依赖于地面的深度模型估计图像深度;闫硕等<sup>[18-19]</sup>改进了Hoiem方法,将室外场景标记为天空、地面和直立物三个类别,对于标记为地面的区域按照相机拍摄的固定几何关系进行深度推理,对于直立区域则根据是否与地面接触结合消失点进行深度估计;Li等<sup>[20-21]</sup>提出一种通过分析理解街景图像内的景物构图关系实现图像深度估计的方法,提高了Hoiem方法深度估计的精度和准确性。

上述算法中,Saxena和Hoiem的算法最具有代表性,但其算法的结果依赖于基于超像素块的特征提取和区域分割结果,并且需要大量数据集进行训练和学习,因此深度估计结果不仅依赖于区域分割结果,而且每更换一个新的场景,原有的模型将失效,需要重新采集相应的深度数据进行训练,算法计算复杂耗时,不能满足即时深度估计。从精度上来说,Saxena算法的深度估计精度较低;Hoiem的算法没有考虑到区域内深度的渐变,认为同一区域所有像素的深度均相同,因此对于地面区域的深度估计不够精确。虽然相关改进算法提高了深度估计的精度,但仍然不能从本质上避免深度估计依赖于超像素图像分割和训练数据集的问题。从应用领域来说,深度估计的一个重要应用就是智能交通和机器

人导航中道路和障碍物深度的准确预测和感知,因此上述算法应用在道路图像的深度估计中仍然存在一定的问题。

为了解决上述算法的不足,针对道路图像的特点,提出了一种新的基于分割区域特征理解的单幅图像深度估计方法。该算法不需要进行超像素分割、数据集训练和学习,仅利用边缘和颜色信息实现道路、垂直面、天空的推理和深度估计。算法通过边缘生长图像分割算法得到一系列有意义的封闭图像区域;统计了每个分割区域自身的颜色、位置特征、包含的直线、垂线和平行线信息;计算道路消失点;综合利用这些特征完成道路、天空、垂直区域的识别以及深度估计。

## 2 道路图像分割

道路场景图像中各个物体均有其边缘,边缘线往往反映了3D世界中两个不同物体的轮廓信息和深度信息。通常沿着人们的视线方向,场景中的物体由近及远出现,越近的物体轮廓信息越完整,越远的物体被遮挡的可能性越大,因此边缘像素往往属于两个重叠物体中的前景物体。根据上述特点,基于边缘信息对道路场景图像进行分割将有利于道路场景的深度估计。在前期研究中,提出了基于边缘生长的图像区域分割算法<sup>[22]</sup>。该算法采用Canny算子检测图像边缘;并从边缘图像中的断点出发,通过对边缘局部结构进行直线和对称性生长消除所有断点,得到初步分割结果;通过相邻两个区域的颜色差别判断生长的边缘是否合理,如果相邻区域具有相似的灰度,则合并两个区域。与现有图像分割算法相比,上述算法对道路图像的分割结果具有更加明显的物理意义,如图1所示。图1(a)为典型的道路图像,图1(b)为Canny边缘检测结果。基于边缘生长图像分割算法,生长后的边缘图像如图1(c)所示,图1(c)中封闭的轮廓由图1(d)表示为彩色图像,

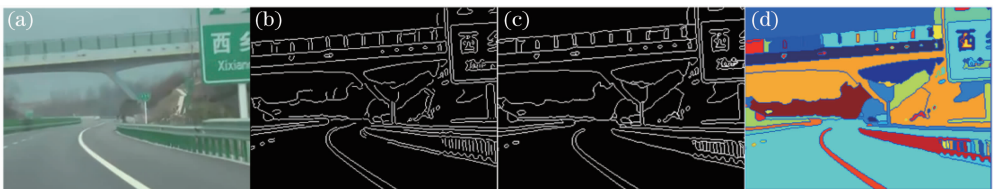


图1 分割结果。(a)原图像;(b)边缘图;(c)边缘生长图;(d)分割区域标记图

Fig.1 Segmentation results. (a) Original image; (b) edge map; (c) edge growth graph; (d) labeled segmented regions

其中不同的颜色代表不同的区域。由图 1(d) 中的分割结果可知道路场景中的车道线、道路区域、栏杆、植被、桥梁结构均得到了近似完整的分割, 十分有利于下一步的场景结构分析和理解。为了分析方便, 本文假设由边缘生长图像分割算法所获得的图像子区域数量为  $n$ , 每一个区域记为  $\Sigma_i (0 < i \leq n)$ 。

### 3 道路图像特征提取

#### 3.1 区域特征向量

针对道路图像的每一个子区域  $\Sigma_i (0 < i \leq n)$ , 定义其轮廓为  $C_i = \{(x_{ij}, y_{ij}) | 0 < j \leq m\}$  ( $m$  为轮廓所包含的像素点个数), 统计其自身的多个特征, 包括颜色、重心位置、轮廓中的直线信息等, 记为

$$F = \{G_{ri}, H_i, A_i, P_i, N_{li}, V_{li}, P_{li} | \Omega_i\}, \quad (1)$$

式中  $G_{ri}$  为区域  $\Sigma_i$  的灰度均值,  $H_i = \{h_i, s_i\}$  为子区域  $\Sigma_i$  中出现次数最多的  $H, S$  分量值。  $A_i$  为区域面积, 即区域内像素总数,  $P_i$  为轮廓  $C_i$  的重心点,  $N_{li}$  记录了区域轮廓拆分后的直线,  $V_{li}$  记录了区域轮廓中的垂线,  $P_{li}$  记录了区域轮廓中与道路方向平行的平行线。  $N_{li}, V_{li}$  和  $P_{li}$  的计算方法如下:

以边缘点  $P_j(x_{ij}, y_{ij}) (H < j \leq m - H)$  为中心, 构造大小为  $L$  的滑动窗口对轮廓  $C_i$  进行局部方向编码。设滑动窗口所截的轮廓端点坐标分别为  $(x_{i1}, y_{i1}), (x_{i2}, y_{i2})$ , 则点  $P_j$  的局部方向  $\theta$  为<sup>[23]</sup>

$$\theta = \begin{cases} 0 & s < T \\ \arctan\left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}\right) \times 57.3 & y_2 \geq y_1, s \geq T \\ \arctan\left(\frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1}\right) \times 57.3 + 180 & y_2 < y_1, s \geq T \end{cases} \quad (2)$$

式中直线度因子  $s = d_{12}/L$ ,  $d_{12}$  表示端点  $(x_{i1}, y_{i1}), (x_{i2}, y_{i2})$  间的直线距离,  $L$  为滑动窗口所截得的轮廓的长度,  $T$  为设定的阈值。经过编码后的连续边缘将在角点处断开为若干条连续的线条。进一步, 直线度误差判别准则和同方向点的稀疏直线拟合方法可以提取出轮廓中的直线, 记为  $N_{li} = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$ , 其中  $l_k = \{(x_{m_1}, y_{m_1}), \dots, (x_j, y_j), \dots, (x_{m_2}, y_{m_2}) | 0 < m_1 < j < m_2 \leq m\}$ ,  $k$  代表轮廓中直线的数目,  $m_1$  和  $m_2$  分别表示轮廓中第  $k$  条直线的起点和终点像素距离轮廓起点的像素数<sup>[22]</sup>。

对于轮廓  $C_i$  中的某直线  $l_k$ , 取两端点为  $A$  和  $B$ , 线条  $l_k$  的倾斜角度计算公式为

$$\theta_k = \arctan\left\{\frac{[s_{11} + s_{22} + \sqrt{(s_{11} - s_{22})^2 + 4s_{12}^2}]/2 - s_{11}}{s_{12}}\right\}, \quad (3)$$

式中

$$s_{11} = \frac{1}{m_2 - m_1 + 1} \sum_{k=m_1, \dots, m_2} (x_k - \bar{x})^2,$$

$$s_{12} = s_{21} = \frac{1}{m_2 - m_1 + 1} \sum_{k=m_1, \dots, m_2} (x_k - \bar{x})(y_k - \bar{y}),$$

$$s_{22} = \frac{1}{m_2 - m_1 + 1} \sum_{k=m_1, \dots, m_2} (y_k - \bar{y})^2,$$

$$\bar{x} = \frac{1}{m_2 - m_1 + 1} \sum_{k=m_1, \dots, m_2} x_k,$$

$$\bar{y} = \frac{1}{m_2 - m_1 + 1} \sum_{k=m_1, \dots, m_2} y_k.$$

如果倾斜角度  $|\theta_k - 90| < \sigma$  (本文定义  $\sigma = 10$ ), 即判断  $l_k$  为垂线, 并存入  $V_{li}$ 。

对区域的轮廓  $C_i$  中的任意两条直线  $l_k$  和  $l_r$ , 根据本文所提出的方法, 利用主方向一致性判别两条直线是否为平行线, 即假设直线  $l_k$  的主方向为  $\theta_k$ , 直线  $l_r$  的主方向为  $\theta_r$ , 如果  $|\theta_k - \theta_r| < \epsilon$  (本文定义  $\epsilon = 15$ ), 且  $l_k \notin V_{li}, l_r \notin V_{li}$ , 则判定  $l_k$  和  $l_r$  属于与道路方向平行的平行线, 同时存入  $P_{li}$ <sup>[24]</sup>。

#### 3.2 道路消失点估计

统计所有区域特征向量中的道路平行线特征  $P_{li}$ , 组成平行直线束  $l_1, l_2, \dots, l_p$ , 定义任意直线  $l_i$  的直线方程为

$$y = a_i x + b_i, \quad (4)$$

对  $l_i$  上所有坐标点应用最小二乘法进行直线拟合, 即求拟合直线误差最小值

$$\min \sum_{j=1}^n [y_j - (a_i x_j + b_i)]^2, \quad (5)$$

确定参数  $a_i, b_i$ 。然后通过联立任意两条拟合直线求解交点

$$\begin{cases} y_i = a_i x + b \\ y_j = a_j x + b \end{cases}, \quad (6)$$

得到至多  $C_n^2$  个交点, 即消失点集。最后采用模糊 C 聚类方法对求解所得的交点进行聚类分析, 在两个聚类结果中选取聚类分组中对应最多类成员的中心作为最终的消失点, 记为  $V_r = \{x_i, y_i\}$ 。

## 4 道路图像三维结构推理与深度估计

### 4.1 位置关系推理

根据道路场景的特征,本文假设道路图像满足以下三个条件:

- 1) 图像为摄像机平行于地面,即摄像机俯仰角为  $0^\circ$  时所拍摄;
- 2) 图像中包括较多平行、垂直结构;
- 3) 图像中仅包括道路、竖立物体(建筑物/树木/栏杆/车辆等)和天空。

根据以上假设,根据平行线计算的道路消失点必位于地平面上,本文根据消失点位置将图像大致分割为上下两部分,其中道路位于图像下部分区域,天空位于上部分区域,建立如图 2 所示的道路位置模型。

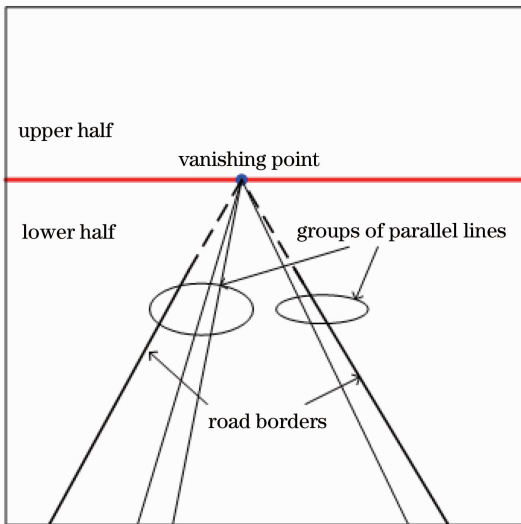


图 2 道路位置模型

Fig. 2 Ground position model

#### 4.1.1 道路区域推理

一般情况下,道路区域面积较大、颜色单一,包含较多的平行线以及较少的竖直线,且整体位于消失线下方。本文的道路图像分割的结果已经保证了每一个分割的区域内部颜色的相似性,以及与相邻区域的颜色相异性,因此本文仅考虑面积较大的前 10 个区域,如果这些区域中,任意区域  $\Sigma_i$  满足以下判据:

判据 1 1) 区域  $\Sigma_i$  中包含至少一条经过消失点的直线,即

$$N_{li} \cap V_r \neq \emptyset; \quad (7)$$

2) 轮廓  $C_i$  的重心位于由消失点分割的整幅图像的下半部分,即

$$P_i(y_i) > V_r(y_i); \quad (8)$$

3) 轮廓  $C_i$  包含的垂直线的数量为 0 条,则判定该区域为道路区域。

判据 2 对于面积较大的前 10 个区域,记所有满足判据 1 中条件 1) 和 2), 但不满足条件 3) 的区域为  $\Sigma_R$ , 利用腐蚀算法将区域  $\Sigma_R$  腐蚀为若干个子区域,对于任意子区域  $\Sigma_k$ , 如果区域  $\Sigma_k$  满足判据 1 中条件 2), 且区域  $\Sigma_k$  包含的平行线的数量不小于区域  $\Sigma_k$  包含的垂直线的数量, 则判定该区域为道路区域。

#### 4.1.2 天空区域推理

根据假设的道路位置模型,天空区域距离摄像机最远,区域面积较大,且通常有部分像素位于图像的上边界,颜色分布比较一致。综合这些先验知识,本文仅考虑面积较大的前 10 个区域,如果这些区域中,任意区域  $\Sigma_i$  满足以下条件:

1) 区域  $\Sigma_i$  归一化颜色值  $H_i$  与天空典型颜色差值小于设定阈值  $T$ ;

2) 轮廓  $C_i$  的纵坐标的最高点位于图像的上边界, 即

$$\min(C_i, y_i) = 1; \quad (9)$$

则判定该区域属于天空。

#### 4.1.3 竖直区域推理

整幅图像中除道路和天空区域之外剩余的区域定义为竖直区域。

## 4.2 深度估计

对已完成位置关系推理的图像区域,本文根据深度变化规则为图像各像素分配对应的深度值完成深度估计。用 0~255 的灰度范围量化灰度深度变化图,定义图像深度最远处为 0,最近处为 255,中间部分呈线性分布。根据假设的道路图像模型,定义如下深度变化规则:

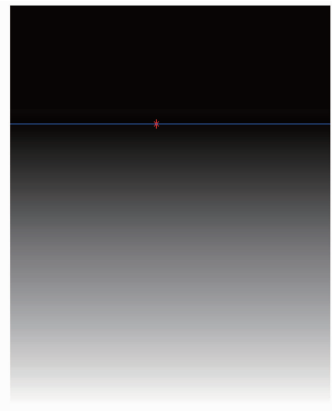


图 3 道路深度梯度变化图

Fig. 3 Road depth gradient map



1) 对于道路区域的深度变化值,以消失点所在的水平线为界从下而上线性递增,定义消失线所在位置为深度无穷远处,如图 3(a)所示;

2) 垂直区域的深度值直接定义为与道路轮廓线相交处的深度值;

3) 假设图像模型中天空是距离摄像机最远的区域,直接视作深度最深处。

## 5 实验结果与分析

为了估计提出算法的性能,本文针对大量城市道路图像进行了实验,并与经典的算法进行了对比。

图 4 给出了符合假设条件的几幅典型道路图像的深度估计结果。其中 4(a)表示原图,图 4(b)表示基于边缘增长的图像区域分割结果,图 4(c)表示

道路图像消失点检测结果,其中绿色星型位置为消失点。图 4(d)表示三维空间关系推理的结果,其中垂直区域标记为红色,地面区域标记为蓝色,其它区域为天空区域。图 4(e)表示深度估计结果。由图 4 的结果可知,对符合假设道路模型的图像,本文算法在区域分割方面有效保证了具有相似颜色和连通关系的道路和天空区域的准确分割和识别。此外,本文算法利用分割区域轮廓中提取的道路平行线和竖直线信息准确标记图像道路、天空、垂直区域。由深度估计结果可知,本文算法在路面的深度估计方面,很好地体现了道路由近及远的深度变化关系,道路区域部分的深度估计符合人的视觉特征。

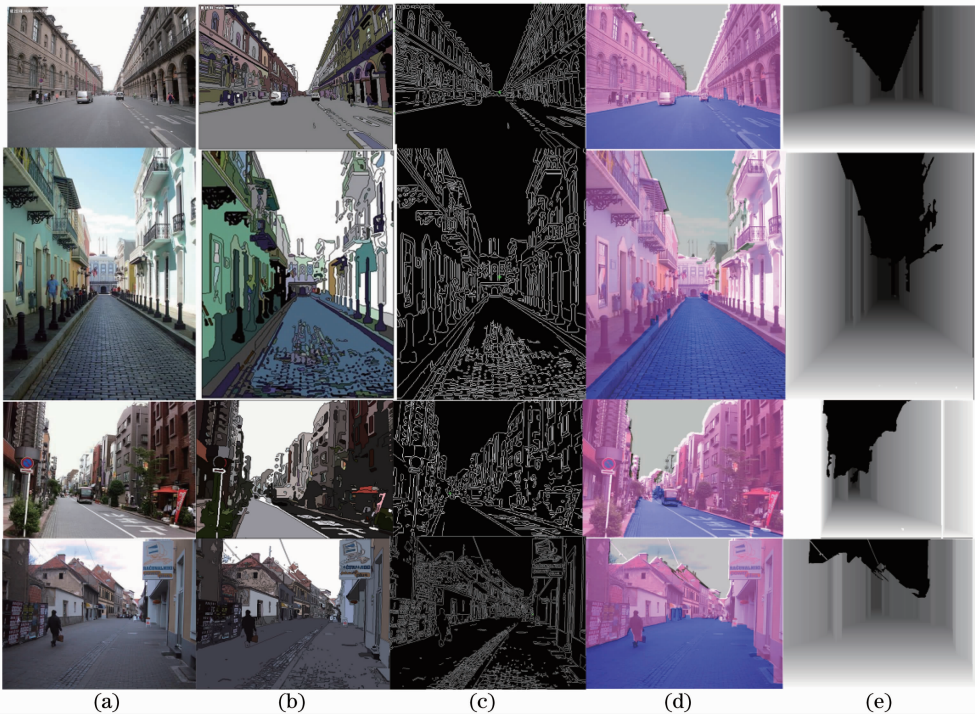


图 4 三维空间关系推理结果图及深度关系图。(a)原图;(b)图像分割;(c)消失点;(d)标记三维空间关系;(e)道路深度关系

Fig. 4 Results with our algorithm. (a) Original images; (b) results of image segmentation; (c) results of vanishing point detection, where the green star is the vanishing point; (d) results of marked sky, road and vertical region; (e) results of depth estimation

图 5 列出了部分 Hoiem 方法与所提方法的深度估计结果。图 5(b)为运用 Hoiem 等提出的算法得到的最大深度估计结果,图 5(c)为本文算法得出的结果。实验结果表明,对于图像中标记为天空的区域,所提方法的实验结果与 Hoiem 方法中最大深度估计方法的实验结果相差无几;对于路面区域,提出算法由于以消失点所在位置定义为无穷远处,因

此更好地体现了道路景深由远及近的变化规律;但对于竖直面区域,Hoiem 方法认为区域内不存在深度渐变信息,因此同一区域深度相同,而本文算法则定义垂直区域的深度和路面交点处的深度相同,这一点符合深度的变化规律,体现了垂直区域的深度渐变关系。此外,本文算法并没有区分垂直区域中的建筑物、车辆和树木信息,既避免了误分类的情

况,又避免了多余的计算量,与 Hoiem 方法相比,虽然竖直区域体现的物体层次感不强,但准确体现了

各个竖直面的深度变化关系,对于智能交通中的道路深度估计和障碍物检测已经足够。

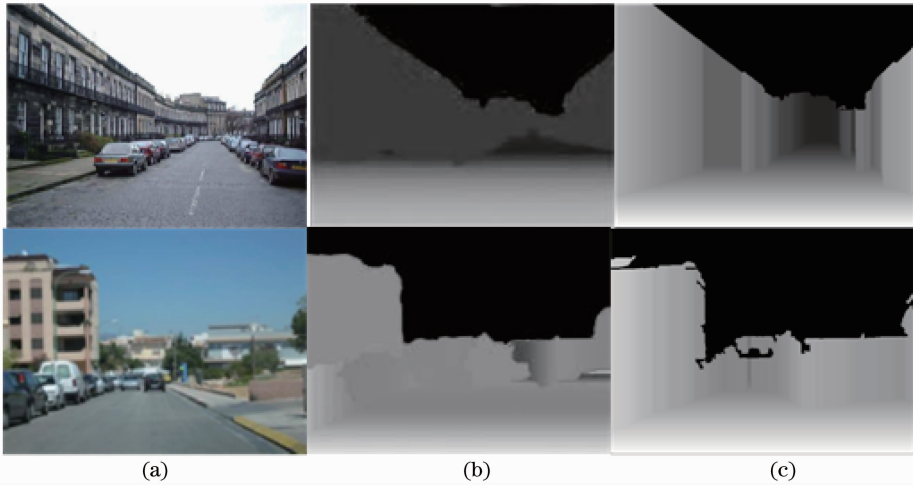


图 5 不同深度关系图比较。(a)原图;(b) Hoiem 深度关系图;(c) 本文道路深度关系图

Fig. 5 Depth estimation results with Hoiem algorithm and the proposed algorithm. (a) Original images; (b) Hoiem algorithm; (c) the proposed algorithm

图 6 列出了所提方法与 Hoiem 方法、Saxena 方法和 Cheng 等所提出的算法的深度估计对比结果。由图 6 可知,本文算法在深度估计的准确性方面,明显优于 Saxena 方法,在道路场景深度层次表现方面

优于 Hoiem 方法,与 Cheng 的方法效果相似,但在细节方面,本文方法的路面深度变化情况以及车辆深度的估计方面略优于 Cheng 的方法。

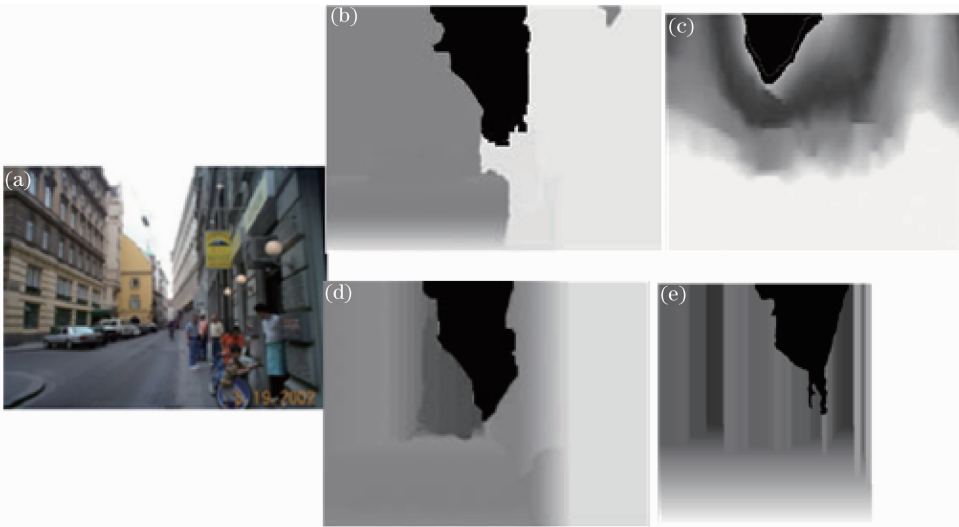


图 6 相同图像不同算法的深度估计结果。(a)原图;(b) Hoiem 算法图;(c) Saxena 图;(d) Cheng 算法图;(e)本文算法图

Fig. 6 Depth estimation results with different algorithms. (a) Original image; (b) Hoiem algorithm; (c) Saxena algorithm; (d) Cheng algorithm; (e) the proposed algorithm

## 6 结 论

道路场景的深度估计对于交通场景理解和无人驾驶车辆导航、障碍物位置检测具有重要意义。从单幅静态道路图像的深度推理开始,以分割区域为

基本单位分析其多元特征,利用这些特征推理单幅图像所蕴含的三维空间关系,同时还研究了对应的深度关系,实现了道路场景的深度推理。该算法无需进行训练和学习,可以得到准确的道路场景深度层次,但该算法还存在许多问题需要进行进一步的

研究,如道路场景不符合假设模型的情况下,以及道路区域颜色不均一情况下,均有可能出现错误的深度估计结果。下一步工作主要考虑处理更加复杂的场景,提高运算速度,扩大其应用范围。

### 参 考 文 献

- 1 Zhang Ning, Chang Lei, Xu Xiping. Research on the technology of three-dimensional reconstruction based on machine vision [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(5): 051001.  
张宁,常雷,徐熙平.基于机器视觉的三维重建技术研究[J].*激光与光电子学进展*, 2012, 49(5): 051001.
- 2 Xu Zhitao, Liu Jinguo, Long Kehui, *et al.*. Ship targets detection of ocean surveillance satellite images based on visual attention [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(12): 121001.  
许志涛,刘金国,龙科慧,等.基于视觉注意机制的海洋监视卫星图像舰船目标检测[J].*激光与光电子学进展*, 2013, 50(12): 121001.
- 3 Zhang Libao, Li Hao. Detection of interest image region based on adaptive radius search [J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(7): 0714001.  
张立保,李浩.基于自适应半径搜索的图像感兴趣区域检测[J].*中国激光*, 2013, 40(7): 0714001.
- 4 Zhang Libao. Fast detection of visual saliency regions in remote sensing image based on region growing [J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(11): 1114001.  
张立保.基于区域增长的遥感影像视觉显著目标快速检测[J].*中国激光*, 2012, 39(11): 1114001.
- 5 Shen Huan, Li Shunming, Bo Fangchao, *et al.*. On road vehicles real-time detection and tracking using vision based approach [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(4): 1076-1083.  
沈岷,李舜韶,柏方超,等.路面车辆实时检测与跟踪的视觉方法[J].*光学学报*, 2010, 30(4): 1076-1083.
- 6 A Criminisi, I Reid, A Zisserman. Single view metrology [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 40(2): 123-148.
- 7 E Delage, H Lee, A Y Ng. A dynamic Bayesian network model for autonomous 3d reconstruction from a single indoor image [C]. 2006 IEEE computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, 2: 2418-2428.
- 8 A Saxena, S H Chung, A Y Ng. Learning depth from single monocular images [C]. *NIPS*, 2005, 18: 1-8.
- 9 A Saxena, M Sun, A Y Ng. Make 3D: Learning 3D scene structure from a single still image [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(5): 824-840.
- 10 A Saxena, S H Chung, A Y Ng. 3D depth reconstruction from a single still image [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 76(1): 53-69.
- 11 D Hoiem, A A Efros, M Hebert. Geometric context from a single image [C]. 10th IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE, 2005, 1: 654-661.
- 12 D Hoiem, A A Efros, M Hebert. Recovering surface layout from an image [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2007, 75(1): 151-172.
- 13 D Hoiem, A A Efros, M Hebert. Automatic photo pop-up [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): 577-584.
- 14 O Barinova, V Konushin, A Yakubenko, *et al.*. Fast automatic single-view 3D reconstruction of urban scenes [C]. *ECCV*, 2008, 100-113.
- 15 V Hedau, D Hoiem, D Forsyth. Recovering the spatial layout of cluttered rooms [C]. 12th International Conference on Computer Vision, IEEE, 2009: 1849-1856.
- 16 Y Cao, Y Xia, Z Wang. A close-form iterative algorithm for depth inferring from a single image [C]. *ECCV*, 2010, 729-742.
- 17 B C Russell, A Torralba. Building a database of 3D scenes from user annotations [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2009, 2711-2718.
- 18 Yan Shuo. Research on the Approach for Depth Estimation and View Transformation from a Single Outdoor Image [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2012. 32-40.  
闫硕.基于单幅户外图像的深度估计与视角变换方法研究[D].秦皇岛:燕山大学, 2012. 32-40.
- 19 Shihui Zhang, Shuo Yan. Depth estimation and occlusion boundary recovery from a single outdoor image [J]. *Opt Eng*, 2012, 51(8): 087003.
- 20 Li Le, Zhang Maojun, Xiong Zhihui, *et al.*. Depth estimation from a single still image of street scene based on content understanding [J]. *Robot*, 2011, 33(1): 174-180.  
李乐,张茂军,熊志辉,等.基于内容理解的单幅静态街景图像深度估计[J].*机器人*, 2011, 33(1): 174-180.
- 21 Hsin-min Cheng, Chenyu Tseng, Chengho Hsin, *et al.*. Single-image 3D depth estimation for urban scenes [C]. *ICIP*, 2013, 2121-2125.
- 22 Cao Xiuyan, Ding Weili, Hu Shuo. Image segmentation based on edge growth [C]. *International Conference on Information Technology and Software Engineering*, 2012, 3: 541-548.
- 23 Ding Weili, Wang Wenfeng, Zhang Xuguang, *et al.*. Extracting straight lines from building image based on edge orientation image [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(10): 2904-2910.  
丁伟利,王文锋,张旭光,等.基于边缘方向图的建筑物直线特征提取[J].*光学学报*, 2010, 30(10): 2904-2910.
- 24 Wang Wenfeng, Zhu Shuhua, Feng Yihao, *et al.*. Parallel edges detection from remote sensing image using local orientation coding [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(3): 0315001.  
王文锋,朱书华,冯以浩,等.基于局部方向编码的遥感影像平行边缘识别[J].*光学学报*, 2012, 32(3): 0315001.

栏目编辑:张浩佳