

面向高分辨率彩色图像的线段检测算法

罗午阳^{1,2}, 程 岳^{1,2}, 李亚晖^{1,2}, 文鹏程^{1,2}

(1 中航工业 西安航空计算技术研究所, 陕西 西安 710068; 2 机载弹载计算机航空科技重点实验室, 陕西 西安 710068)

摘 要: 当前主流的线段检测算法大多利用了像素点的梯度方向特征, 但它们普遍存在过分段 (over-segmentation)、长线段与低对比度线段容易被漏检的问题, 面对高分辨率彩色图像时此类问题尤其严重. 本文提出了一种基于目前性能最为突出的线段检测器 LSD (Line segment detector) 的扩展改进算法. 该算法充分利用了原始图像的多通道、多尺度特性, 并结合具有鲁棒性的基于尺度特征的线段筛选方法以及多通道多尺度线段融合方法, 得到了更符合视觉认知的检测结果. 实验结果表明, 本文算法显著降低了长线段和低对比度线段被漏检的可能, 明显消除了过分段现象.

关键词: 线段检测; 高分辨率彩色图像; 多通道; 多尺度

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)12-0019-06

Line Segment Detection algorithms Towards High-resolution Color Image

LUO Wu-yang^{1,2}, CHENG Yue^{1,2}, LI Ya-hui^{1,2}, WEN Peng-cheng^{1,2}

(1 Xi'an Aeronautics Computing Technique Research Institute, AVIC, Xi'an 710068, China;

2 Aviation Key Laboratory of Science and Technology on Airborne and Missile-borne Computer, Xi'an 710068, China)

Abstract: Currently, the mainstream of line segment detection algorithm mostly utilizes the pixel's gradient orientations feature, but these algorithms exist problems of over-segmentation and being prone to miss long segment and low contrast segment commonly, especially confronting high-resolution color image. In order to solve these problems, this paper proposed a modified extending algorithm based on LSD, the current excellent method. This algorithm makes the best of original high-resolution color image's multichannels and multiscale characteristics. Then it combines robust line segments filtering method based on scale features and multichannels-multiscale merging method. Our algorithm obtains the detection results closer to vision perceptually. Experimental results show that our algorithm substantially descending the miss rate of long segment and low contrast segment, and obviously eliminating the over-segmentation phenomenon.

Key words: line segment detection; high-resolution color image; multichannels; multiscale

1 引言

线段检测技术是计算机视觉中被反复研究的重要问题. 线段检测能够提取图像中重要的几何信息, 由于线段属于低级计算机视觉信息, 它作为一种从原始图像提取出来的特征, 能够为高级计算机视觉提供基础信息, 辅助其完成图像的分析 and 感知, 其应

用领域十分宽广.

线段检测算法大致可分为三类: 第一类算法基于 Hough 变换^[1]. 第二类算法基于边缘链^[2], 第三类算法基于像素点的梯度方向^[3], 这种方法误检测率显得过高. 为了降低误检测率, 文献[4]引入了差错控制机制进行线段确认, 筛选出有意义的线段作为检测结果, 大大降低了误检测率, 但漏检了大量的

短线段. 文献[5]在上述研究的基础上, 基于梯度方向的线段检测思想并结合线段确认方法, 提出了 LSD 算法, 该算法对大多数类型的图像都有非常好的检测性能, 但应用于存在白噪声的图像时, 对长线段的检测效果很差. 从算法的执行速度考虑, 为了满足实时系统的要求, 文献[6]提出了一种实时算法 EDLines, 它基于像素点的梯度方向和幅度“描画”图像的边缘, 在此基础上提取并确认线段, 该算法虽然大幅提高了检测速度, 却会漏检更多的线段.

LSD 算法具有误检测率低, 无需手动调整参数等优点. 但包括 LSD 在内的第三类算法, 普遍存在一些不足之处. 集中体现在实际应用中时, 突出表现为高分辨率彩色图像中长线段被分成小段甚至被漏检. 为了解决上述问题, 本文提出了一种基于 LSD 的扩展改进算法.

2 多通道多尺度 LSD 算法

首先, 本文算法将输入的原始彩色图像按其通道数拆分为数个灰度图像, 用一系列缩小因子将拆分得到的各通道高分辨率灰度图像缩小为不同的大小; 其次, 在多个通道、多个尺度上分别利用 LSD 得到线段检测结果; 然后, 根据尺度划分的等级数, 剔除部分尺度的检测结果中的部分线段; 最后, 把各通道各尺度的检测结果融合, 输出最终的线段检测结果. 本节将依次详细说明包括多通道检测、多尺度检测、基于尺度特征的线段筛选与多通道多尺度线段融合在内的本文算法全部流程细节, 算法总体流程如图 1 所示.

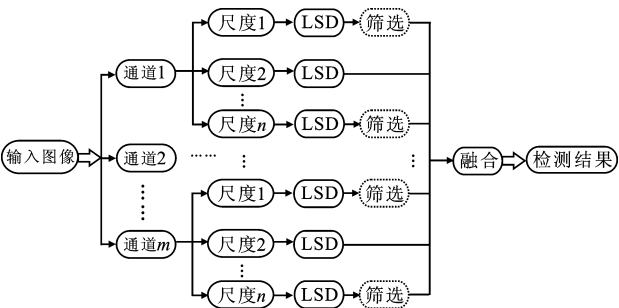


图 1 算法总体流程

2.1 多通道检测

数字图像是像素点的集合. 根据图像的通道个数, 可以分为单通道的灰度图像和多通道的彩色图像. 灰度图像的每个像素点只有一个采样结果, 其值在黑色和白色之间被分

为许多等级, 若采用 8 位来保存一个像素点, 则

有 256 级灰度. 彩色图像的每个像素点有多个采样值, 每个像素点都可以被分离成多个通道, 如最常见的 RGB 图像拥有 R、G、B 三个通道, 每个通道的值都表示该像素点在本通道基色上的强度, 与灰度图像类似, 每个通道也使用一定的位数来表示, 可分为相应数量的强度等级^[7].

通常线段检测算法只接受单通道的灰度图像作为输入, 所以对于包含多个通道的彩色图像, 如 RGB 图像、HSV 图像, 必须先转为灰度图像后, 才能利用诸如 LSD 等算法进行线段检测, 这无疑损失了原彩色图像中所包含的大量信息. 彩色图像转为灰度图像后, 会导致一部分线段两侧的对比度降低, 从而线段上点的梯度幅度减小, 可能会造成漏检. 本文算法根据多通道的彩色图像中不同颜色间的对比度在不同通道上不同的特点, 将多通道图像按照通道分离为多个灰度图像, 通过对分离出的多个灰度图像依次利用 LSD 算法进行线段检测, 并融合多个通道上的检测结果, 从而充分利用了彩色图像的多通道信息, 增强了对与背景颜色相近的线段的检测能力, 进而有效降低了漏检率.

图 2 是一幅 5 184 × 3 456 的 RGB 图像, 将其按照通道拆分为 R 通道、G 通道、B 通道三幅灰度图像. 在三幅灰度图中, 被虚线框框选部分的色彩对比度有明显的差别. 分别利用 LSD 算法检测线段, 检测结果如图 3 所示. 不难观察得出结论, 对于原始图像的不同部分, 三个通道上的检测性能有所不同, 每个通道都有自己更加“擅长”部分, 若将三个检测结果进行融合, 取长补短, 就能得到更好的检测结果, 降低线段的漏检率.

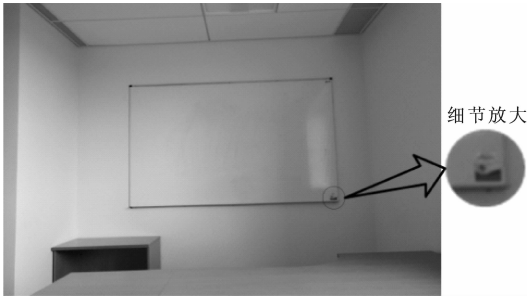


图 2 原始图像

2.2 多尺度检测

LSD 采用贪婪算法生成 RegionRegion, 但由于真实图像中存在噪声, 以及部分线段两侧对比度的不足, 很可能因为局部的噪声或线段上梯度幅度值未超过门限值的点过多而导致长线段被割断为大量

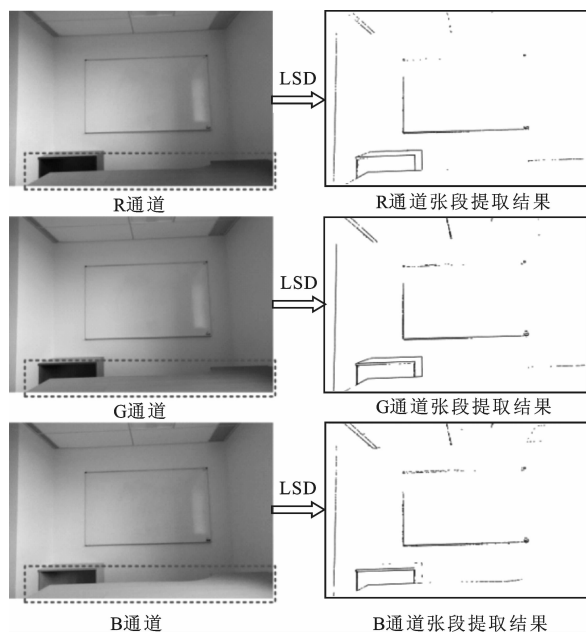


图3 多通道线段检测

的碎线段,若碎线段的长度低于门限,则会被 LSD 算法舍弃,造成长线段的部分甚至整条长线段的漏检.对于高分辨率图像中的长线段,上述现象尤其明显.上述缺陷也是本文算法的解决的重点问题之一.

通过实际应用测试发现,图像尺度的大小会对线段检测效果产生很大的影响.将原始图像缩小到较小的尺度会更容易地检测出较长的线段,但对原图像中的细节信息不敏感,但若缩小比例过大,甚至会使原图像中的短线段产生畸变(见图4中, $scale=0.2$ 的情形).相反,较大尺度的图像通过线段检测算法后能够更加完整地保留原图像中的细节信息,但不容易完整检测出原图像中的长线段,尤其当存在大量噪声或者线段两侧色彩的对比度较小时,甚至会将原图像中视觉上明显存在的长线段漏检.综上所述,在小尺度上,原始图像中长线段的检测效果更好,在大尺度上,原始图像中短线段的检测效果更好.本文算法利用上述多尺度特性,根据原始图像的分辨率大小,将其缩小到不同的尺度,并在多个尺度上利用 LSD 算法检测线段,最终对多尺度的检测结果进行融合,达到了对高分辨率图像中长线段和短线段均有较好检测效果的目的.

将原始图像(图2)R通道的行和列都按照因子(scale)缩小,得到缩小因子分别为0.8、0.4、0.2的三幅缩小图像,利用 LSD 进行线段检测,结果如图4所示.当 $scale=0.8$ 时,原始图像中许多明显的长线段被割裂为短线段,甚至漏检,但图像的细节能得到完整的检测.当 $scale=0.2$ 时,原始图像中的整

体轮廓得到了非常好的检测结果,但细节信息因缩小因子太小而被破坏,产生了畸变.

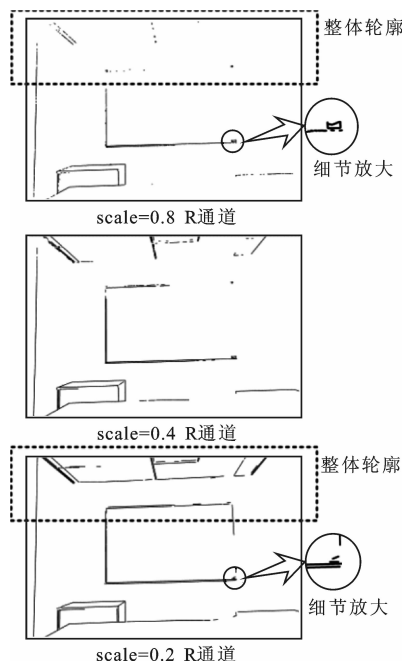


图4 多尺度线段检测

2.3 基于尺度特征的线段筛选

如2.2小节中所述,在不同尺度上检测线段有不同的特点.为了既能利用多尺度检测对长短线段均能有效检测的特点,又同时尽量避免在缩小因子较大或较小情况下所带来的检测性能缺陷,本文算法在进行多尺度融合之前,对最大及最小缩小因子的检测结果进行筛选,剔除最小因子检测结果中的细节信息与最大因子检测结果中的整体轮廓信息,因为这两类线段在其他尺度上具有更好的检测性能.

设原始图像的行数与列数分别为 $rows$ 、 $cols$, 缩小等级分为 N 级,其中 n_0 表示最大等级的缩小因子(对应最大尺寸的图像), n_i 表示最小等级的缩小因子(对应最小尺寸的图像). n_0 取0.8,这是为了与 LSD 算法预处理过程中高斯降采样前的尺度缩小处理保持一致. N 取满足式(1)的最小值,相邻等级 n_i 与 n_{i+1} 的关系满足式(2)

$$\frac{\max(rows, cols)}{2^N} \leq 1000 \quad (1)$$

$$n_{i+1} = n_i * 0.5 \quad (2)$$

式中, $\max(rows, cols)$ 表示 $rows$ 与 $cols$ 中的较大值.若 $N \geq 2$, 剔除等级 n_i 中满足式(2)的线段 ls , 若 $N \geq 3$, 剔除等级 $n_0 n_0 n_0$ 中满足式(3)的线段 ls .

$$|ls| < \tau_{th1} \cdot LL \quad (3)$$

$$|ls| > \tau_{th2} \cdot LL \quad (4)$$

$$LL = \sqrt{\text{rows}^2 + \text{cols}^2} \quad (5)$$

$|ls|$ 表示线段 ls 的长度, LL 为原始图像对角线的长度. 经过上述筛选过程, 剔除了可能会造成干扰的线段, 同时减少了参与融合线段的数量, 进而加快了融合过程的速度. 门限 τ_{th1} , τ_{th2} , τ_{th3} 的经验取值分别为 0.025 和 0.1.

2.4 多通道多尺度线段融合

线段融合是本文算法的关键步骤. 融合是为了将多通道、多尺度上的检测结果合并, 删除位置重叠的线段, 并且将因为噪声或对比度不够而被过分割的线段重新连接成完整的长线段. 为了解决线段检测算法普遍存在的过分段问题, 文献[8]提出了一种线段融合算法 LSM, 增强了单幅灰度图像的线段检测效果. 针对上述多通道多尺度的线段融合需求, 本文算法设计了一种具有很好鲁棒性并且简单有效的融合算法, 该融合算法保证了输出结果的精简性.

融合的对象是原始图像所有通道、所有尺度上的线段检测结果的集合. 融合前, 将不同尺度上的检测结果统一放大到与原始图像相同的尺寸. 每条线段可以用一个八元组表示为 $(x_1, y_1, x_2, y_2, \text{length}, \text{angle}, \text{used}, \text{sd})$. 其中: (x_1, y_1) ——线段起点坐标; (x_2, y_2) ——线段终点坐标; length ——线段长度; angle ——线段方向; used ——保留标志位, 初始化为 1, 若 $\text{used}=1$, 表示该线段作为输出结果被保留, 若 $\text{used}=-1$, 表示该线段被丢弃; sd ——种子线段资格标志位, 初始化为 1, 若 $\text{sd}=1$, 表示该线段有资格成为种子线段, 若 $\text{sd}=-1$, 则没有资格.

2.4.1 两条线段合并规则

若两条线段 L_i 与 L_j (L_i 比 L_j 更长) 同时满足如下三条规则, 则合并 L_i 与 L_j .

规则 I $\theta(L_i, L_j) < \theta_{th}$

规则 II $d < \delta_{th} \cdot LL$

规则 III $D < \gamma_{th} \cdot LL$

$\theta(L_i, L_j)$ 表示 L_i 与 L_j 的方向之差, d 表示 L_j 的两个端点到 L_i 的距离之和 $dd_1 + dd_2$, LL 是原始图像对角线的长度, D 表示 L_i 的两个端点到 L_j 的两个端点距离的最小值 $\min(dd_1, dd_2, dd_3, dd_4)$, 其定义如图 5 所示. 规则 I 限制了 L_i 与 L_j 的方向之差, 规则 II 限制了 L_j 与 L_i 的垂直距离, 规则 III 限制了 L_j 与 L_i 沿线段方向的距离. 为了避免错误合并, 故 θ_{th} 取值一般较小, 经验取值为 $\pi/50$, 门限 δ_{th} 与 γ_{th} 的经验取值分别为 0.002 5, 0.001 5.

若线段 L_i 与 L_j 同时满足上述三条合并规则, 则

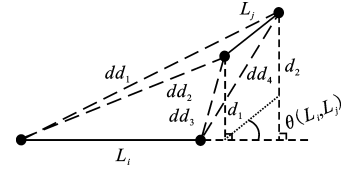


图 5 参数示意图

求 L_j 的两个端点到 L_i 的垂足, 根据求得的两个垂足在线段 L_i 上的个数, 分下述三种情形合并两条线段.

情形 I: 两个垂足都不在 L_i 上, 则将 L_i 更新为 L_i 与 L_j 最远两个端点的连线, 即线段 M , 删除 L_j , 如图 6 所示.

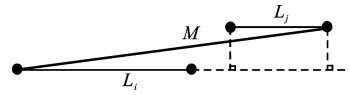


图 6 情形 I

情形 II: 仅有一个垂足在 L_i 上, 则将 L_i 更新为 L_i 与 L_j 最远两个端点的连线, 即线段 M , 删除 L_j , 如图 7 所示.

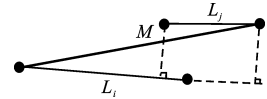


图 7 情形 II

情形 III: 两个垂足都在 L_i 上, 则保持 L_i 不变, 删除 L_j , 如图 8 所示.

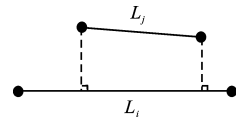


图 8 情形 III

2.4.2 线段集的融合

在两条线段合并规则的基础上, 实现线段集的融合. 记符号 s^i 表示第 i ($i = 0 \cdots n$) 尺度, 第 j ($j = 0 \cdots m$) 通道的灰度图像经过 LSD 输出的线段集合, 则 S 表示原始图像所有尺度、所有通道上检测结果的集合, 如式(6):

$$S = \bigcup_{i=0}^n \bigcup_{j=0}^m s^i \quad (6)$$

融合算法步骤如下:

(1) 初始化. 初始化 S 中所有线段八元组中的标志位 $\text{used}=1$; $\text{used}=1$, $\text{sd}=1$.

(2) 降序排序. 对 S 中的所有标志位 $\text{used}=1$ 的线段按照长度降序排序, $L = \{L_1, L_2, L_3, \dots, L_n\}$ ($L_1 > L_2 > L_3 > \dots > L_n$) 为得到的排序序列, 置 L 中所有

线段的标志位 $sd=1$,记录本次执行步骤(2)时参与排序的线段数量 n 的值(记为 n_i),并与上次执行步骤(2)后所记录的 n 的值(记为 n_{i-1})作比较,若 $n_i=n_{i-1}$,执行步骤(5),否则执行步骤(3).

(3)选取种子线段. 步骤(2)得到的排序序列 L 中满足下述三个条件的线段被选中作为种子线段:

- ①标志位 $sd=1$
- ②标志位 $used=1$
- ③满足条件①②的线段中长度最大的线段

记选中的种子线段为 $L_{seed}(0 < seed \leq n)$,执行步骤(4). 若没有线段满足上述作为种子线段的条件,则执行步骤(2).

(4)线段合并. 从 $j=seed+1$ 开始依次遍历 L 中 $j > seed+1$ 且标志位 $used=1$ 的线段 L_j ,设 L_{find} 是遍历到的第一条与 L_{seed} 满足线段合并规则的线段,合并 L_{seed} 与 L_{find} ,更新 L_{seed} ,置 L_{seed} 标志位 $sd=-1$. 同时置 L_{find} 的标志位 $used=-1$,故 L_{find} 被丢弃,然后执行步骤(2). 若找不到与 L_{seed} 满足线段合并规则的线段 L_{find} ,则置 L_{seed} 标志位 $sd=-1$,执行步骤(3).

(5)结束. 线段融合完成.

线段融合算法的过程可总结如下:初始化并降排序线段集合 S ,选取种子线段,寻找满足合并规则

的线段与其合并,一旦种子线段完成一次合并,便更新 S ,丢弃被合并的短线段,重新排序更新后的集合 S ,迭代上述过程,直至没有线段需要合并. 以线段长度降排序是为了增强算法的鲁棒性,因为线段越长,说明其在原始图像中的特征越明显,所以无论是两个线段的合并还是线段集的融合,都应该由更长的线段主导.

3 实验

本文算法的实验测试平台为 Inter i5-3470 CPU,内存 4 G. 实验全部采用真实场景高分辨率(分辨率大于 $2\,500 \times 1\,500$)彩色(RGB)图像,基于 C 语言实现算法.

典型的测试结果如图 9、表 1 所示. 图 9 中的虚线框及注释标明并解释了本文算法的优越之处. 表 1 的数据反映了本文算法检测结果的线段平均长度更长,这是因为在很大程度上消除了过分段现象. 通过对大量高分辨率彩色图像的测试,可得出结论:相比于 LSD 算法,本文算法能有效检测出大部分 LSD 无法检测到的低对比度线段,同时恢复了被噪声等分割了的长线段,得到了更符合视觉认知的完整长线段,减少了过分段现象,降低了漏检率.

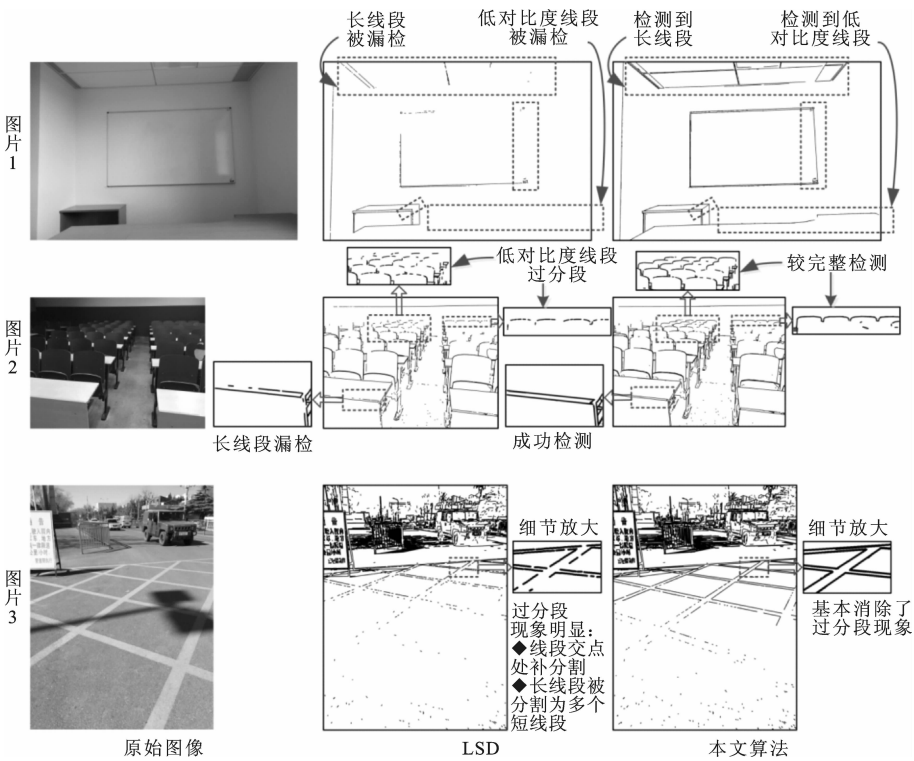


图 9 可视测试结果

表 1 典型测试结果

数据 图片	分辨率		线段总数	线段总 长度	平均 长度
图片 1	5 184 * 3 456	LSD	303	17 119.6	56.5
		本文算法	461	71 304.5	154.674
图片 2	3 264 * 2 448	LSD	1 524	55 135.7	36.2
		本文算法	1 688	97 998.9	58.1
图片 3	2 448 * 326 4	LSD	3 831	132 950	34.7
		本文算法	3 729	177 288	47.5

4 结束语

真实场景的高分辨率彩色图像由于噪声及色差对比度不高等原因,即使采用目前主流线段检测算法中性能最突出的 LSD 进行线段提取,也存在漏检率过高,长线段被过分割等问题. 本文算法充分利用高分辨率彩色图像的多通道、多尺度特点,在原始图像的多通道多尺度上多次应用 LSD 算法,并结合设计的后续鲁棒的线段筛选、融合算法,解决了上述问题. 若采用文中给出的经验参数,算法的内部参数可由输入图像的尺寸确定,故仍然保持了 LSD 无参数的优点. 通过对大量实拍图像进行实验对比,达到了良好的检测效果,降低了漏检率,明显改善了长线段过分段问题,为更进一步的高级计算机视觉处理提供了更完整可靠的低级视觉信息.

参考文献:

[1] Ballard D H. Generalising the hough transform to detect arbitrary shapes[J]. Recognition Pattern, 1981, 13(2):111-122.

[2] Chan T S , Yip R K. Line detection algorithm[C]// International Conference on Pattern Recognition. Beijing, China,IEEEExplore, 1996:126-130.

[3] Desolneux A, Moisan L, Morel J M. Meaningful alignments[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1):7-23.

[4] Desolneux A, Moisan L, Morel J M. From gestalt theory to image analysis[M]. New York, Springer,2008.

[5] Grompone V G R, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: a fast line segment detector with a false detection control[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(4):722-732.

[6] Akinlar C, Topal C. EDLines: A real-time line segment detector with a false detection control[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(13):1633-1642.

[7] 李树全,房冬丽. 一种基于 Arnold 变换的彩色图像水印算法[J]. 微电子学与计算机,2017,34(1):53-57.

[8] Hamid N, Khan N. LSM: perceptually accurate line segment merging[J]. Journal of Electronic Imaging, 2016, 25(6): 61-62.

作者简介:

罗午阳 男,(1992-),硕士研究生. 研究方向为计算机视觉、图形图像处理、机载增强现实系统.
E-mail:luowy_avic@163. com.

程 岳 男,(1985-),博士. 高级工程师. 研究方向为图形图像处理、机载增强现实系统.

李亚晖 男,(1976-),博士. 研究员. 研究方向为嵌入式操作系统、计算机网络、信息安全.

文鹏程 男,(1981-),博士,高级工程师. 研究方向为计算机视觉、图形图像处理、模式识别、智能控制.

(上接第 18 页)

[8] Kanhu Charan, Ajit K Panda, Arti Noor, et al. Design of a humidity sensor with PVT variations using AMI C5 CMOS technology[J]. Microwave Magazine IEEE, 2008, 9(5):174-174.

作者简介:

殷树娟 女,(1981-),副教授. 研究方向为混合信号集成电路设计. E-mail:yinsj03@163. com.