

# 无人机视觉下基于改进 OTSU 的负障碍物检测

付浩龙 赵津 席阿行 刘东杰 刘子豪

(贵州大学机械工程学院 贵州 贵阳 550025)

**摘要** 基于无人车的传统负障碍物检测方法因观测角度有限导致检测速度较慢。针对该问题,提出一种无人机视觉下基于改进 OTSU 的负障碍物检测方法。使用无人机从较高视野位置增加观测角度并获取负障碍物图像;利用图像方差与权重系数对 OTSU 算法进行改进,获取图像分割的最佳结果,从而得到准确的负障碍物区域。实验结果表明,与传统的 OTSU 算法以及其他改进算法相比,该方法能获得更好的图像分割结果,为负障碍物区域定位提供良好的基础。

**关键词** 负障碍物检测 改进 OTSU 无人机视觉 图像分割

中图分类号 TP273 文献标志码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.09.018

## NEGATIVE OBSTACLE DETECTION BASED ON IMPROVED OTSU IN UAV VISION

Fu Haolong Zhao Jin Xi Axing Liu Dongjie Liu Zihao

(School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, Guizhou, China)

**Abstract** Due to the limited observation angle, the traditional negative obstacle detection method based on unmanned vehicles has a slow detection speed. Aiming at this problem, we propose a negative obstacle detection method based on improved OTSU under UAV (Unmanned Aerial Vehicle) vision. The UAV was used to increase the observation angle from a higher field of view and obtain a negative obstacle image; the OTSU algorithm was improved by using image variance and weight coefficient, and the best result of image segmentation was obtained to get the accurate negative obstacle area. It was compared with the traditional OTSU algorithm and some other modified OTSU algorithms. The experimental results and data show that this method can obtain better image segmentation and provide a good basis for the negative obstacle area location.

**Keywords** Negative obstacle detection Improved OTSU UAV vision Image segmentation

## 0 引言

障碍物分为正障碍物和负障碍物,负障碍物具有较高的隐蔽性与危险性,容易导致无人车辆翻滚、倾覆,但针对负障碍物检测的相关研究较少。现有研究大多为基于无人车平台搭载不同传感器并结合相应识别算法进行负障碍物检测的方法。然而,受无人车平台观测高度的影响,负障碍物的观测角度随车辆与其距离的增加而急剧减小。Wang 等<sup>[1]</sup>结合阴影特征和

边缘散射特征,提出了一种无监督的正、负障碍物区分检测方法;刘家银等<sup>[2]</sup>提出了一种基于多激光雷达与组合特征的非结构化环境负障碍物检测方法;Larson 等<sup>[3]</sup>提出了一种名为 Negative Obstacle DetectorR (NO-DR)的支持向量机的负障碍物检测方法;Karunasekera 等<sup>[4]</sup>提出了一种利用视差图检测负障碍物的方法,并利用车载视觉传感器开展了实验。但上述方法均未解决无人车观测角度受限的问题。本文针对该问题,提出了一种利用无人机广阔视野在较大范围内对地面负障碍物进行检测的方法,利用图像分割技术确认负障

碍物区域,并为后续的负障碍物定位提供基础。

基于最大类间方差的 OTSU 算法因其良好的分割效果在图像分割以及相关的图像处理领域广泛应用<sup>[5]</sup>。但是 OTSU 算法具有一定的局限性,比如对于灰度直方图不具备明显双峰特点的图像,因目标像素比例过小、直方图中存在大范围波谷等原因,往往无法进行较为准确的分割<sup>[6]</sup>。因此,为增强 OTSU 算法的阈值分割适应性,相关学者对其做了许多优化与改进<sup>[7-9]</sup>。马天兵等<sup>[10]</sup>将阈值与邻近波峰之间灰度值的差值及二者像素数量之和在总体中的比例共同作为权重改进 OTSU 算法,避免了背景像素对阈值选取的影响。Fan 等<sup>[11]</sup>考虑目标与背景的二阶矩,将阈值邻域灰度值的所有像素的分布概率作为权重改进 OTSU 算法,在目标与背景方差差距较大的图像上获得较好的分割效果。申铨京等<sup>[12]</sup>在上述基础上,考虑波谷与邻近波峰的相对高度差,并将其作为权重加入方差求解公式中,进一步突出了波谷。

本文在分析传统 OTSU 与其他改进 OTSU 算法原理的基础上,结合负障碍物区域内灰度值较低、灰度变化较小的特点,提出了一种适应负障碍物检测的改进 OTSU 算法。算法用图像的方差信息代替均值信息并将阈值邻近灰度的所有像素的分布概率作为权重,来确定最佳的分割阈值,实现准确的负障碍物图像分割。

## 1 负障碍物检测示意

基于无人车的负障碍物检测示意图如图 1 所示,其检测原理符合  $\tan\alpha = d/(R+w)$ ,  $\tan(\alpha + \theta) = d/R$ 。根据相似三角形原理  $h = dw/R$ ,因为  $R \gg d$ ,故满足  $\alpha \approx d/(R+w)$ ,  $\alpha + \theta \approx (d+h)/(R+w)$ ,进而可知:

$$\theta \approx \frac{dw}{R(R+w)} \quad (1)$$

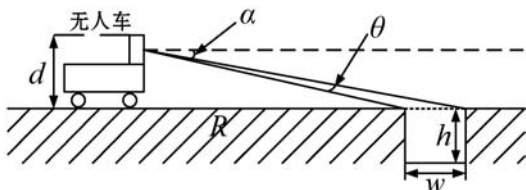


图 1 基于无人车的负障碍物检测

在较远距离时,受无人车高度  $d$  的限制,其观测角度  $\theta$  随距离  $R$  的增大而急剧减小,因此很难检测到负障碍物。

基于无人机的负障碍物检测示意图如图 2 所示。针对无人车负障碍检测过程中视角受限问题,本文提出了一种基于无人机视觉的负障碍物检测方法。该方法在无人机处于悬停状态时利用固定于无人机底部的

摄像机进行近似垂直角度拍摄以获取负障碍物图像。其检测原理为:  $\tan\beta = S/H$ ,  $\tan(\beta + \theta_a) = (S+w)/H$ ,因  $H \gg S$ ,  $\beta + \theta_a \approx (S+w)/H$ ,故  $\beta \approx S/H$ 。由此可得:

$$\theta_a \approx \frac{w}{H} \quad (2)$$

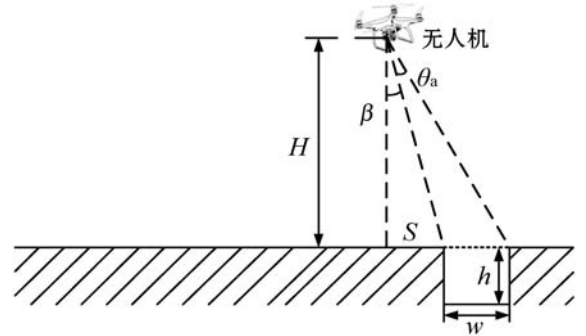


图 2 基于无人机的负障碍物检测

对比式(1)、式(2):对于同一负障碍物,当无人车距离  $R$  与无人机高度  $H$  近似时  $\theta$  正比于  $1/R^2$ ,  $\theta_a$  正比于  $1/H$ ,无人机获得的有效观测角度远大于无人车。因此利用无人机的高度优势,从较高视野获取负障碍物的图像信息并进行检测,能有效解决传统方法无法在较远处检测负障碍物的问题,提升负障碍物的检测速度。

## 2 负障碍物图像分割

### 2.1 HSV 空间转换

无人机搭载的视觉传感器极易受到光线变化的影响,导致获取的环境图像质量降低,而采用转化 HSV 色彩空间模型的方法可以有效减少光线变化对其造成的影响<sup>[13]</sup>。无人机获取的简单、复杂两种环境下的负障碍物图像如图 3 所示,其中:(a)、(c)为原图,对应 V 通道分量图为(b)、(d)。

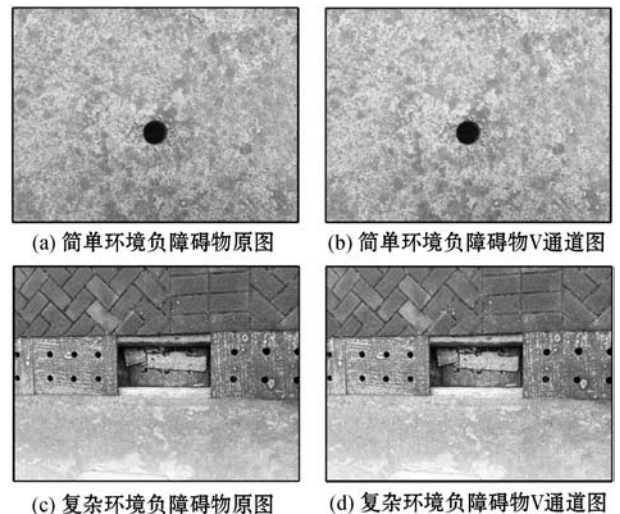


图 3 典型负障碍物图像

## 2.2 图像分割

阈值分割作为图像分割的一种,具有计算简单、运算速度快、效率高的特点,能有效提高图像识别的效率与准确性。

### 2.2.1 传统的 OTSU 算法

OTSU 算法将图像根据阈值分为目标与背景两部分,通过计算最大间类方差区分目标与背景,使得两类像素之间区分度最大,从而获得最佳阈值。

对于图像  $I(x, y)$ , 假设图像大小为  $M \times N$ , 目标和背景的分割阈值记作  $T$ , 图像中像素的灰度值小于等于阈值  $T$  的像素个数为  $N_0$ , 大于阈值  $T$  的像素个数为  $N_1$ 。属于目标的像素点数占整幅图像的比例记为  $\omega_0$ , 平均灰度为  $\mu_0$ ; 背景像素点数占整幅图像的比例为  $\omega_1$ , 平均灰度为  $\mu_1$ ; 整幅图像的平均灰度记为  $\mu$ , 类间方差记为  $g$ 。那么:

$$\omega_0 = N_0 / (M \times N) \quad (3)$$

$$\omega_1 = N_1 / (M \times N) \quad (4)$$

$$N_0 + N_1 = M \times N \quad (5)$$

$$\omega_0 + \omega_1 = 1 \quad (6)$$

$$\mu = \omega_0 \times \mu_0 + \omega_1 \times \mu_1 \quad (7)$$

$$g = \omega_0 (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2 \quad (8)$$

采用遍历方法获得的类间方差  $g$  的最大值, 即为所求最佳阈值  $T$ :

$$T = \text{Arg max}_{0 \leq T \leq 255} (\omega_0 (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2) \quad (9)$$

### 2.2.2 改进的 OTSU 算法

文献[11]提出一种基于权重系数的改进算法, 在传统 OTSU 的基础上, 将阈值邻域灰度值的所有像素的分布概率作为权重加入式(8)。改进后的类间方差公式为:

$$g = [1 - \bar{P}(t)] [\omega_0 (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2] \quad (10)$$

式中:  $\bar{P}(t)$  代表阈值  $T$  邻域灰度值的所有像素的分布概率。

文献[14]提出一种基于图像方差信息的改进算法, 即用图像方差信息代替式(8)中的均值信息。改进后的间类方差公式为:

$$g = \omega_0 (\sigma_1 - \sigma)^2 + \omega_1 (\sigma_2 - \sigma)^2 \quad (11)$$

式中:  $\sigma_1$ 、 $\sigma_2$ 、 $\sigma$  分别表示目标、背景以及总体的方差信息。

文献[15]提出了一种加大背景像素占整幅图像比例的改进方法。改进后的类间方差公式为:

$$g = \omega_0 (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1^{1.35} (\mu_1 - \mu)^2 \quad (12)$$

文献[12]提出了一种通过将波谷及其邻近波峰灰度值的相对频率作为权重加入式(8)的改进方法。改进后的类间方差公式为:

$$v(t) = (1 - \bar{P}(t)) \frac{2P(t)}{P_L(t) + P_R(t)} (\omega_0 (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2) \quad (13)$$

式中:  $P(t)$ 、 $P_L(t)$ 、 $P_R(t)$  分别表示阈值  $T$  与其邻近左右波峰区域的像素分布概率。

## 3 基于方差与权重的 OTSU 改进算法

负障碍物图像的图像分割难点在于其图像的灰度级多、环境信息复杂, 难以准确定位负障碍物区域。然而负障碍物的内部区域灰度值变化较小且大部分为低灰度值, 目标与背景之间的灰度值变化比较明显。但是传统的 OTSU 算法不能较好地分割出负障碍物区域。本文针对无人机获取的简单、复杂环境下两种典型负障碍物的分割结果以及负障碍物的特征提出一种基于方差与权重的 OTSU 改进算法, 使阈值向低灰度值趋近。

本文提出的改进 OTSU 算法的具体思路为: 把图像的均值信息代替为方差信息, 并将阈值邻近灰度值的所有像素的分布概率作为权重。其中, 方差是表示图像灰度分布均匀性的一种度量, 对于负障碍物图像而言, 目标内部方差变化较小, 而边界及其附近点处的方差变化较大。因此, 用方差信息代替式(8)中的均值信息对于负障碍物图像来说具有更好的自适应性。同时考虑负障碍物区域内部灰度较低的特点, 将阈值邻域灰度值所有像素的分布概率作为权重, 使阈值向低灰度区域偏移, 以此获得最佳的负障碍物图像分割阈值。

定义目标类间方差为:

$$\sigma_1 = (\mu_0 - \mu)^2 \quad (14)$$

背景类间方差为:

$$\sigma_2 = (\mu_1 - \mu)^2 \quad (15)$$

图像的总方差为:

$$\sigma = \frac{\sum_{i=0}^{255} (\mu_i - \mu)^2}{256} \quad (16)$$

本文改进后的类间方差  $g$  为:

$$g = [1 - \bar{P}(t)] [\omega_0 (\sigma_1 - \sigma)^2 + \omega_1 (\sigma_2 - \sigma)^2] \quad (17)$$

式中:  $\bar{P}(t)$  表示范围为  $(2k + 1)$  的阈值  $T$  邻域灰度值的所有像素的分布概率。

$$\bar{P}(t) = [P(t - k) + \dots + P(t - 1) + P(t) + P(t + 1) + \dots + P(t + k)] \quad (18)$$

最终, 本文算法的最佳阈值判别准则函数为:

$$T = \text{Arg max}_{0 \leq T \leq 255} ([1 - \bar{P}(t)] [\omega_0 (\sigma_1 - \sigma)^2 + \omega_1 (\sigma_2 - \sigma)^2]) \quad (19)$$

### 4 图像分割实验与负障碍物定位

采用本文算法对由无人机获取的简单、复杂两种环境下的负障碍物图像进行图像分割实验并与其他五种算法进行对比,最终根据最佳阈值分割结果进行负障碍物区域定位实验。

#### 4.1 图像分割结果

无人机获取的简单环境下的负障碍物图像具有负障碍物区域小、目标与背景灰度区分明显且二者面积相差甚远等特点。其灰度直方图及六种方法所得阈值结果如图 4 所示,其中:A、B、C、D、E 分别代表传统的 OTSU 算法、文献[11]、文献[14]、文献[15]、文献[12]提出的改进算法。可以看出,灰度区域分为一高一低两部分且两者面积区域差距很大,显然传统的 OTSU 算法不适用于该形式。

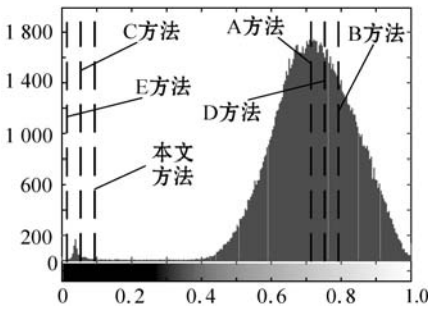


图 4 简单环境负障碍物图像灰度直方图

六种算法图像分割结果如图 5 所示。可以看出:基于传统 OTSU 算法(A 方法)获得的图像分割结果,环境噪声信息与负障碍物区域混杂,图像分割结果较差;B 方法的阈值向高灰度值趋近,不适用于目标与背景面积相差较大的负障碍物图像,无法准确分割出负障碍物区域;C 方法清晰地分割出了负障碍物区域,能较好地适应该情形的负障碍物图像;D 方法未能分割出负障碍物区域,分割结果较差;E 方法分割出了负障碍物区域,但是负障碍物区域存在虚化问题,分割结果不理想,无法为后续的定位工作提供基础;本文方法准确、清晰地分割出了负障碍物区域。

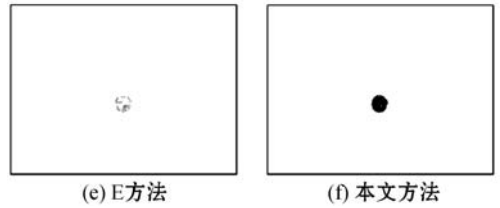
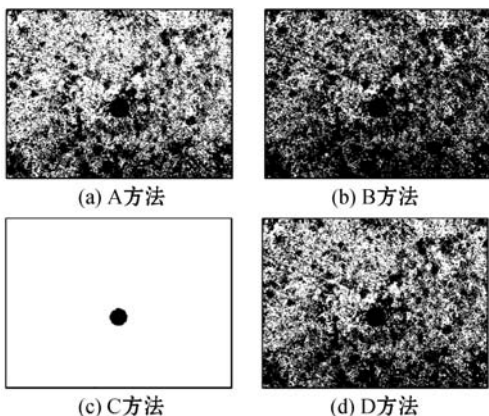


图 5 简单环境负障碍物图像分割结果对比

无人机获取的复杂环境下的负障碍物图像具有环境复杂、灰度混杂的特点。其 V 通道灰度直方图及六种方法所得阈值如图 6 所示。可以看出,该灰度直方图具有明显的双峰特征,传统的 OTSU 算法适用于该情形,但负障碍检测要求阈值向低灰度趋近以获得最佳的图像分割结果。

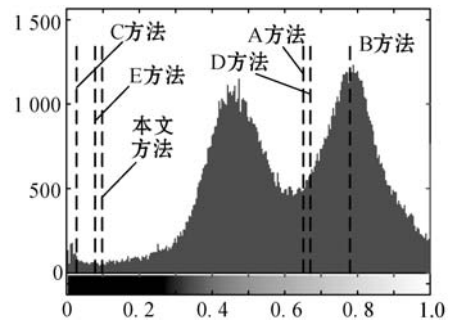


图 6 复杂环境负障碍物图像灰度直方图

六种算法得到的图像分割结果如图 7 所示。可以看出:传统 OTSU 算法(A 方法)获得的阈值分割结果显示负障碍物区域与上方环境信息混杂,图像分割结果较差;B 方法向高灰度趋近,图像分割结果不理想;C 方法虽然向低灰度值趋近,但是阈值结果过低,依旧未能成功分割出负障碍物区域;D 方法与传统 OTSU 获得的分割结果相近,均未成功分割出负障碍物区域;而 E 方法与本文方法均较清晰地分割出负障碍物区域。

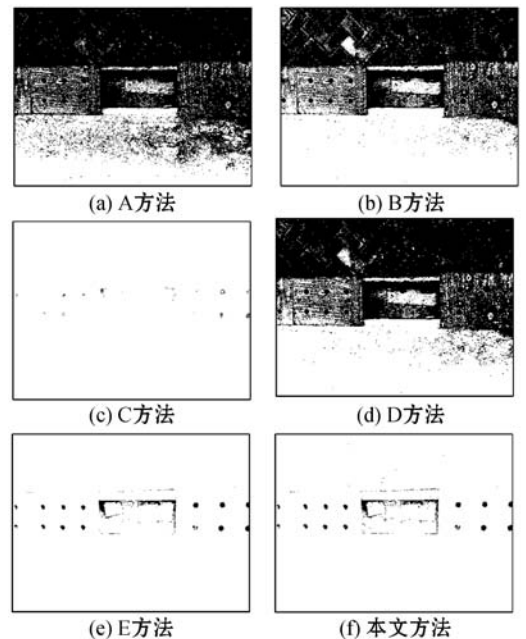


图 7 复杂环境负障碍物图像分割结果对比

由无人机获取的简单、复杂两种环境下的负障碍物图像分割结果可知 B、C、D、E 四种方法虽然都对 OTSU 算法进行了改进,但分割结果仅有 C、E 方法适用于部分情况。其中, E 方法虽然较清晰地分割出复杂环境下的负障碍物区域,但对于负障碍物与背景面积相差较大的情况,其分割结果呈现严重的虚化现象,无法为后续的图像定位工作提供基础。因此, OTSU 算法与部分改进算法无法很好地适用于负障碍物图像的分割。本文提出的基于方差与权重的改进算法清晰地分割出了无人机获取的负障碍物图像,为后续的图像定位工作提供了良好的基础。

## 4.2 障碍物图像定位

以无人机获取的复杂环境下的负障碍物图像为例进行的负障碍物定位过程如图 8 所示。先对基于本文算法得到的图像分割结果进行形态学处理,然后进行图像取反,再去除其中面积较小的连通区域,仅保留对车辆威胁较严重的大面积负障碍物区域,最终标出剩余的负障碍物区域并返回原图。

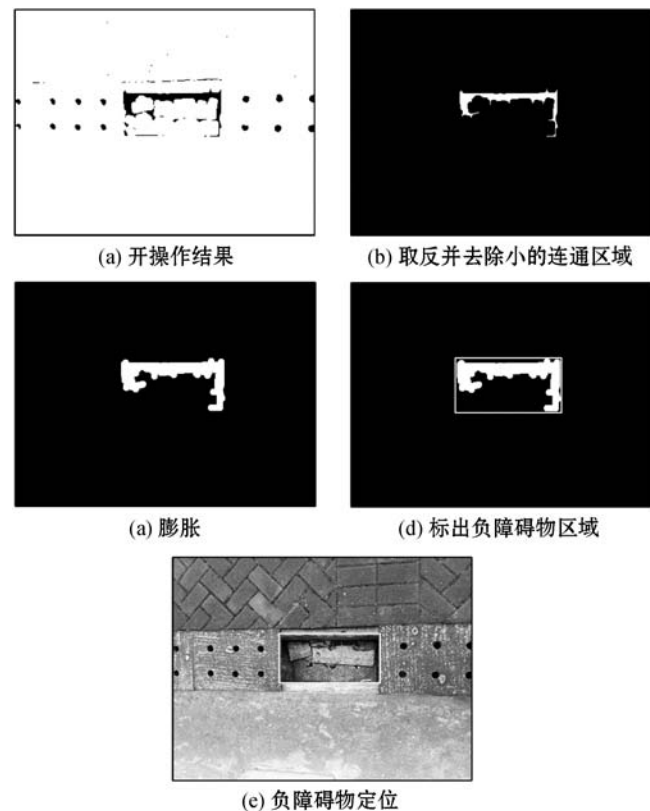


图 8 根据图像分割结果进行的负障碍物定位

根据最终的定位结果可知,由图 7(f) 提供的负障碍物图像分割结果通过一系列图像处理能准确地定位负障碍物区域。本文算法与其他五种算法对无人机获取的复杂环境下的负障碍物图像分割运行时间与阈值结果如表 1 所示。采用六种算法在包含 175 幅负障

碍物图的数据集上进行验证实验,实验准确率如表 2 所示。

表 1 复杂环境下负障碍物图像分割结果

方法	时间/s	阈值结果
A 方法	0.392	156
B 方法	0.678	185
C 方法	0.563	1
D 方法	0.468	165
E 方法	1.159	21
本文方法	0.583	22

表 2 实验准确率

方法	准确率/%
A 方法	53.7
B 方法	44.6
C 方法	66.8
D 方法	61.7
E 方法	76.6
本文方法	89.7

由图 8、表 1 及表 2 可知,本文方法具有明显优越性。即使在运行时间上本文方法用时略长,但是依旧能够满足实时性要求。就图像分割效果与准确率而言,本文充分分析传统 OTSU 算法与四种改进算法,结合权重与方差两种因素对图像分割结果的影响,有效地克服了传统 OTSU 算法较难分割出负障碍物区域的缺陷,获得了理想的负障碍物图像分割效果,完成了负障碍物区域的定位。

## 5 结 语

本文提出了一种基于无人机视觉的负障碍物检测方法。该方法有效克服了传统负障碍物检测方法无法检测较远处负障碍物的缺陷,提高了检测速率。在分析传统 OTSU 算法与其他四种改进算法原理的基础上,提出了一种基于方差与权重的 OTSU 改进算法,以此来确定负障碍物图像的最佳分割阈值。对无人机获取的简单、复杂两种环境下的负障碍物图像进行图像分割,并与其他五种算法进行对比,验证了本文方法的优越性。最终在本文方法的图像分割基础上进行了复杂环境下的负障碍物区域定位,定位结果及实验数据结果证明本文提出的改进算法是一种适应性与实时性兼顾的可靠算法,能为负障碍物检测提供准确有效的图像分割基础。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] Wang J, Song Q, Jiang Z, et al. A novel InSAR based off-road positive and negative obstacle detection technique for unmanned ground vehicle[C]//2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium(IGARSS). IEEE, 2016:1174 - 1177.
- [ 2 ] 刘家银,唐振民,王安东,等. 基于多激光雷达与组合特征的非结构化环境障碍物检测[J]. 机器人,2017,39(5):638 - 651.
- [ 3 ] Larson J, Trivedi M. Lidar based off-road negative obstacle detection and analysis[C]//2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE,2011:192 - 197.
- [ 4 ] Karunasekera H, Zhang H, Xi T, et al. Stereo vision based negative obstacle detection[C]//2017 13th IEEE International Conference on Control and Automation(ICCA). IEEE, 2017: 834 - 838.
- [ 5 ] 吴一全,孟天亮,吴诗嫻. 图像阈值分割方法研究进展 20 年(1994—2014)[J]. 数据采集与处理,2015,30(1): 1 - 23.
- [ 6 ] ElBayoumi HarbSM, Isa N A M, Salamah S A. Improved image magnification algorithm based on Otsu thresholding[J]. Computers and Electrical Engineering,2015,46:338 - 355.
- [ 7 ] Xu H, Wang Y, Wu Y, et al. Infrared and multi-type images fusion algorithm based on contrast pyramid transform [J]. Infrared Physics and Technology,2016,78:133 - 146.
- [ 8 ] 齐继阳,李金燕,陆震云,等. 改进的 Otsu 法在焊接图像分割中的应用[J]. 焊接学报,2016,37(10): 97 - 100,135.
- [ 9 ] 袁小翠,吴禄慎,陈华伟. 基于 Otsu 方法的钢轨图像分割[J]. 光学精密工程,2016,24(7):1772 - 1781.
- [ 10 ] 马天兵,刘健,杜菲,等. 基于改进 Otsu 方法的振动图像分割研究[J]. 电光与控制,2019,26(2):15 - 19,35.
- [ 11 ] Fan J L, Lei B. A modified valley-emphasis method for automatic thresholding[J]. Pattern Recognition Letters,2012,33(6):703 - 708.
- [ 12 ] 申铨京,张赫,陈海鹏,等. 快速递归多阈值分割算法[J]. 吉林大学学报(工学版),2016,46(2):528 - 534.
- [ 13 ] 周榆丰. 天车吊运系统中运动目标识别与匹配方法研究[D]. 唐山:河北联合大学,2014.
- [ 14 ] 韩青松,贾振红,杨杰,等. 基于改进的 OTSU 算法的遥感图像阈值分割[J]. 激光杂志,2010,31(6):33 - 34.
- [ 15 ] 崔长彩,王克贤,黄国钦,等. 单层钎焊金刚石砂轮表面磨粒全场快速测量[J]. 中国机械工程,2019,30(14):1639 - 1645.

(上接第 67 页)

观的性能提升,且捕捉复杂时空变化特征的能力更强,更能胜任像素级视频预测的任务。若针对任务内容对网络结构进行改进,会获得更加可观的性能提升。

此外,本文提出的网络结构依然具有改进的空间,在面对像素级预测任务时,可以加入注意力机制,在每次提取特征时都可以对不同通道加入不同的权重,以提高预测深度的效果。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] Rosenblatt F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain[J]. Psychological review, 1958, 65(6): 386.
- [ 2 ] Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278 - 2324.
- [ 3 ] Zaremba W, Sutskever I, Vinyals O. Recurrent neural network regularization[EB]. arXiv:1409.2329, 2014.
- [ 4 ] Lotter W, Kreiman G, Cox D. Deep predictive coding networks for video prediction and unsupervised learning[EB]. arXiv:1605.08104, 2016.
- [ 5 ] Kim S, Hong S, Joh M, et al. DeepRain: ConvLSTM network for precipitation prediction using multichannel radar data[EB]. arXiv:1711.02316, 2017.
- [ 6 ] Villegas R, Yang J, Hong S, et al. Decomposing motion and content for natural video sequence prediction[EB]. arXiv: 1706.08033, 2017.
- [ 7 ] Jaderberg M, Simonyan K, Zisserman A. Spatial transformer networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2015: 2017 - 2025.
- [ 8 ] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735 - 1780.
- [ 9 ] Gers F A, Schmidhuber J. Recurrent nets that time and count[C]//Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN 2000. Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium, 2000.
- [ 10 ] Huang B, Huang H, Lu H. Convolutional gated recurrent units fusion for video action recognition [C]//International Conference on Neural Information Processing, 2017.
- [ 11 ] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2017.
- [ 12 ] Li X, Orchard M T. New edge-directed interpolation[J]. IEEE transactions on image processing, 2001, 10(10): 1521 - 1527.
- [ 13 ] Srivastava N, Mansimov E, Salakhudinov R. Unsupervised learning of video representations using lstms[C]//International Conference on Machine Learning, 2015.