

多特征与边缘校正融合的天际线检测算法研究

涂兵^{1,2,3}, 张晓飞^{1,3}, 潘建武^{1,3}, 张国云^{1,2,3}, 周紫璇^{1,3}

1. 湖南理工学院 信息与通信工程学院, 湖南 岳阳 414006

2. 湖南理工学院 复杂系统优化与控制湖南省普通高等学校重点实验室, 湖南 岳阳 414006

3. 湖南理工学院 IIP 创新实验室, 湖南 岳阳 414006

摘要: 针对天际线的高鲁棒性与高准确率检测问题, 提出了一种多特征提取与边缘校正融合的天际线检测算法。采用 Gabor 纹理特征和颜色特征提取天空与非天空区域随机训练像素点的多特征值, 接着采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对多特征值训练得到分类器, 从而检测出天际线的初始坐标位置; 接着采用 Canny 算子对灰度化图像进行边缘检测, 并利用线性五邻域搜索算法对初始坐标位置进行校正, 最终得到天际线坐标位置。最后将所提算法在 Web 数据集和 Basalt Hills 数据集上进行测试, 实验结果表明: 提出的算法能有效地检测出较复杂图像场景中的天际线位置, 在一定程度上减少了图像中相关像素点的干扰, 使检测出的天际线更加平滑。

关键词: 天际线检测; 支持向量机; Canny 边缘检测; 线性五邻域搜索算法

文献标志码: A **中图分类号:** TP391.4 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1712-0107

涂兵, 张晓飞, 潘建武, 等. 多特征与边缘校正融合的天际线检测算法研究. 计算机工程与应用, 2019, 55(6): 178-185.
TU Bing, ZHANG Xiaofei, PAN Jianwu, et al. Skyline detection algorithm based on multiple feature extraction fusing edge correction. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(6): 178-185.

Skyline Detection Algorithm Based on Multiple Feature Extraction Fusing Edge Correction

TU Bing^{1,2,3}, ZHANG Xiaofei^{1,3}, PAN Jianwu^{1,3}, ZHANG Guoyun^{1,2,3}, ZHOU Zixuan^{1,3}

1. School of Information and Communication Engineering, Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang, Hunan 414006, China

2. Key Laboratory of Optimization and Control for Complex Systems, College of Hunan Province, Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang, Hunan 414006, China

3. Laboratory of Intelligent-Image Information Processing, Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang, Hunan 414006, China

Abstract: Focused on the issue of high robustness and high accuracy detection of skyline, a skyline detection algorithm based on multiple feature extraction and edge correction is proposed. The multi-eigenvalues of the training pixels randomly in sky and non-sky regions are extracted according to texture information and color information. Then, the multi-eigenvalues are used to train a classifier based on Support Vector Machine(SVM) to obtain the initial position coordinates of skyline. Next, the Canny operator method is used to detect the edge of the gray image. And the linear five neighborhood search algorithm is used to correct the position of the initial coordinate, finally skyline coordinates of original images are obtained. The proposed algorithm is tested on the Web Set and the Basalt Hills Set, the results indicate that the proposed method can effectively detect the skyline coordinates, reduce the interference of other pixels to some extent and make the skyline more smoothly.

Key words: skyline detection; Support Vector Machine(SVM); Canny edge detection; linear five-neighborhood search algorithm

基金项目: 国家自然科学基金(No.51704115); 湖南省教育厅开放基金(No.17K040, No.15K051); 湖南省自然科学基金(No.2017JJ3099); 湖南省科技计划项目(No.2016TP1021); 湖南省研究生科研创新项目(No.CX2017B769)。

作者简介: 涂兵(1983—), 男, 博士, 副教授, 研究领域为数字图像处理、计算机视觉、模式识别, E-mail: tu_bing@163.com。

收稿日期: 2017-12-08 **修回日期:** 2018-01-24 **文章编号:** 1002-8331(2019)06-0178-08

CNKI 网络出版: 2018-05-24, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20180522.0944.006.html>

1 引言

天际线是指图像中天空区域与非天空区域的分界线,如天空与森林、天空与山地、天空与海洋等。随着人工智能、信息技术的发展,天际线的检测在视觉导航、姿态控制、地理位置标记中具有重要的作用^[1-5]。

近年来,国内外广大研究人员在天际线检测及应用研究领域取得了一定成果。在天际线的检测方面:针对低复杂场景下的天际线检测问题,如天空与海洋场景图像形成的天际线大多为直线,Ettinger^[6]等人提出了基于区域协方差方法(Regional Covariance Algorithm,RCA)的天际线检测算法,并将该算法应用到了微型飞行器的导航上,实验证明此算法针对低复杂场景下图像中的天际线的检测取得了较好的效果;涂兵等人^[7]将区域协方差与中值校正融合,可通过一种循环梯度算法有效检测出图像中的天际线位置。针对较复杂场景图像中的天际线检测问题,一些学者从图像中天空与非天空特征的差异性出发,引入分类器的思想以求达到较好的天际线检测结果,如Hung^[8]和Lie^[9]等人将状态特征、颜色信息和边缘信息作为特征值,采用支持向量机(Support Vector Machine,SVM)算法针对天空区域和非天空区域中所提取的关键像素点的特征信息建立一个分类器,最后将该分类器应用到原始图像所有像素点中完成天空区域和非天空区域的分类实现天际线的提取。实验证明了在气候与季节等复杂多变的环境条件下,该算法对于天际线位置的提取具有较好的鲁棒性;Ahmad^[10]等人首先提取训练样本中关键点的SIFT特征信息进行训练,并使用这些特征信息实现天空区域与非天空区域的天际线位置检测;另一些学者从图像滤波与边缘提取的角度思考检测出较复杂图像中的天际线坐标,如Kim^[11]等人利用多级边缘滤波算法(Multistage Edge Filtering,MEF)来提取原始图像中的天际线,首先提取训练样本图像的特征信息,并利用该特征信息进行定义域分类,然后采用MEF算法完成对噪声边缘进行平滑的去噪,最后利用边缘检测算法来提取出天际线。Liu等人^[12]提出了一种基于图像亮度变换的天际线检测算法,该算法可以高效、准确、清晰地识别出天空中的非线性轮廓。在天际线的应用领域方面,McGee^[13]等人将天际线位置的提取应用于无人机导航中的空中障碍物识别;该算法首先运用SVM对图像序列进行分类学习得到一个分类器,然后将图像像素投影到高维平面,并利用得到的分类器将原始图像分割为天空区域和非天空区域,再运用腐蚀、膨胀、开和闭等形态学算法对二值图像进行处理,最后利用Hough变换算法提取天际线位置。Frajberg等人^[14]提出了基于卷积神经网络的像素级天际线检测算法,可以通过应用用户手机端AR软件,占用较少的内存与CPU资源实现实时高效地天际线检测。

国内也有一些学者对天际线和海天线(天空与海洋

的分界线)的识别进行了深入的研究,如丛杨^[15]等人提出一种基于曲线演化原理和Mumford-Shah泛函模型的天际线提取算法,通过区域和梯度混合开闭曲线模型约束来精确识别天际线,并且将该算法应用到无人机的天际线识别和森林烟火识别系统上,并估计俯仰姿态角和无人机滚动;刘松涛^[16]等人针对红外图像下的海天线,提出了基于形态学滤波、边缘检测和Hough变换的方法进行识别,该算法可用于可见光图像和红外图像配准;吕俊伟^[17]等人利用Hough变换和分形识别红外环境下的天际线坐标位置,进行导弹末端制导;杨家红^[18]等人主要利用灰度值在海天线区域中的变化的特性,提出了一种定位海天线的方法;桂阳^[19]等人针对海天线的正确识别,提出了一种基于相位编组和灰度统计的新方法。

在实际应用中,由于天际线识别算法易受到低对比度、烟或雾气、阴影、地表情况等复杂因素的影响,目前的检测算法鲁棒性不高,其检测效果与真实天际线位置存在有较大的误差,难以实现复杂背景下天际线位置的高鲁棒性与高准确率的检测。为此,本文提出了一种多特征提取与边缘校正融合的天际线检测算法,利用支持向量机方法模型简单,容易理解和操作等特点,根据多特征建立的预测模型获取初始分割后的天际线位置坐标,并基于Canny边缘检测算法采用线性扩大区域搜索算法对初步检测出的天际线位置坐标进行校正,提高天际线检测的鲁棒性及精度,为进一步的目标侦查、智能监控、视觉导航、外太空飞行器的定位导航和微型飞行器恶劣环境下的导航与避障及大型可视化地理定位提供技术支撑。

2 天际线检测算法流程及理论

2.1 天际线检测算法流程

本文主要提出了一种多特征提取与边缘融合的天际线检测算法,该算法首先提取图像中的纹理特征与颜色特征,随后在天空和非天空区域分别人为随机标记一定像素点将其作为训练样本,并使用SVM算法对已提取到的特征进行学习训练得到分类模型,并利用该分类器检测出天际线的初始坐标位置;为了减小天际线检测误差,最后利用Canny算子对预处理后的灰度化图像进行边缘检测,并根据图像边缘信息采用本文所提出的线性五邻域搜索算法对初始检测出的天际线坐标位置进行校正,精确检测出原始图像的天际线坐标。最后,将该算法在Web数据集和Basalt Hills数据集进行了实验验证。本文提出的算法流程图如图1所示。

2.2 SVM算法

SVM使用的是数学方法的优化技术,其可用来分析数据,识别模式,建立分类器等,目前广泛用于分类和回归分析问题中,其在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势,并能够推广应用到函数

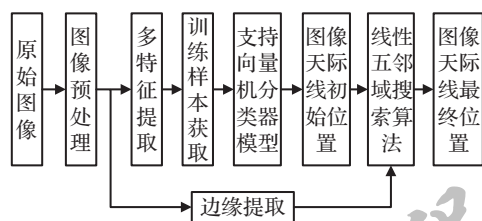


图1 天际线检测算法流程图

拟合等其他机器学习问题中。如:在图像分类、文字识别、升序序列、文本分类等方面具有重要的作用。

SVM的基本思想为^[20]:它将向量映射到一个更高维的空间里,将输入空间中线性不可分数据集变为线性可分的数据集,之后在这个空间里建立一个最大间隔超平面。在分开数据的超平面的两边建有两个互相平行的超平面。建立方向合适的分隔超平面使两个与之平行的超平面间的距离最大化,其相当于在输入空间产生一个最优非线性决策边。平行超平面间的距离或差距越大,分类器的总误差就越小,如图2所示。

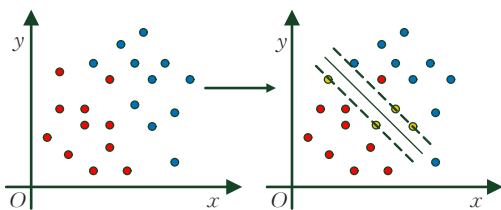


图2 SVM的基本思想

但是将向量映射到一个更高维的空间,随之而带来的计算复杂度的增加,核函数正好巧妙地解决了这个问题。在SVM理论中,采用不同的核函数将导致不同的SVM算法。引入松弛系数和惩罚系数这两个变量,是经过大量实验对比得到的,用以解决确定核函数的已知数据具有误差的问题。

假设 $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, n\}$ 是由两类组成,若 x_i 属于第一类,则记 $y_i=1$;若 x_i 属于第二类,则记 $y_i=-1$ 。

如存在分类的超平面:

$$w^T x_i + b = 0 \quad (1)$$

能够将样本正确地划分为两类,即类别相同的样本被划分在同一侧的超平面,故可以称这样的样本集是线性可分的,满足:

$$\begin{cases} w^T x_i + b \geq 1, y_i = 1 \\ w^T x_i + b = -1, y_i = -1 \end{cases} \quad (2)$$

此处,可知平面 $w^T x_i + b = 1$ 和 $w^T x_i + b = -1$ 即为该分类问题中的边界超平面,即可以理解为在分开数据的超平面的两边建有两个互相平行的超平面,这两个超平面的距离为 $2/\|w\|$,而平行超平面间的距离 $2/\|w\|$ 越大,分类器的总误差就越小,等价于在输入空间产生一个最优非线性决策边。而最大化 $2/\|w\|$,等于最小化其倒数,且满足其约束条件:

$$\begin{cases} \min: \frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} w^T w \\ y_i(w^T x_i + b) \geq 1, i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

再利用拉格朗日变化,约束条件加上拉格朗日系数 a ,最终求得的最优解如式(4)。其中, x_s 和 x_r 是两个分类中任意一对支持向量。

$$\begin{cases} w^* = \sum_{i=1}^n a_i^* x_i y_i \\ b^* = -\frac{1}{2} w^* (x_r + x_s) \end{cases} \quad (4)$$

最终得到最优分类函数为如式(5)所示:

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x^T x_i) + b^* \right] \quad (5)$$

2.3 边缘提取算法

边缘是图像最基本的特征之一,也是图像分割、纹理特征和形状特征提取等图像识别的重要基础。目前最基本的边缘提取算法是微分算子法,该算法是通过给定图像边缘处的一阶导数极大值点或者边缘处的二阶导数零点来提取图像的边缘,即包括一阶微分算子法和二阶微分算子法两种算法,其中一阶微分算子法主要有 Roberts、Sobel 和 Prewitt 算子,二阶微分算子主要有 Laplace 和 Canny 等算子。在去噪的环境下,一阶微分算子操作简单方便,但提取的边缘都较粗,边缘定位精度低。相对来说,二阶微分算子边缘定位精度明显比前者高,本文所采用的 Canny 算子的边缘定位精度较高,提取的边缘细,无伪边缘的出现,抗噪性能最好。

Canny 边缘提取算法的基本思想是在图像中找出局部区域内具有最大梯度幅值的像素点,以此来确定图像的边缘。对于一幅图像 $f(x, y)$,算子 G_n 为图像的中心边缘点。首先将二维高斯函数的任意方向的一阶方向导数作为噪声滤波器,二维高斯函数定义如式(6):

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

对式(6)中的 x, y 分别求导,可以分别得到 x, y 方向的梯度,组成两个一维滤波器如式(7)所示:

$$\begin{cases} \frac{\partial G}{\partial x} = kx \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \\ \frac{\partial G}{\partial y} = ky \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \end{cases} \quad (7)$$

将上述组成的模块与函数图像 $f(x, y)$ 进行卷积,得到输出为:

$$\begin{cases} E_x = \frac{\partial G}{\partial x} \otimes f(x, y) \\ E_y = \frac{\partial G}{\partial y} \otimes f(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

并根据输出的 E_x, E_y 求出梯度的幅值与方向,则梯度幅值如式(9),梯度方向如式(10)。同时 $N(x, y)$ 反映了点 (x, y) 处的边缘强度, θ 是点 (x, y) 的法向矢量。

$$N(x,y)=\sqrt{E_x^2+E_y^2}$$
 (9)

$$\theta(x,y)=\arctan(\frac{E_x}{E_y})$$
 (10)

通过求出的边缘强度与沿梯度方向的两个相邻像素点的边缘强度比较,若求出的边缘强度大于其他两个边缘强度,即是边缘点。

利用方向矢量,找到其邻接像素,若得到相邻两点的方向差不小于45°,则不是边缘点;同时采用累计直方图计算两个阈值,凡是边缘强度大于阈值的都为边缘点,否则一定不是边缘点。

3 天际线检测与校正

3.1 Garbor 纹理特征提取

首先输入原始图像 $I_m(i,j)$,如图3,对图像进行预处理,得到其灰度化图像 $grayimg(i,j)$ 。

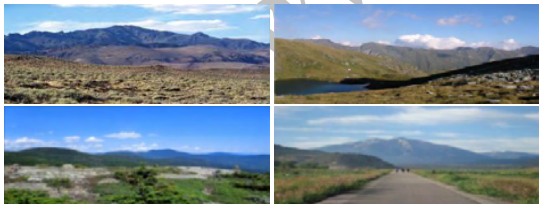


图3 原始图像

接着对图像进行特征提取,颜色特征即为原始图像的R、G、B值;为获取图像的纹理特征,采用公式(11)对灰度化图像 $grayimg(i,j)$ 进行Garbor特征提取,得到其纹理特征值 Aim :

$$Aim=\sqrt{Oim^2+Eim^2}$$
 (11)

其中, Oim 表示平均滤波矩阵, Eim 表示奇数滤波矩阵。采用公式(11)对图3处理后的纹理特征如图4所示。

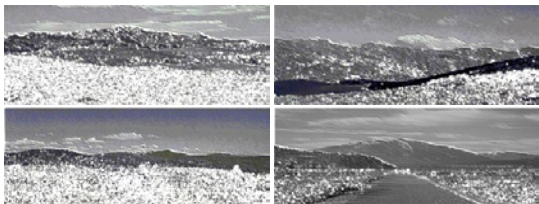


图4 纹理特征提取图

3.2 SVM 分类器模型建立

获得原始图像的颜色特征和纹理特征值后,分别在天空区域和非天空区域随机选取10个训练像素点,存储这20个像素点的R,G,B信息和纹理信息 Aim 作为训练特征。其中,天空区域的10个训练像素点标记为1,非天空区域的10个训练像素点标记为-1。得到的结果如表1所示。

最后,采用SVM算法对训练像素点的纹理特征和颜色特征进行学习得到一个分类器模型,然后将该分类器应用到原始图像 $I_m(i,j)$ 中,对图像中每个像素点进行预测,得到天空与非天空的二值图,最终将天空与非天空的临界作为初步检测出的天际线坐标位置矩阵 $point$,记录天际线在所得二值图中的坐标位置,并在原始图像中进行标记,最终图3的初始检测结果如图5所示。从图5中可以明显看出,天际线存在有较多的突变点。



图5 天际线初始检测位置

3.3 相邻五邻域算法对天际线初始检测位置校正

采用 Canny 算子对预处理后的灰度化图像 $grayimg(i,j)$ 进行边缘检测,得到边缘图像 $Im_canny(i,j)$ 如图6所示。

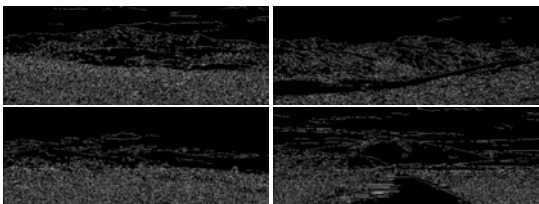


图6 天际线边缘提取图

天际线初始检测示意图如图7所示,灰色区域方块表示 Canny 边缘检测的像素点(即 $Im_canny=1$), $\{P1,P2,\cdots,Pn\}$ 为初步检测的天际线位置坐标。

表1 像素点训练样本特征值(以图3为例)

像素点	R	G	B	Aim	标签	像素点	R	G	B	Aim	标签
1	-0.18	0.36	0.86	-0.45	1	11	-1.00	-0.78	-0.14	-0.69	-1
2	0.57	0.74	0.95	-0.39	1	12	-0.90	-0.71	-0.04	-0.81	-1
3	0.61	0.77	0.95	-0.39	1	13	-0.80	-0.59	0.009	-0.54	-1
4	0.09	0.51	0.94	-0.40	1	14	-0.87	-0.66	-0.03	-0.88	-1
5	0.15	0.51	0.91	-0.38	1	15	-0.49	-0.44	0.046	-0.69	-1
6	0.60	0.75	0.93	-0.29	1	16	-0.48	-0.35	0.111	-0.39	-1
7	1.00	1.00	1.00	-0.18	1	17	-0.94	-0.80	-0.21	-0.13	-1
8	0.71	0.76	0.97	0.972	1	18	-0.73	-0.61	-0.04	-0.87	-1
9	0.31	0.66	0.97	-0.42	1	19	-0.11	-0.28	0.055	0.219	-1
10	0.58	0.70	0.93	-0.33	1	20	-0.67	-0.78	-0.39	-0.43	-1

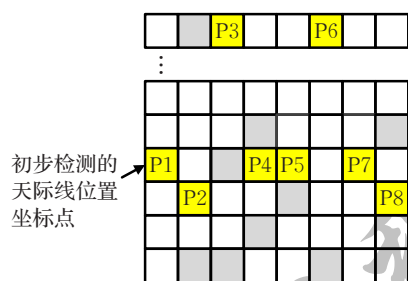


图7 天际线初始检测示意图

为减小天际线检测误差,对于初始检测出的天际线坐标位置,采用公式(12)计算相邻列之间的天际线位置坐标的差值 F_point :

$$F_point = |point(1, i+1) - point(1, i)|, i = 1, 2, \dots, n-1 \quad (12)$$

其中, $point$ 存储着初始检测出的天际线坐标, n 表示原始图像的列值。

根据计算得到的天际线坐标差值 F_point ,通过实验的方法设定天际线位置坐标差值的阈值,记为 D_{set} 。如图8所示,当坐标差值 $F_point > D_{set}$ 时,则判定初始检测出的天际线位置坐标中存在着差值较大的突变点,如点P3、P6。

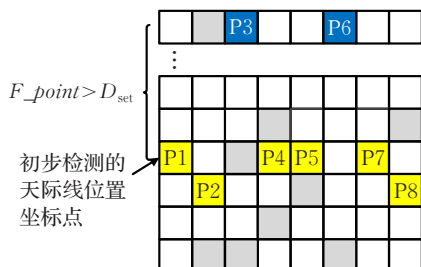


图8 天际线坐标奇异点示意图

对得到的突变点采用基于图像边缘信息的线性五邻域搜索算法进行校正,对五个像素点 $Im_canny(i, P1 \pm 1)$, $Im_canny(i \pm 1, P1 \pm 1)$, $Im_canny(i \pm 2, P1 \pm 1)$ 依次进行边缘点判断。其中灰色区域代表 $Im_canny = 1$ 的像素点;蓝色区域代表天际线差值大于阈值的点;红色区域代表校正后的天际线坐标。

若相邻五邻域中存在边缘值为1(即 $Im_canny = 1$)的像素点,如点P2,则选取距离该像素点最近位置的边缘点作为下一列的天际线位置坐标点,如图9所示, $P3'$ 为校正后的下一列的天际线坐标点。若相邻五邻域不存在边缘点(即 $Im_canny = 0$),如点P5,则选取下一列与该像素点同行的点作为天际线位置坐标点,如图10所示, $P6'$ 为校正后的下一列天际线坐标点。

依次按列对天际线坐标位置进行校正,校正后的天际线位置如图11所示。

记录校正后的天际线坐标点,并在原始图像中将标记对应坐标点,得到原始图像校正后的天际线位置如图12所示。从图中可以看出校正后的天际线在一定程

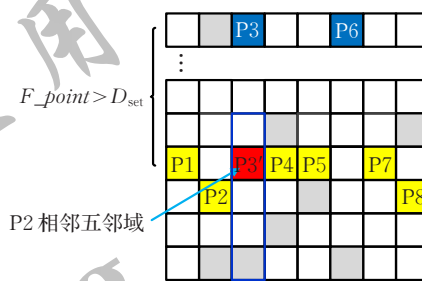


图9 相邻五邻域存在边缘点示意图

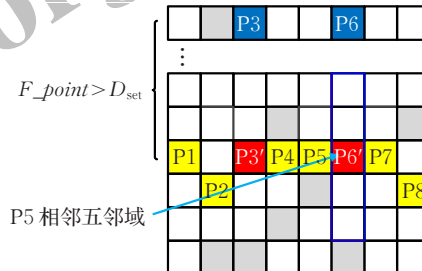


图10 相邻五邻域不存在边缘点示意图

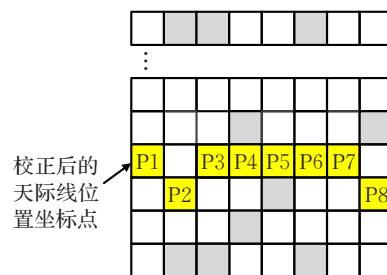


图11 天际线位置校正示意图

度上减少了其他像素点的干扰,使得天际线更加平滑,更加准确。



图12 天际线校正检测效果

4 天际线检测算法实验对比分析

为了验证该算法对天际线检测的有效性,本文在内华达大学里诺分校计算机视觉实验室提供的Web数据集和Basalt Hills数据集中通过将该算法与公开算法(如:Li et al(Edges)^[2]、Gradient Info^[2]、SIFT+HOG Edges^[7])及校正前的SVM算法的检测结果与真实结果进行误差对比分析。

4.1 Web数据集实验

以选取Web数据集中Img0001~Img0012的原始图像(1388×519)为例,天际线初始检测结果如图13所示。

为了得到天际线初始检测结果的误差大小,将图13中12张图片的检测结果和真实结果采用平均误差进行

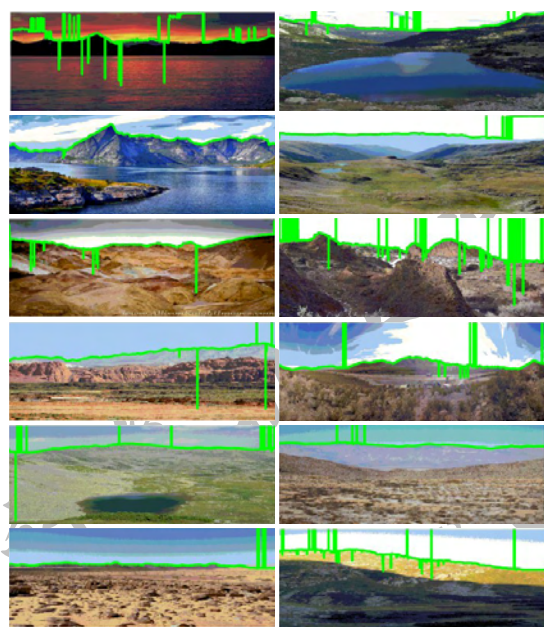


图13 Web数据集天际线初始检测结果

定量分析,计算公式如式(13),其中, $X1$ 为初始检测出的天际线坐标向量, X 为测试集中的标准天际线坐标向量。

$$d = \sqrt{\sum (X1 - X)^2}$$
 (13)

表2为图13中12张图像初步检测出的天际线起始点位置和误差值大小。

表2 图13图像初始检测的起始点位置和平均误差

序列号	起始点	误差值	序列号	起始点	误差值
Img01	146	36.158 5	Img07	39	2.424 3
Img02	170	0.564 1	Img08	96	17.082 8
Img03	102	2.297 5	Img09	123	9.402 7
Img04	208	1.143 3	Img10	226	3.410 6
Img05	260	2.757 2	Img11	108	1.595 1
Img06	194	1.877 5	Img12	116	3.784 5

对上述图13中12张图检测的初始天际线位置坐标采用基于图像边缘信息的线性五邻域搜索算法进行校正,天际线的精准位置坐标检测结果如图14所示。其中表3为图14中12张图像最终的天际线检测结果的起始点位置坐标和误差值大小。

最后,本算法对Web数据集中的80张原始图像进行了测试,就平均误差 d_{av} 、误差最大值 d_{max} 、误差最小值 d_{min} 对检测的天际线进行定量分析,计算公式如式(14):

$$\begin{cases} d_{av} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{j=1}^N (X1_{(j)} - X_j)^2} \\ d_{min} = \min(d_1, d_2, \dots, d_n) \\ d_{max} = \max(d_1, d_2, \dots, d_n) \end{cases}$$
 (14)

图15为Web数据集中的80张图片初始检测出的天际线坐标位置的误差值。其中,平均误差 $d_{av} = 6.189 4$, 误差最大值 $d_{max} = 48.027 3$, 误差最小值 $d_{min} = 0.333 5$ 。

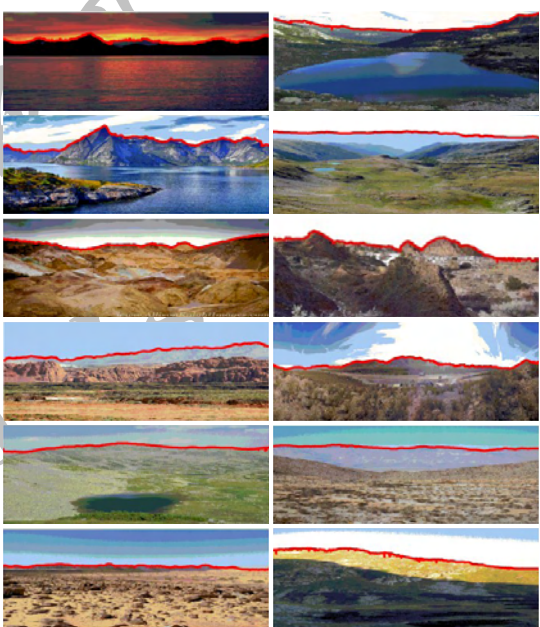


图14 Web数据集天际线校正结果

表3 图14图像校正后的起始点位置和平均误差

序列号	起始点	误差值	序列号	起始点	误差值
Img01	146	0.877 5	Img07	39	0.632 5
Img02	170	0.497 8	Img08	96	0.451 0
Img03	102	1.311 9	Img09	123	1.146 9
Img04	208	0.435 1	Img10	226	1.622 4
Img05	206	0.701 0	Img11	108	1.235 5
Img06	194	0.537 4	Img12	116	1.112 3

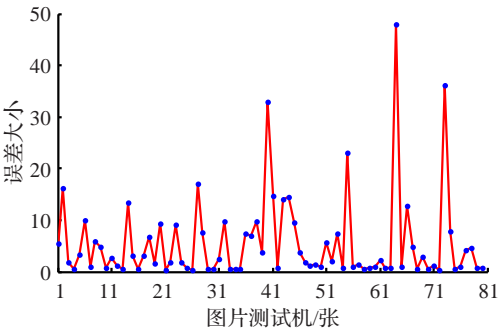


图15 Web数据集初始检测的误差值

图16为Web数据集中的80张图片基于图像边缘信息采用线性五邻域搜索算法的天际线坐标位置进行校正后的误差值。其中,平均误差 $d_{av} = 0.922 1$, 误差最大值 $d_{max} = 5.477 7$, 误差最小值 $d_{min} = 0.265 9$ 。

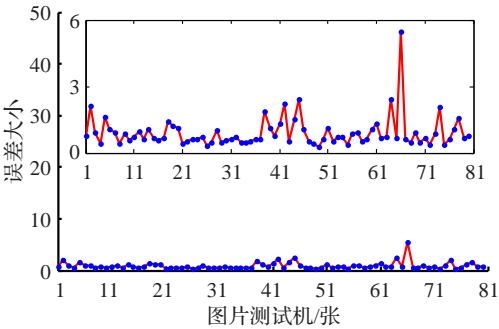


图16 Web数据集校正后的误差值

对各算法在Web数据集上的天际线检测结果的各项数据进行了对比分析,结果如表4所示。

表4 检测算法在Web数据集上的对比结果

方法	平均误差	误差最大值	误差最小值
Li et al(Edges) ^[2]	8.489 2	83.948 2	0.582 8
Gradient Info ^[2]	8.284 2	100.956 2	0.282 8
SIFT+HOG Edges ^[7]	1.482 4	5.392 4	0.374 9
SVM检测算法 (校正前)	6.189 4	48.027 3	0.333 5
SVM与边缘提取 检测算法(校正后)	0.922 1	5.477 7	0.265 9

从实验结果可以得出,本文算法与所采用的三种天际线检测算法和校正前的SVM天际线检测算法相对比,基于多特征提取与边缘校正融合天际线检测算法使得原分类器在Web数据集上的误差最大值、误差最小值和平均误差值大幅度减小,并得到了更加精确的天际线位置。

4.2 Basalt Hills数据集实验

同样对Basalt Hills数据集中Img0001~Img0012的图像(1 388×519)进行天际线的提取,与Web set测试集相比,Basalt Hills数据集图像的特征提取信息为原始灰度化图像的灰度值和纹理特征值 *Aim* ,天际线初步检测结果如图17所示。

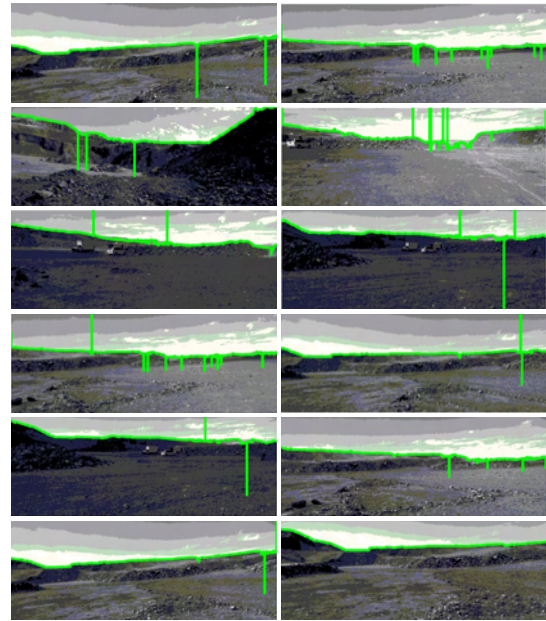


图17 Basalt Hills数据集天际线初步检测结果

同样采用公式(14)计算检测结果和真实结果的平均误差大小,表5为图17中12张图片初步检测出的天际线起始点位置和误差值大小。

对上述图17中12张图片检测的初始天际线位置坐标采用基于图像边缘信息的线性五邻域搜索算法进行校正,天际线的精准位置坐标检测结果如图18所示。

表6为图18中12张图片最终的天际线检测结果的起始点位置和误差值大小。

对于Basalt Hills数据集中36张图片,采用公式(14)

表5 图17图像初步检测的起始点位置和平均误差

序列号	起始点	误差值	序列号	起始点	误差值
Img01	217	1.879 0	Img07	180	3.754 3
Img02	180	3.616 7	Img08	184	1.435 2
Img03	51	1.807 6	Img09	24	2.677 2
Img04	77	7.839 3	Img10	161	2.510 8
Img05	71	6.026 7	Img11	194	1.543 2
Img06	58	3.561 2	Img12	53	0.567 0

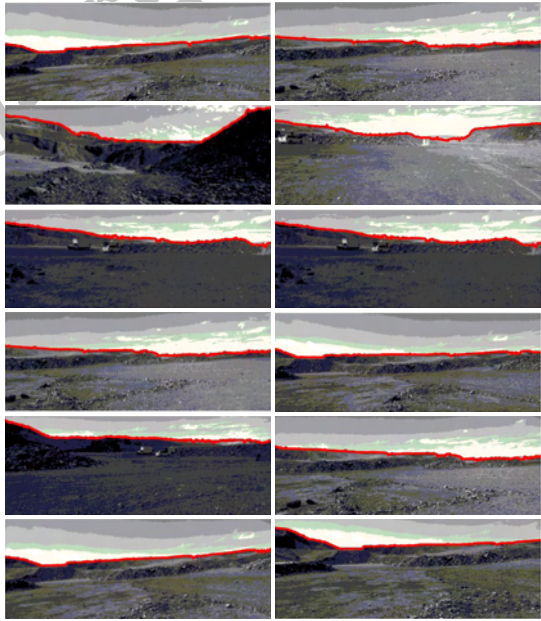


图18 Basalt Hills数据集天际线校正结果

表6 图18图像校正后的起始点位置和平均误差

序列号	起始点	误差值	序列号	起始点	误差值
Img01	217	1.814 8	Img07	180	3.161 3
Img02	180	3.165 7	Img08	184	1.136 8
Img03	51	1.307 6	Img09	24	2.507 2
Img04	77	3.273 7	Img10	161	2.294 6
Img05	71	5.414 2	Img11	194	1.237 7
Img06	58	3.213 9	Img12	53	0.567 0

计算初步检测出的天际线坐标位置与真实结果的误差值,结果如图19所示。其中,平均误差 $d_{av} = 12.099 8$,误差最大值 $d_{max} = 75.648 4$,误差最小值 $d_{min} = 0.567 0$ 。

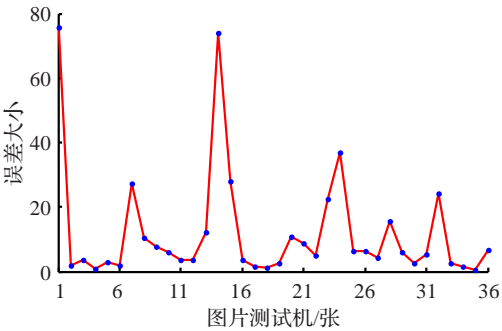


图19 Basalt Hills数据集初步检测误差值

图20为Basalt Hills数据集中36张图片基于图像边缘信息采用五邻域扩大区域搜索算法对初步检测出

的天际线坐标位置进行校正后的误差值。其中,平均误差 $d_{av}=3.658\ 5$,误差最大值 $d_{max}=7.253\ 6$,误差最小值 $d_{min}=0.567\ 0$ 。

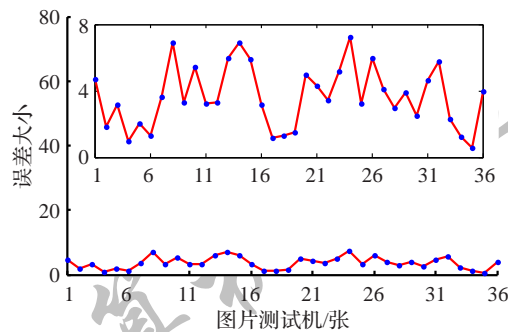


图20 Basalt Hills数据集校正后的误差值

对各算法在Basalt Hills数据集上的天际线检测结果的各项数据进行对比分析,结果如表7所示。可以看出,本文提出的天际线检测算法的误差最大值、误差最小值和平均误差值得到了较大程度的减小,说明本文提出的校正算法对于减小天际线检测误差有显著效果。

表7 检测算法在Basalt Hills数据集上的对比结果

方法	平均误差	误差最大值	误差最小值
Li et al(Edges) ^[2]	9.150 0	93.024 1	0.379 6
Gradient Info ^[2]	11.864 1	121.488 3	0.148 9
SIFT+HOG Edges ^[7]	0.869 8	7.055 5	0.427 0
SVM检测算法 (校正前)	12.099 8	75.648 4	0.567 0
SVM与边缘提取 检测算法(校正后)	3.658 5	7.253 6	0.567 0

5 结论

为准确检测出图像中的天际线,本文主要提出了一种多特征提取与边缘校正融合的天际线检测算法。该算法首先在天空和非天空区域分别随机选取训练像素点,采用SVM算法对训练像素点的纹理特征和颜色特征进行分类学习得到一个分类器,并利用该分类器得到初步检测出的天际线坐标位置,接着采用Canny算子对预处理后的灰度化图像进行边缘检测,基于图像边缘信息采用线性五邻域搜索算法对初步检测出的天际线坐标位置进行校正,精确检测出原始图像的天际线坐标。最后实验对比分析四种常用的天际线检测算法。结果表明,该算法对天际线的检测准确度较高,实时性较好且对于边缘的提取效果较为理想。

参考文献:

[1] de Croon G,de Wagter C,Remes B,et al.Sky segmentation approach to obstacle avoidance[C]//IEEE Aerospace Conference,2011:1-16.
[2] 李寿涛,李小毛,唐延东.天际线识别在森林烟火识别中的应用[J].红外与激光工程,2006,35(s4):414-418.
[3] McGee T G,Sengupta R,Hedrick K.Obstacle detection for small autonomous aircraft using sky segmentation[C]//

IEEE International Conference on Robotics and Automation,2005:4679-4684.
[4] Tian Jing,Wu Hongmei,Zhao Shengli.Application of skyline in urban parts management[J].Geomatics & Spatial Information Technology,2013(12).
[5] Thurrowgood S,Soccol D,Moore R J D,et al.A vision based system for attitude estimation of UAVs[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems,Thurrowgood,Saul,2009:5725-5730.
[6] Ettinger S M,Nechyba M C,Ifju P G,et al.Vision-guided flight stability and control for micro air vehicles[J].Advanced Robotics,2002,3(7):2134-2140.
[7] 涂兵,潘建武,吴健辉,等.区域协方差与中值校正融合的天际线检测算法研究[J].计算机科学,2017,44(3):313-317.
[8] Hung Y,Su C,Chang Y,et al.Skyline localization for mountain images[C]//IEEE International Conference on Multimedia and Expo,2013:1-6.
[9] Lie W,Lin T C I,Lin T,et al.A robust dynamic programming algorithm to extract skyline in images for navigation[J].Pattern Recognition Letters,2005,26(2):221-230.
[10] Ahmad T,Bebis G,Regentova E,et al.A machine learning approach to horizon line detection using local features[C]//International Symposium on Visual Computing,2013:181-193.
[11] Kim B,Shin J,Nam H,et al.Skyline extraction using a multistage edge filtering[J].International Scholarly and Scientific Research and Innovation,2011(79):108.
[12] Liu Y J,Chiu C C,Yang J H.A robust vision-based skyline detection algorithm under different weather conditions[J].IEEE Access,2017,PP(99):1.
[13] McGee T G,Sengupta R,Hedrick K.Obstacle detection for small autonomous aircraft using sky segmentation[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation,2005.
[14] Frajberg D,Fraternali P,Torres R N.Convolutional neural network for pixel-wise skyline detection[C]//International Conference on Artificial Neural Networks.Cham:Springer,2017:12-20.
[15] 丛杨,李小毛,田建东,等.基于天际线识别的无人机实时姿态角估计[J].仪器仪表学报,2009,30(5):938-943.
[16] 刘松涛,周晓东,王成刚.复杂海空背景下鲁棒的海天线检测算法研究[J].光电工程,2006,33(8):5-10.
[17] 吕俊伟,王成刚,周晓东,等.基于分型特征和Hough变换的海天线检测算法[J].海军航空工程学院学报,2006,21(5):545-548.
[18] 杨家红,李翠红,危德益,等.基于复杂海空背景行均值曲线的还天线定位算法[J].激光与红外,2012,42(12):1346-1350.
[19] 桂阳,李立春,王鲲鹏,等.基于区域方差和RANSAC的海天线检测新方法[J].激光与红外,2008,38(4):638-641.
[20] Sotiris V A,Tse P W,Pecht M G.Anomaly detection through a bayesian support vector machine[J].IEEE Transactions on Reliability,2010,59(2):277-286.