

文章编号:1006-2467(2019)07-0765-08

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.07.001

基于 HSV 颜色空间的快速边缘提取算法

王红雨, 尹午荣, 汪 梁, 胡江颢, 乔文超

(上海交通大学 仪器科学与工程系, 上海 200240)

摘 要: 针对当前无人机障碍物检测能力较弱的问题, 基于图像快速边缘提取算法, 提出一种改进型局部二值模式(I-LBP)算子来增强边缘提取效果. 在 HSV (Hue, Saturation, Value) 颜色空间中, 利用 I-LBP 算子描述像素点的局部纹理特征, 并采用 Hausdorff 距离确定边缘点, 最后用矩形框圈出障碍物轮廓. 该算法根据模糊集理论对传统 LBP 算子进行改进, 通过将简单的二值化描述方式扩充到三维向量, 增强了 LBP 算子对局部纹理特征的描述能力及其抗噪声的能力. 利用 MATLAB 软件进行仿真验证的结果表明: I-LBP 算子具有良好的稳健性, 在光照条件较差并有噪声污染的情况下依旧可以准确地识别障碍物; 同时, I-LBP 算子还具有良好的实时性, 可以满足无人机的避障要求.

关键词: 无人机避障; HSV 颜色空间; I-LBP 算子; 模糊集理论; Hausdorff 距离

中图分类号: TP 391; TH 74

文献标志码: A

Fast Edge Extraction Algorithm Based on HSV Color Space

WANG Hongyu, YIN Wurong, WANG Liang, HU Jianghao, QIAO Wenchao

(Department of Instrument Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University,
Shanghai 200240, China)

Abstract: In order to improve the ability of unmanned aerial vehicle (UAV) to detect obstacles, a fast edge detection algorithm is studied and an improved local binary pattern (I-LBP) operator is proposed to enhance the edge extraction effect. In HSV (Hue, Saturation, Value) color space, the I-LBP operator is used to describe the local texture features of pixels. The Hausdorff distance is used to confirm the edge pixels. And the contour of the obstacle is framed in the rectangular box. The algorithm improves the traditional LBP operator according to the fuzzy set theory. The simple binary description of the local texture features is extended to three-dimensional vector. It enhances the LBP operator's ability to describe the local texture features and is noise-robust. The simulation verification is carried out with MATLAB. The results show that the I-LBP operator has good robustness and can identify obstacles under the condition of poor illumination and noise pollution. It also has high real-time ability, which can meet the requests of UAV in avoiding obstacles.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV) obstacle avoidance; HSV color space; improved local binary pattern (I-LBP) operator; fuzzy set theory; Hausdorff distance

收稿日期:2018-09-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61471237, 11174206)

作者简介:王红雨(1977-), 男, 山东省青岛市人, 讲师, 主要研究方向为微小型无人飞行器. 电话(Tel.): 13761036008;

E-mail: redrain@sjtu.edu.cn.

随着无人机(UAV)在生活中的应用越来越广泛,对无人机安全性能的要求也越来越高.为了保证无人机的安全作业,以超声波、红外线、激光、视觉等为基础的避障技术是当前的研究热点^[1-3].文献[1]利用激光扫描仪进行无人机避障,虽然可以获得良好的避障效果,但因成本过高而无法大规模应用.视觉避障技术利用摄像头获取无人机周边环境中的大量的障碍物信息,可以为无人机避障及路径规划提供充分的依据,并且成本较低,因此具有较大的优势.文献[2]通过双目立体视觉技术获取无人机前方场景的深度图进行无人机避障.无人机正常飞行时仅测量图像中央一小块区域的距离,一旦发现障碍物再进行全局测距,从而引导无人机向深度图中景深较远的方向飞行.这种方法实时性较强,但没有充分利用视觉避障的优势.从本质上而言,摄像头等同于一个测距传感器,虽然它拍摄到了前方场景中的全部障碍物,但由于缺少相应的算法识别,两个摄像头仅用于测量距离,并未进行目标识别,导致无人机不能实时地感知障碍物的分布情况.目前,无人机避障技术的研究重点为测距技术和避障路径规划算法,在智能感知障碍物方面尚未受到广泛关注,而图像边缘提取算法在这方面具有很大的优势.通过提取图像边缘信息准确地获取障碍物的大小、形状及方位,再辅以一定的测距手段,即可为避障路径规划算法提供可靠的判断依据.

高实时性的图像边缘提取算法主要利用 Sobel 算子、Laplace 算子、Canny 算子等检测算子^[4-7]来提取边缘特征.这些检测算子,具有计算量小、计算速度快的优点,实时性很强,但对光照和噪声比较敏感,在光照条件较差和有噪声污染的情况下对图像边缘的检测效果较差.

除了检测算子之外,模糊集理论也可用于图像边缘提取^[8-11].然而,该方法在带来良好的边缘提取效果的同时需要耗费大量的计算时间,难以应用于无人机避障的高实时性场景.本文提出一种基于 HSV (Hue, Saturation, Value) 颜色空间的快速边缘提取算法,通过模糊集理论改进局部二值模式(LBP)算子对像素点局部纹理特征的描述,并用 Hausdorff 距离确定边缘点,最后用矩形框圈出障碍物轮廓.在保证边缘提取效果良好的同时提高实时性,并增强了无人机障碍物检测的能力.

1 改进型 LBP 算子

障碍物检测的第一步是提取图像边缘信息,运用数学方法描述具有边缘特征的像素点.图 1 所示

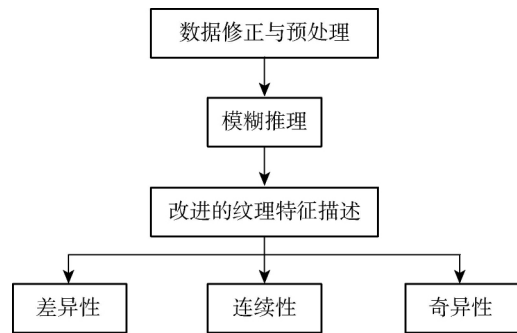


图 1 I-LBP 算子整体结构

Fig. 1 Structure of the I-LBP operator

为改进型 LBP(I-LBP)算子的整体结构.

I-LBP 算子处理的基础数据是 HSV 颜色空间^[12-13]中的色相值数据,而非经典 LBP 算子处理的是灰度值数据.为了便于模糊推理,首先需要进行数据修正与预处理.然后,通过模糊推理得到改进的纹理特征描述,由于该特征为 8 维向量,为了便于之后利用 Hausdorff 距离确定边缘特征,需要将其降维成 3 维向量(每一维分别表示色相值的差异性、连续性和奇异性).

1.1 数据修正与预处理

LBP 算子^[14-15]的计算公式为

$$\text{LBP}(x_I, y_I) = \sum_{k=0}^{p-1} 2^k s(i_k - i_I) \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\text{LBP}(x_I, y_I)$ 为像素点 I 的 LBP 码; $s(x)$ 为符号函数; i_I 为像素点 I 的灰度值; i_k 为像素点 I 在 p 个连通区域中像素点 k 的灰度值,如在 8 连通区域中, $p=8$,从左上角按顺时针方向依次为 $i_0 \sim i_7$.

虽然 LBP 算子可以很好地描述图像的局部纹理特征,但简单的二值化处理会导致图像信息的缺失.传统的 LBP 算子只能获取 8 连通区域中 i_k 与 i_I 的大小关系,而无法获取 i_k 与 i_I 的量化差异大小.基于 LBP 算子,将计算灰度值改为计算色相值,并对简单的二值化处理进行扩展,将 LBP 算子中仅表示色相值大小关系的 1 和 0 转换为用于量化色相值差异大小的 $[0, 10]$ 区间内的数据.

受噪声污染的 HSV 图像局部细节图如图 2 所示.将像素点 1 记为一般点,即没有被噪声污染,也不是图像中的边缘像素点;将像素点 2 记为边缘点,它是图像中具有边缘特征的像素点;将像素点 3 记为噪声点,表明该像素点受到了噪声污染.

令 $d_k = |h_k - h_I|$ ($k = 0, 1, \dots, p-1$), d_k 为像素点 I 周围 8 连通区域中像素点 k 的色相值, h_I 为像

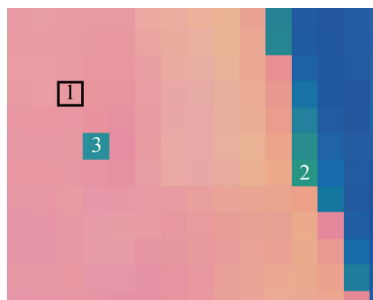


图 2 图像局部细节图

Fig. 2 Local details of the image

素点 I 的色相值. 若像素点 I 为一般点, 则 d_k 均较小; 若 I 为边缘点, 则约有 $1/2$ 的 d_k 较大; 若 I 为噪声点, 则 d_k 均较大.

为了减小噪声干扰, 用像素点 I 附近的 8 连通区域对像素点的色相值进行修正. 如图 3 所示, 区域内的像素点依次编号为 $0 \sim 7$.

0	1	2
7	I	3
6	5	4

图 3 像素点 I 附近 8 连通区域的像素编号Fig. 3 The numbers of the pixels within 8-connected regions near pixel I

修正算法过程如下:

(1) 计算区域内像素点 $0 \sim 7$ 及 I 的色相值均值;

(2) 求出 $d_0 \sim d_7$;

(3) 找出 $d_0 \sim d_7$ 色相值最小的像素点, 并用该像素点的色相值代替像素点 I 的色相值.

该算法的本质是提取区域内出现频率最高的色相值以达到不失真和滤波的目的. 对像素点 I 及其 8 连通区域内的每个像素点的色相值均需使用上述算法进行修正. 虽然利用区块修正的色相值在一定程度上会使边缘特征模糊化, 降低图像边缘部分的高频成分, 导致提取出的边缘粒子较粗, 但其应用于障碍物检测时, 由于最重要的指标是边缘的连续性, 故这一缺陷并不影响检测效果.

色相值的本质为色彩在色相环上的位置所成的角度, 即 $[0^\circ, 360^\circ]$. 色相之间的差异不是简单的色相值相减, 而是在色相环上由一个色相变为另一个色相所需要的最小角度, 故色相之间的最大差异实际为 180° , 例如: 0° 和 200° 的差异为 160° 而不是 200° . 所以, d_k 用于表示色相差异大小时要进行预处理, 其计算公式可表示为

$$d_k = \begin{cases} d_k, & d_k \leq 180^\circ \\ 360 - d_k, & d_k > 180^\circ \end{cases} \quad (3)$$

1.2 模糊推理系统

I-LBP 算子的目的在于将 $[0^\circ, 180^\circ]$ 的色相值差异转化为视觉上的“大”与“小”, 由于直接进行线性转化无法达到计算目的, 所以本文设计了模糊推理系统来实现这一转化. 模糊推理系统的输入为色相值之差, 输出为色相值差异的“大”与“小”. 每个像素点 I 对应 8 个差值 d_k , 将其整理为一个统一的 8 维向量 $D_{in} = [d_0 \ d_1 \ \dots \ d_7]$, 每个像素点 I 经过模糊推理系统之后也可以得到一个 8 维向量 $D_{out} = [d'_0 \ d'_1 \ \dots \ d'_7]$.

采用模糊推理中的 if-then-else 机制设定以下 4 条规则. 其中: PB 代表大; PM 代表中; PMB 代表偏大; PS 代表小. 输入 D_{in} 的论域为 $[0^\circ, 180^\circ]$, 输出 D_{out} 的论域为 $[0, 10]$.

规则 1 如果 D_{in} 为 PB, 则 D_{out} 为 PB.

规则 2 如果 D_{in} 为 PM, 则 D_{out} 为 PM.

规则 3 如果 D_{in} 为 PMB, 则 D_{out} 为 PMB.

规则 4 如果 D_{in} 为 PS, 则 D_{out} 为 PS.

隶属度函数使用梯形隶属函数, 其表达式为

$$Y(X; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & X \leq a \\ (X - a) / (b - a), & a < X \leq b \\ 1, & b < X \leq c \\ (d - X) / (d - c), & c < X \leq d \\ 0, & d < X \end{cases} \quad (4)$$

式中: Y 为输出; X 为输入; a, b, c, d 为常数, 且满足 $a \leq b \leq c \leq d$. 通过选取合适的数值, D_{in} 和 D_{out} 的隶属度函数 (μ_X, μ_Y) 分别如图 4 所示. 常数 a, b, c, d 的取值如表 1 所示.

根据模糊推理的 4 条规则以及输入输出各自的隶属度函数, 可以得出输入输出曲线, 如图 5 所示.

表 1 不同输入输出的常数取值

Tab. 1 The values of the constants with different inputs and outputs

输入输出项目	a	b	c	d
输入	PS	0	0	5
	PM	5	15	35
	PMB	35	45	75
	PB	75	85	180
输出	PS	0	0	1
	PM	1.5	2.5	4
	PMB	4	5	6.5
	PB	6	8	10

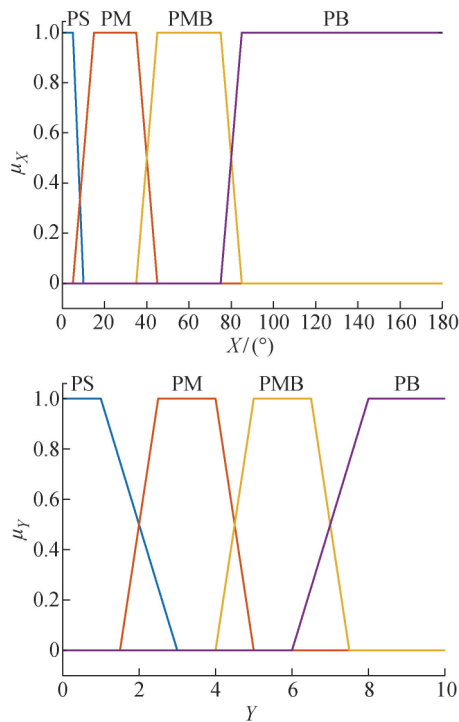


图 4 输入输出的隶属度曲线

Fig. 4 The membership curves of different inputs and outputs

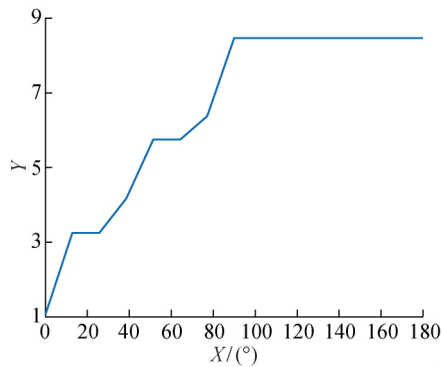


图 5 输入输出曲线

Fig. 5 Function curve of input and output

由于输入输出曲线可以近似为分段函数, 所以将模糊推理系统得出的输入输出曲线以分段函数的形式来拟合可以极大地减小计算量, 提高系统的实时性. 拟合后的分段函数表达式为

$$y' = \begin{cases} 0.17x' + 1.056, & 0^\circ \leq x' \leq 12^\circ \\ 3.25, & 12^\circ < x' \leq 25^\circ \\ 0.072x' + 1.40, & 25^\circ < x' \leq 38^\circ \\ 0.123x' - 0.571, & 38^\circ < x' \leq 51^\circ \\ 5.75, & 51^\circ < x' \leq 64^\circ \\ 0.049x' + 2.613, & 64^\circ < x' \leq 77^\circ \\ 0.163x' - 6.197, & 77^\circ < x' \leq 90^\circ \\ 8.47, & 90^\circ < x' \leq 180^\circ \end{cases} \quad (5)$$

1.3 样本降维

每个像素点的 LBP 特征经过模糊推理系统后可以转换为一个 8 维向量 D_{out} , 但过高的维数会增加计算量. 因此, 在确定边缘特征前, 先要对图像中存在的大量数据样本进行降维.

定义: 当数据样本降维为 3 维向量时, 记为 V . 样本 V 的第 1 维数据表征 8 连通区域中色相值的差异性. D_{out} 中的每一维代表色相值的差异大小, 将 D_{out} 中每一个值的和作为 V 的第 1 维数据. 该维数据的值越大, 表征 D_{out} 中差异较大的色相值越多. 第 1 维数据中数值最大的是噪声点, 数值较大的是边缘点, 数值较小的是一般点. 通常认为若一个像素点是边缘点, 那么这个点经过模糊推理得到的 8 维输出向量 D_{out} 中, 有 4 个数值较大, 理论上 D_{out} 中较大的数值为 5, 一共 4 个, 合计为 20. 然而, 仅仅靠这一数据得出的结果可靠性较差, 基于 8 连通区域中像素点之间的分布特征, 分别加入第 2 维和第 3 维数据来提高算子的可靠性.

样本 V 的第 2 维数据表征 8 连通区域中色相值分布的连续性. 如图 6 所示为一个附近被噪声污染的一般点 I , 其色相值为 98, 该点的色相值与 8 连通区域内的大多数点相似, 却有 2 个离散点的色相值明显不同 (色相值为 20 的 2 个像素点), 表明这 2 个点受到了噪声污染. 在这种情况下, 该点 V 的第 1 维数据较大, 存在被误判为边缘点的风险. 所以, 将 8 维向量 D_{out} 中每一个数值 d'_k 与其相邻数值 d'_{k+1} 做对比, 得到 d'_k 的连续性指标

$$L(k) = \begin{cases} 1, & |d'_k - d'_{k+1}| \geq 2 \\ 0, & |d'_k - d'_{k+1}| < 2 \end{cases} \quad (6)$$

$$k = 0, 1, \dots, 6$$

$$L(k) = \begin{cases} 1, & |d'_k - d'_0| \geq 2 \\ 0, & |d'_k - d'_0| < 2 \end{cases} \quad (7)$$

$$k = 7$$

当 $k=7$ 时, 将式 (6) 中的 d'_{k+1} 替换为 d'_0 得到式 (7). 这样可以兼顾首尾, 保证算子的旋转不变性. 将每一个 d'_k 的连续性指标相加, 可以得到 V 的第 2 维数据. 如果是真正的边缘点, V 的第 2 维数据取值大约为

95	20	100
100	I	98
20	98	97

图 6 仅使用第 1 维数据会被误判的一般点

Fig. 6 The general point misjudged by only the first dimension

2;如果是附近受噪声污染的一般点, V 的第 2 维数据取值将大于 4.

样本 V 的第 3 维数据表征 8 连通区域中色相值分布的奇异性.如图 7 所示为一个附近被噪声污染的一般点 I ,其色相值为 15,由于噪声污染严重,会导致 V 的第 1 维数据较大,同时第 2 维数据的连续性指标也为 2,依旧存在被误判为边缘点的风险.故将 8 维向量中每一个数值 d'_k 与均值 d'_m 做对比,得到 d'_k 的奇异性指标

$$S(k) = \begin{cases} 1, & d'_k - d'_m \geq 0 \\ -1, & d'_k - d'_m < 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$k = 0, 1, \dots, 7$$

$$d'_m = \frac{1}{8} \sum_{k=0}^7 d'_k \quad (9)$$

15	180	15
15	I	15
14	15	14

图 7 仅使用第 1 和第 2 维数据会被误判的一般点
附近被噪声污染的一般点

Fig. 7 The general point misjudged by the first and second dimension

将每一个 d'_k 的奇异性指标相加后取绝对值,可以得到样本 V 的第 3 维数据.如果是真正的边缘点, V 的第 3 维数据取值大约为 0;如果是附近受噪声污染的一般点, V 的第 3 维数据取值大约为 5~7.

I-LBP 算子的 LBP 特征将传统的 LBP 算子计算结果(0~255 之间的数字)由 1 维值改进为 3 维向量 V ,且具备旋转不变性,可以识别不同方向的边缘特征.结合上述对 V 的每一维数据的分析,理论上 3 维向量 $V=[20 \ 2 \ 0]$.

2 利用 Hausdorff 距离确定边缘

为了确定哪些特征属于边缘特征,本文利用 Hausdorff 距离对图像像素点的 LBP 特征与边缘 LBP 特征进行匹配.

2.1 边缘 LBP 特征确定

模糊 C 均值(FCM)是一种典型的无监督模糊聚类算法.在样本的分类过程中不需要人为干预,且在化分多类目标方面具有明显的优势^[16].

为了使 FCM 算法适合本文的数据样本,将样本 V 的第 2 维和第 3 维数据的权重设为 10,以使 3 维数据处于同一数量级,从而增加区分度.通过 FCM 算法分类,最终确定的边缘 LBP 特征为[19.32

24.36 1.41].该特征基本符合上述理论分析.

2.2 利用 Hausdorff 距离确定边缘点

Hausdorff 距离描述的是 2 个点集的相似性.

设有 2 个点集 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 和 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_J\}$, A 和 B 之间的 Hausdorff 距离^[17-18]表达式为

$$H = \max\{h(A, B), h(B, A)\} \quad (10)$$

$$h(A, B) = \max_{a_n \in A} \min_{b_j \in B} \|a_n - b_j\|$$

$$h(B, A) = \max_{b_j \in B} \min_{a_n \in A} \|b_j - a_n\|$$

式中: $\|\cdot\|$ 为距离范数.在 Euclidean 空间中,点集 A 和 B 可以看成 2 个图形轮廓, Hausdorff 距离则度量了 2 个轮廓间的最大不匹配度.

借鉴 Hausdorff 距离的定义,将 Hausdorff 距离对于空间中轮廓间的度量转化为对于空间中像素点之间的度量.数据集 A 为图像中像素点的 LBP 特征集合,集合中的每个元素均为 3 维向量,数据集 A 代表 3 维空间中的一个点集;数据集 B 为边缘 LBP 特征,仅包含 1 个元素,代表 3 维空间中的一个固定点.选取阈值为 15,将点集 A 中 Hausdorff 距离 $H < 15$ 的点筛选出来作为边缘点.为了方便后续的框选障碍物轮廓步骤,新生成 1 幅二值图像供框选算法处理,二值图像与原图像大小相同,所有像素点的值初始化为 0.每找到 1 个边缘点,就将二值图像中相应位置的值修改为 1.

3 框选障碍物轮廓

经过边缘提取的障碍物轮廓往往是不规则的图形,选取矩形框圈选障碍物轮廓,得到其在图像中的位置和大小信息.框选算法过程如下:

(1) 以图像左上角作为图像坐标原点,宽度方向为 x 轴,高度方向为 y 轴.

(2) 提取一个轮廓中坐标的最大、最小值 x_{\max} , x_{\min} , y_{\max} , y_{\min} .如果轮廓位于图像边界且被边界切断,则将图像边界视为该轮廓的一部分.

(3) 将 (x_{\min}, y_{\min}) 和 (x_{\max}, y_{\max}) 2 个点作为矩形的对角点,则矩形可被唯一确定为包含障碍物轮廓的最小矩形.同时,计算矩形的宽度 $W_r = x_{\max} - x_{\min}$,高度 $H_r = y_{\max} - y_{\min}$ 以及面积 $S_r = W_r H_r$.

(4) 不保存面积过小的矩形数据,认为该矩形是检测过程中出现的误检或是距离特别远的物体,故无需考虑.

(5) 重复步骤(2)~(4),找出下一个矩形,并判断该矩形是否被之前找出的矩形所包含,互相包含的矩形只保留面积最大的矩形,即仅提取最大面积的外轮廓.

(6) 重复步骤(5),直至所有矩形都被找到。

基于轮廓框选障碍物,与目标跟踪不同,避障时不对特定的障碍物进行跟踪,而是将出现在图像中的物体均视为障碍物,因此没有严格的前景和背景之分。当无人机飞行速度变化较大、图像变化不稳定时,一旦检测到前方有距离较近的障碍物(使用超声波、毫米波雷达或双目摄像头辅助测距),避障算法会控制无人机进入避障模式,根据当前的障碍物分布情况规划避障路径,使无人机飞行进入稳定状态。此时的图像变化及障碍物检测情况均不会发生太大

的变化。

4 仿真实验验证

在 MATLAB r2017a 平台上对算法进行仿真实验验证。PC 机 CPU 为 i5-4430@3.0GHz,内存为 8 GB。

以分辨率为 512 像素 \times 512 像素的 Lena 图像作为实验对象,加入密度为 0.01 的椒盐噪声。I-LBP 算子与 Sobel 算子、Roberts 算子、Laplace 算子和 Canny 算子的检测效果对比如图 8 所示。

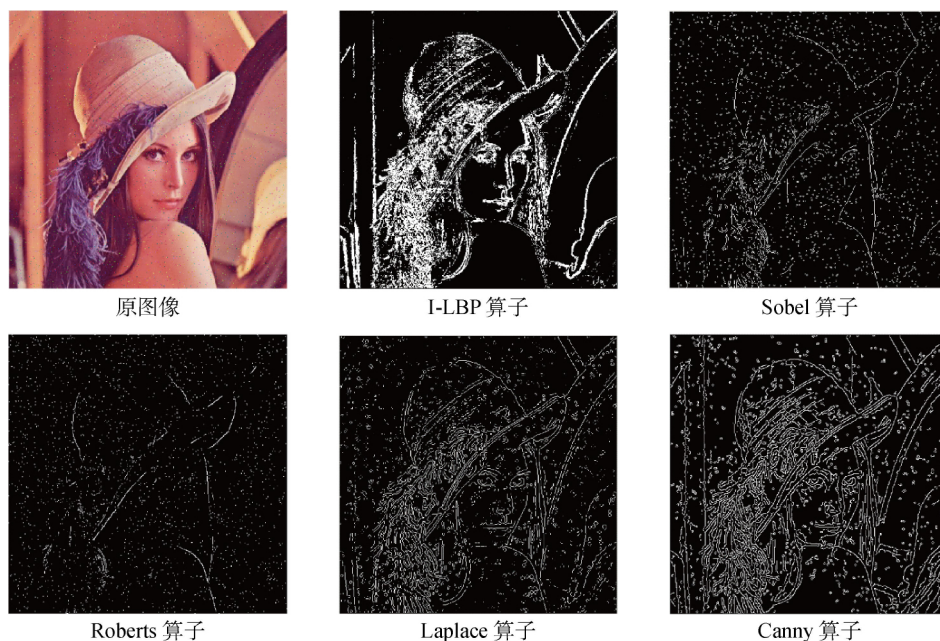


图 8 I-LBP 算子与其他算子的检测结果对比

Fig. 8 Comparison of I-LBP operator with other operators

由图 8 可知:I-LBP 算子对噪声的抑制能力更强;Laplace 算子和 Canny 算子对噪声的抑制能力最差;Sobel 算子和 Roberts 算子具有一定的噪声抑制能力,然而其边缘信息提取不完整。

在傍晚光照条件较差的情况下,拍摄 1 张分辨率为 720 像素 \times 540 像素的石碑图片。I-LBP 算子与 Sobel 算子、Roberts 算子、Laplace 算子和 Canny 算子的检测效果对比如图 9 所示。

由图 9 可见:在光照条件较差的情况下,I-LBP 算子的检测效果较好;Sobel 算子、Roberts 算子检测效果类似,只能检测出图中最为明显的 3 个目标,且轮廓断裂较严重;Laplace 算子和 Canny 算子噪声太多,无法顺利提取轮廓。此外,I-LBP 算子还具有较高的实时性,处理分辨率为 720 像素 \times 540 像素的图片平均耗时 100 ms,可以满足无人机避障的实时性要求。

使用结构相似性(SSIM)指标对边缘信息的提取效果进行量化,其量化指标对比结果如表 2 所示。由表 2 可知,I-LBP 算子的 SSIM 指标优于其他算子。另外,当图像加噪后,I-LBP 算子的 SSIM 指标降低幅度最小,所以,I-LBP 算子具有良好的稳健性。

I-LBP 算子对部分典型场景的障碍物框选实验如图 10 所示。前两幅图为在正常光照下拍摄的场

表 2 不同算法检测结果的相似性指标

Tab. 2 SSIM of different algorithms

图像	SSIM				
	Sobel	Roberts	Laplace	Canny	I-LBP
Lena 加噪	0.097 7	0.090 0	0.162 1	0.222 9	0.307 4
Lena	0.139 9	0.112 6	0.212 4	0.288 3	0.315 2
石碑加噪	0.069 4	0.063 1	0.157 1	0.198 9	0.281 5
石碑	0.107 8	0.086 8	0.195 8	0.243 7	0.291 1

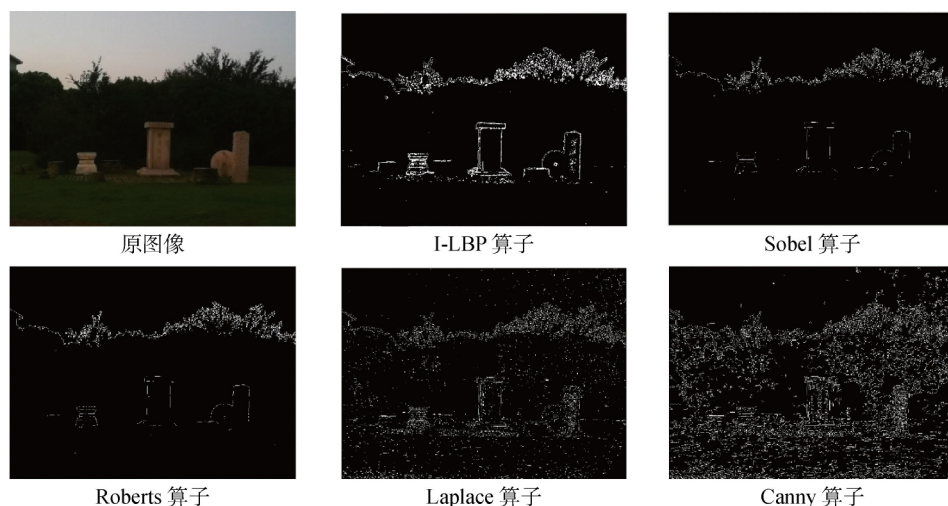


图 9 光照条件较差时 I-LBP 算子与其他算子的检测结果对比

Fig. 9 Comparison of I-LBP operator with other operators under extreme illumination conditions

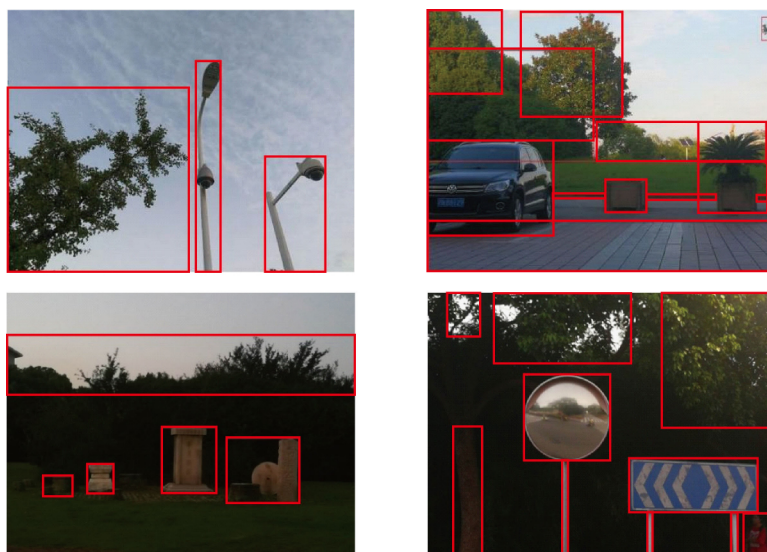


图 10 障碍物框选效果

Fig. 10 Results of obstacle selection

景,后两幅为在傍晚弱光照条件下拍摄的场景,图片分辨率为 $720 \text{ 像素} \times 540 \text{ 像素}$.由图 10 可见:I-LBP 算子可以在正常光照条件下识别出图中的全部障碍物;在光照条件较差的傍晚也可以识别出绝大多数的障碍物.以 I-LBP 算子为基础的边缘提取算法可以为障碍物框选提供重要依据,达到无人机避障对障碍物的高实时性检测要求.

5 结语

本文提出了一种基于 HSV 颜色空间的快速边缘提取算法,用模糊集理论改进 LBP 算子对像素点局部纹理特征的描述;用 Hausdorff 距离确定边缘点;用矩形框圈选障碍物轮廓. I-LBP 算子可以在光

照条件较差和高噪声污染的环境下,提取边缘信息,且具有较高的稳健性,可以有效地提升无人机避障系统对于光照条件的适应性,同时降低摄像头成本.此外, I-LBP 算子还具有较高的实时性,处理分辨率为 $720 \text{ 像素} \times 540 \text{ 像素}$ 的图片平均耗时 100 ms ,可以满足无人机避障的实时性要求.

I-LBP 算子所提取的图像边缘连续性较好,但边缘粒子较粗.为提高 I-LBP 算子的适用范围,在今后的工作中将进一步研究边缘信息的细化问题.

参考文献:

- [1] KOWNACKI C. A concept of laser scanner designed to realize 3D obstacle avoidance for a fixed-wing UAV

- [J]. *Robotica*, 2016, 34(2): 243-257.
- [2] CIEŚLUK J, GOSIEWSKI Z. A stereovision system for real time obstacle avoidance by unmanned aerial vehicle[J]. *Solid State Phenomena*, 2013, 198: 159-164.
- [3] 史浩明. 基于嵌入式平台的无人机视觉跟踪避障方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016.
SHI Haoming. Development of UAV's visual tracking obstacle avoidance method based on embedded platform[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.
- [4] 蒋华军, 蔡艳, 李超豪, 等. 基于改进 Sobel 算法的焊缝 X 射线图像气孔识别方法[J]. 上海交通大学学报, 2017, 51(6): 665-671.
JIANG Huajun, CAI Yan, LI Chaohao, *et al.* Recognition method for gas pores on X-ray image of lap joints based on the improved Sobel algorithm[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2017, 51(6): 665-671.
- [5] 李忠海, 金海洋, 邢晓红. 整数阶滤波的分数阶 Sobel 算子的边缘检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(4): 179-184.
LI Zhonghai, JIN Haiyang, XING Xiaohong. Edge detection algorithm of fractional order Sobel operator for integer order differential filtering[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(4): 179-184.
- [6] 刘必罡, 杨永红. Laplace-Gaussian 滤波算子在指纹增强中的应用[J]. 电子设计工程, 2016, 24(23): 149-152.
LIU Bigang, YANG Yonghong. Laplace-Gaussian filter operator in the fingerprint enhancement[J]. *Electronic Design Engineering*, 2016, 24(23): 149-152.
- [7] 刘克平, 李西卫, 隋吉雷, 等. 基于改进 Canny 算法的工件边缘检测方法[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2017, 42(6): 2022-2029.
LIU Keping, LI Xiwei, SUI Jilei, *et al.* Workpiece edge detection method based on improved Canny algorithm[J]. *Journal of Guangxi University (Natural Science Edition)*, 2017, 42(6): 2022-2029.
- [8] 黄海龙, 王宏, 纪俐. 基于局部模糊增强的顺序形态学边缘检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(11): 2608-2614.
HUANG Hailong, WANG Hong, Ji Li. Order morphology edge detection algorithm based on partial fuzzy enhancement[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(11): 2608-2614.
- [9] RATHORE S, SHARMA P K, SANGAIAH A K, *et al.* A hesitant fuzzy based security approach for fog and mobile-edge computing[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 688-701.
- [10] YIN W, CHENG X S, CUI H H, *et al.* Adaptive and accurate color edge extraction method for one-shot shape acquisition[J]. *Optical Engineering*, 2016, 55(9): 094104.
- [11] VERMA O P, PARIHAR A S. An optimal fuzzy system for edge detection in color images using bacterial foraging algorithm[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2017, 25(1): 114-127.
- [12] ZOTIN A. Fast algorithm of image enhancement based on multi-scale retinex[J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 131: 6-14.
- [13] KRUSE A W, ALENIN A S, VAUGHN I J, *et al.* Perceptually uniform color space for visualizing trivariate linear polarization imaging data[J]. *Optics Letters*, 2018, 43(11): 2426-2429.
- [14] ZHANG G, SU G D, CHEN J S, *et al.* Local information enhanced LBP[J]. *Journal of Central South University*, 2013, 20(11): 3150-3155.
- [15] CHEN L, WANG J J, SUN B. Facial expression recognition based on the Q-shift DT-CWT and rotation invariant LBP[J]. *Journal of Donghua University (English Edition)*, 2012, 29(1): 71-75.
- [16] BEZDEK J C, EHRlich R, FULL W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm[J]. *Computers & Geosciences*, 1984, 10(2/3): 191-203.
- [17] 衡德正, 羊军, 李志敏, 等. 基于 Frenet 标架的车门匹配[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(3): 318-323.
HENG Dezheng, YANG Jun, LI Zhimin, *et al.* Automobile door fitting based on Frenet frame[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2018, 52(3): 318-323.
- [18] AMERI M R, STAUFFER M, RIESEN K, *et al.* Graph-based keyword spotting in historical manuscripts using Hausdorff edit distance[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2019, 121: 61-67.

(本文编辑:石易文)