

基于三维模型的前视红外目标匹配识别方法

熊 斌, 丁晓青, 王生进

(智能技术与系统国家重点实验室, 清华信息科学与技术国家实验室, 清华大学电子工程系, 北京 100084)

摘 要: 针对前视红外图像中地面固定目标的识别问题, 提出了一种基于三维模型的匹配识别方法。首先由场景的 3D 数据建立目标三维模型, 并以人工标记的方式进行编号以保留交界线信息; 然后根据实时观测参数进行二维投影绘制得到目标的二维模板图像; 最后提取边缘加权 HOG 特征在观测图像中进行匹配。对大量实测数据的实验结果表明, 该方法识别精度高、对噪声、遮挡与参数偏差的鲁棒性好, 在各种视角、距离、环境条件以及复杂背景的情况下均能达到很好的识别性能。该方法具有很强的实用价值, 同时对于精确制导、自主导航等领域的研究也提供了新的思路和途径。

关键词: 信号与信息处理; 目标识别; 特征匹配; 前视红外; 三维模型

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

Target recognition in forward looking infrared image based on 3D model

XIONG Bin, DING Xiao-qing, WANG Sheng-jin

(State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Aimed at ground target recognition in forward looking infrared (FLIR) images, a novel method based on 3D model was proposed. Firstly, a 3D model of the target is constructed from the 3D data of the scene, and is manually labeled to reserve the borderlines. Then 2D template images are obtained by projecting the 3D model with the real-time observation parameters. Finally, edge weighted HOG features are extracted and matched. The experiment result from plenty of real data proves that the proposed method is effective and robust, and performs very well in any case of view point, distance, environment and complex background. This method has great practical value, while it also provides new ideas and approaches for the precision guidance, autonomous navigation and other research areas.

Key words: signal and information processing; target recognition; feature matching; FLIR; 3D model

1 引 言

在前视红外图像中进行目标识别一直是精确制导、自主导航等领域具有挑战性的研究内容。红外图像由于其独特成像方式, 是航空成像系统的重要组成部分, 前视视角则是在实际应用中常见的成像视角。通常观测区域中的地面固定目标, 如高楼、桥梁等人工建筑, 是地理上重要的标志物, 因此对这些目标的识别能够极大程度地辅助传统制导或导航系统。

在目标自动识别研究中, 主要有两类方法: 一类是基于知识的方法^[1-5], 即从观测图像中提取低级特征, 并根据已有的知识, 将这些低级特征组织成高

级描述, 从而达到识别的目的; 另一类是基于匹配的方法^[6], 即已知目标的模板图像, 利用图像匹配技术在观测图中搜索最佳匹配位置。对于前视红外图像中的地面固定目标, 一方面, 由于目标形态各异、背景复杂, 简单的知识表达很难将目标和背景准确区别开来; 另一方面, 由于前视红外图像不易事先获

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (“973” 计划) (No. 2007CB311004) 资助。

作者简介: 熊 斌 (1982 -), 男, 博士研究生, 主要研究图像处理, 图像匹配, 目标检测与识别等领域。E-mail: xiongbn82@126.com

收稿日期: 2010-08-30; **修订日期:** 2010-12-02

得,其他可获取图像又与其有很大差异,因此模板图像的制作也很困难。明德烈等^[7]提出了一种依照目标建造规范来对目标进行人工建模的方法,但是由于需要预知目标的建造规范,因此只适用于外形比较简单和统一的建筑物。

近年来,由于测绘手段以及3D技术的发展,可以通过测绘数据建立的观测区域三维模型,虽然由于种种条件的限制,这种三维模型的准确性不高,甚至只是简单的几何模拟,但是这对解决前视红外图像中的目标识别问题提供了另一种思路。YANG等^[8]以及刘婧等^[9-10]均以目标的三维模型为基础来制作匹配模板图像。这些方法通常都需要在观测图中首先进行图像分割,然后进行特征匹配,但是实际的地面情况非常复杂,一般情况下要有效地分割出候选特征是非常困难的,因此这些方法通常只适用于背景较为简单的情况。

本文提出了一种基于三维模型的前视红外目标匹配识别方法。首先,只需已知观测场景的简单3D数据,由此建立目标的三维模型,并人工标注编号以区分不同建筑物以及同一建筑物的不同部分;然后根据实时观测参数,绘制二维投影模板图像;最后提取基于边缘加权HOG的特征在整个观测图中进行匹配检索,以最佳匹配点为识别位置。该方法以三维模型为基础,实时根据观测参数模拟出与实际情况尽可能一致的模板图像,充分利用了三维数据的优点,并且在观测图中无需进行任何图像分割,避免了复杂背景的干扰,减少了噪声等因素的干扰。实验结果表明该方法识别性能高、鲁棒性好,具有很强的实用性。

2 基于三维模型的匹配识别方法

本文提出的基于三维模型的前视红外目标匹配识别方法的算法流程如图1所示。

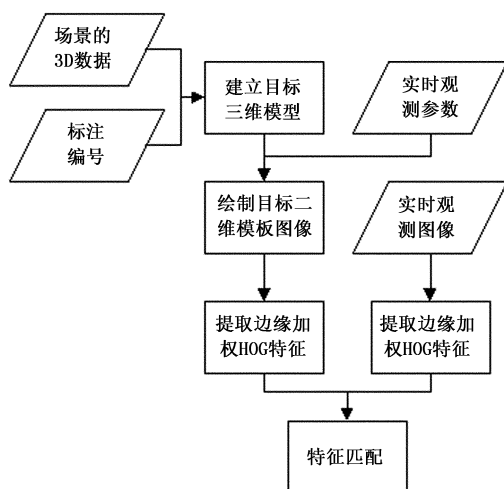


图1 算法流程图

Fig.1 the flow chart

2.1 目标的三维模型

本文是采用基于匹配的方法进行目标识别的,因此目标模板图像的制作对算法性能起着至关重要的作用。对模板图像而言,通常情况下要求与实际观测图像越一致越好,一致性越高,匹配就越准确,算法的性能也就越好。而实际观测到的是红外的、斜俯视角的、立体的、背景复杂的地面固定目标,由于成像波段特殊、视角任意、立体目标的透视现象以及背景的干扰,使得在可事先获得的信息有限的情况下,想要制作出高一致性的模板图像是非常困难的。

本文提出的方法是,首先基于观测场景的3D数据建立目标的三维模型,然后根据实时观测参数进行投影绘制,获得目标的二维模板图像。观测场景的3D数据是指包含待识别目标周围一定范围内的主要建筑物的三维信息,由各个建筑物表面的三角剖分数据构成,虽然由于条件的限制,能够获得的三维信息往往仅是简单的几何模拟,其三角剖分的数据量也远远低于通常意义下的三维重建所需,但是其轮廓形态以及相互交界位置等信息仍然提供了丰富的鉴别特征。由于前视图对目标的观测视角范围很大,因此,利用3D数据建立目标的三维模型就能够对任意视角下的观测图像进行模拟,包括各种透视现象和部分遮挡的情况,这样就能制作出尽可能接近实际情况的模板图像。这其中,待识别目标可以是单个建筑物也可以由多个建筑物组成,通常来说,由多个建筑物组成的待识别目标能够保证足够的鉴别性以获得较好的匹配准确性,但是反过来组成的建筑物过多也会使得目标占据范围过大而容易在距离较近时超出视场。

2.2 建筑物的人工编号标记

由于3D数据只是建筑物表面的三角剖分信息,通常难以获取表面的纹理,而可以获取的情况下通常又是可见光图像,与红外图像的表面纹理相差甚远,同时在红外成像情况下,光照也很难进行模拟,因此以3D数据进行重建绘制的结果只能是二值形式的。这样的影响是,在任意视角的二维投影图像上看,一方面,由多个建筑物组成的目标将会出现粘连现象,建筑物之间的交界线信息将被掩盖;另一方面,单个建筑物目标也将只保留有外轮廓信息,内部多个部分之间的交界线信息也将被掩盖,如图2(a)所示。而在红外观测图中,虽然目标的表面纹理与模拟图像或可见光图像有很大差异,但是通常这些交界线信息却具有很强的相似性,这对于匹配算法将是非常有用的信息,这些信息的缺失会给匹

配带来很大的困难。

本文提出了一种方法来保留这些信息,即在 3D 数据中,由人工对三角面片进行编号,不同的建筑物赋予不同的编号,同一建筑物的不同主要部分也赋予不同的编号,在进行重建绘制时,就可以根据编号的不同赋予不同的颜色,这样就能凸显出建筑物之间以及建筑物各部分之间的交界线,如图 2(b)所示。



(a) 不进行标记的结果 (b) 加入标记编号的结果

图 2 人工标记编号以保留交界线信息

Fig. 2 manually label the model to reserve the borderlines

2.3 二维模板图像的生成

本文采用的目标模型是三维模型,进行匹配所需的二维模板图像是在实时处理过程中,根据当前的观测参数,逐帧生成的。

首先,由于摄像机的内外参数很容易得知,因此可以建立机载摄像机的空间模型,基于此模型即可在实时飞行过程中将飞行姿态参数转换为绘制二维模板图像所需的视角参数(航向角、俯仰角、滚动角)和距离参数(观测点与目标点之间的距离);然后,在已得视角参数与距离参数的情况下,运用通用的三维图形绘制算法(如 OpenGL 库)即可绘制出目标三维模型在当前视角和距离下的二维投影图像,即前视二维模板图像,如图 3 所示。

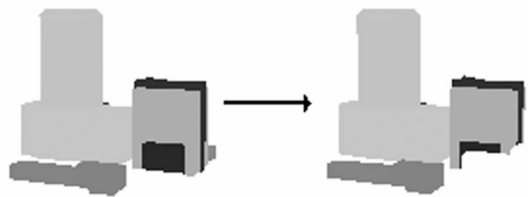


图 3 不同视角和距离参数下的二维模板图像示例

Fig. 3 examples of the 2D template images with different parameters

图 3 中分别示例了不同视角和不同距离的情况下的二维模板图像,其中不同的建筑物以及同一建筑物的不同部分都根据编号的不同赋予了不同的颜色,使得交界线信息得以保留。

同时,由于在斜俯视视角下,地面固定目标常常会被其他的非目标建筑物所部分遮挡,因此为了使得模板图像更加接近实际,需要模拟出目标被遮挡的情况。具体做法是:将目标周围的非目标建筑物也作为绘制对象同样进行绘制,只是赋予其背景颜色(示例为白色),这样在目标被遮挡的位置,其轮廓线的变化也就能够模拟出来了,如图 4 所示,加入模拟遮挡后,图像右下角显示出了目标被前方建筑物部分遮挡的情况。



(a) 无模拟遮挡 (b) 有模拟遮挡

图 4 模拟遮挡的示例

Fig. 4 simulate the occlusion

2.4 基于边缘加权 HOG 特征的匹配方法

根据实时参数绘制出来的虚拟模板图像虽然已尽可能接近实际情况,但是由于红外成像的特点使得模板图像与红外观测图像仍存在巨大的差异,同时由于斜俯视的视角使得背景比较复杂,因此采用传统的图像匹配方法很难进行准确匹配。

本文提出了一种基于边缘加权 HOG 特征的匹配方法:首先,以模板图像为基础计算边缘加权矩阵;然后提取模板图像的边缘加权 HOG 特征;接着在观测图中进行扫描搜索,在每个子图像中提取相同的边缘加权 HOG 特征;最后将每个子图像的特征与模板图像的特征进行比较,取其距离最近者为最终匹配位置。

2.4.1 边缘加权 HOG 特征

HOG 特征即梯度方向直方图特征,在行人检测^[11]、图像匹配^[12]等领域 HOG 特征已经得到了广泛的应用。由于本文针对的匹配双方是虚拟模板图像和红外观测图像,在相应点的绝对灰度值上具有很大差异,但在相对灰度差的变化方向上具有相似的分布情况,而 HOG 特征描述的正是梯度方向的分布情况,而与绝对灰度值无关,因此选择 HOG 特征进行匹配能够极大程度地突出匹配双方图像的共有特点。

通常的 HOG 特征的计算方法是将图像平均为多个子块,在每个子块内进行梯度方向的直方图统计。若将 HOG 特征表示为: $\mathbf{F} = (\mathbf{S}_{1,1}, \dots, \mathbf{S}_{M,N})$, 则其中的 $\mathbf{S}_{i,j} = (S_{i,j}(1), S_{i,j}(2), \dots, S_{i,j}(L))$ 代表每个子块内的梯度方向直方图统计,其统计方法如式(1)所示:

$$S_{i,j}(k) = \sum_{\text{子块内的所有}(x,y)} \begin{cases} w(x,y) & \text{当} \left\lceil \frac{\text{Dir}(x,y)}{2\pi} \times L \right\rceil = k \text{ 时} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\text{Dir}(x,y)$ 表示像素点 (x,y) 的梯度方向; L 表示梯度方向的划分数; $w(x,y)$ 表示每个像素点的统计权值; $\lceil \dots \rceil$ 表示向上取整。

在很多应用场合,如文献[12]中, HOG 的统计权值采用的都是梯度幅值,即:

$$w(x,y) = \text{Mag}(x,y) \quad (2)$$

然而在本文中,由模板图像的生成过程可知,模板图像中的灰度值都是根据编号虚拟设置的,因此梯度幅值并没有实际的意义,其数值大小也与实际情况完全无关,因此本文不采用梯度幅值作为统计权值。

同样由模板图像的生成过程可知,在模板图像中建筑物的外轮廓、交界线等存在边缘的位置,其边缘方向是与观测图像一致的,而在外表面平坦的非边缘位置,其内容是与观测图完全无关的,因此,本文提出的算法是以模板图像中的边缘信息作为 HOG 的统计权值计算依据。

其具体做法是:首先在模板图像中提取边缘(单像素边缘);然后对边缘二值图像进行高斯模糊得到权值矩阵,以降低边缘位置偏差的影响。如图5所示,图中的灰度值即表示权值的大小,可见可以使得边缘处的权值高而非边缘处的权值低。



图5 边缘加权示例

Fig.5 example of edge weight

公式为:

$$w_e(x,y) = G_{d \times d, \sigma} \otimes E(x,y) \quad (3)$$

其中, $G_{d \times d, \sigma}$ 是尺寸为 $d \times d$; 标准差为 σ 的高斯模糊

矩阵; $E(x,y)$ 为模板图像提取边缘后的二值图像; $\otimes$ 为卷积运算; $w_e(x,y)$ 为得到的边缘加权矩阵。

另外,在模板图像存在边缘的位置,虽然其边缘方向与观测图像尽可能一致,但是边缘两侧的绝对灰度值却与实际情况完全无关,因此其梯度方向与观测图中的梯度方向可能相同,也可能相反(即相差 180°),在统计时需要做等价处理。

综上所述,经过边缘加权和方向等价处理后,本文采用的直方图统计方法可表示为:

$$S_{i,j}(k) = \sum_{\text{子块内的所有}(x,y)} \begin{cases} w_e(x,y) & \text{当} \left[\left(\frac{\text{Dir}(x,y)}{2\pi} \times 2L \right) \bmod L \right] = k \text{ 时} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $w_e(x,y)$ 表示边缘加权矩阵; $\bmod$ 表示取余运算。

2.4.2 特征提取

在模板图像中,特征提取可直接应用公式(4)所示获得边缘加权 HOG 特征。

在红外观测图中,首先需要进行扫描搜索,扫描框的大小与模板图像一直,在每个子图像中,特征提取同样应用公式(4)所示获得边缘加权 HOG 特征。需要特别指出的是,此处的边缘加权矩阵 $w_e(x,y)$ 是指由模板图像获得的边缘加权矩阵,而与观测图像内容无关,这是由于红外观测图比较模糊、清晰度很差、背景复杂,导致其边缘信息的稳定性和可靠性都很差,为了保证特征加权的一致性,因此直接采用由模板图像获得的边缘加权矩阵进行计算,于是在观测图中并不需要进行边缘检测等图像分割计算,从而在一定程度上降低了观测图模糊和复杂背景干扰的影响。

2.4.3 特征匹配

本文采用欧氏距离来度量特征向量之间的距离,从而取观测图中与模板图像特征距离最近的子图像位置为最终目标匹配位置,如公式(5)所示:

$$(x_0, y_0) = \arg \min_{(x,y)} \| \mathbf{F}_m - \mathbf{F}(x,y) \| \quad (5)$$

其中, $\mathbf{F}_m$ 表示模板图像的特征向量; $\mathbf{F}(x,y)$ 表示位置在 (x,y) 处的子图像的特征向量。

3 实验结果及分析

3.1 实际数据测试结果

本文对上述算法在实际航拍图像序列中进行了

测试,所有测试图像、飞行参数以及摄像机视角参数均为实际航拍获得,一共包含8个拍摄场景,分别由人工指定其中的某组建筑物作为测试目标,对每个拍摄场景均有多个图像序列,其拍摄时间基本覆盖全天各个时段(包括白天和夜晚)、各种拍摄高度(500~2000 m)以及各种航向角,并截取其拍摄距离由10~3 km之间的段落,共44个图像序列,29068帧图像。图6示例了部分模板图像及识别结

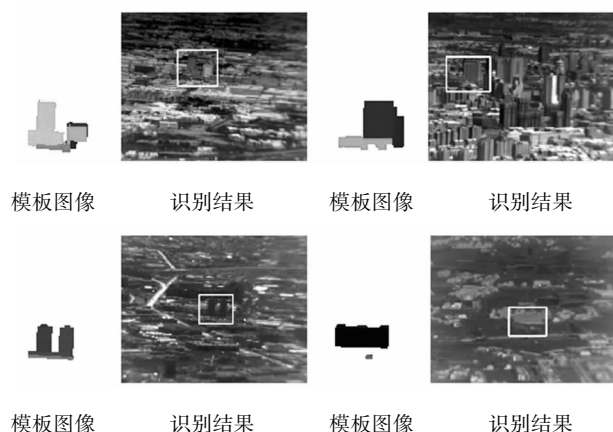


图6 模板图像及识别结果示例

Fig. 6 examples of the template images and the results

果,在观测图中以矩形框标记出了目标识别结果的位置。

可以看出,测试图像序列包含了各种不同形态的目标、不同的视角、不同的光照条件以及复杂的背景干扰,本文的算法均能够有效地进行目标的识别。

为进行算法的统计分析,定义目标检测识别率为测试序列中正确检测帧数的比例,而定义算法检测与人工标注的目标位置相差在一定允许范围内的一帧为正确检测帧。具体的计算方式如公式(6)表示:

$$\text{识别率} = \frac{\sum_{i=(\text{所有帧})} \begin{cases} 1 & |x_i^d - x_i^g| < \frac{W_t}{4} \text{ and } |y_i^d - y_i^g| < \frac{H_t}{4} \\ 0 & \text{其余} \end{cases}}{\text{总帧数}} \quad (6)$$

其中, x_i^d 和 y_i^d 表示算法检测结果的目标中心位置; x_i^g 和 y_i^g 表示人工标注的目标中心位置; W_t 和 H_t 分别表示目标模板图像的宽度和高度。

所有测试序列结果统计如表1所示。

表1 测试序列统计结果

Tab. 1 the results of the tests

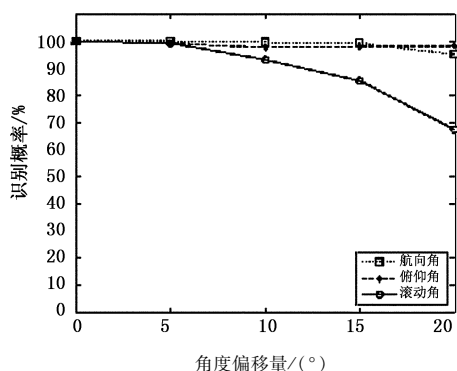
场景	图像序列	识别率/%	场景	图像序列	识别率/%	场景	图像序列	识别率/%	场景	图像序列	识别率/%
场景1	序列1	99.60	场景2	序列12	100	场景4	序列23	100	场景7	序列34	92.30
	序列2	99.20		序列13	98.80		序列24	100		序列35	99.80
	序列3	100		序列14	100		序列25	99.80		序列36	99.80
	序列4	95.00		序列15	100		序列26	88.10		序列37	100
	序列5	98.50		序列16	86.20		序列27	100		序列38	84.60
	序列6	80.00		序列17	100	场景5	序列28	85.00		序列39	100
	序列7	90.60		序列18	95.30		序列29	100		序列40	86.40
	序列8	98.90		序列19	82.50		序列30	97.52	场景8	序列41	97.30
	序列9	99.50	场景3	序列20	94.10		序列31	100		序列42	96.20
	序列10	100		序列21	96.10	场景6	序列32	96.70		序列43	81.90
	序列11	100		序列22	85.20		序列33	98.90		序列44	86.50

由表1统计计算可得,对于全部44个图像序列,29068帧图像,其平均单帧识别概率为:95.48%。

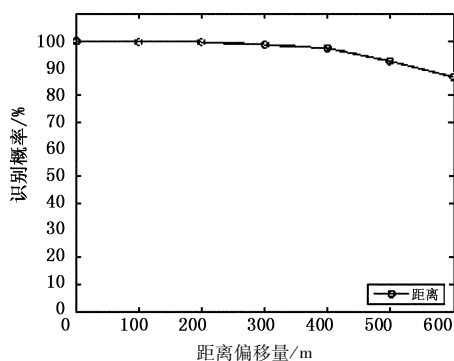
3.2 参数误差分析

本文提出的方法在模板图像的制作过程中依赖于由飞行参数获得的视角和距离参数,因此参数的误差会对识别性能产生影响。

上述测试中采用的所有数据均为实测数据,本身包含了各参数的误差因素,本文在此基础上再以人工添加偏移量的方法对算法的性能进行分析,即人工为各个参数分别独立加上一定偏移量,然后测试最后的识别概率。以图像序列1的1061帧图像为例,其测试结果如图7所示。



(a) 各角度偏移量对识别性能的影响



(b) 距离偏移量对识别性能的影响

图7 各参数偏移量的影响

Fig. 7 the influence of parameters' deviation

由图7中的各参数偏移量的影响分析如下:

(1) 算法对航向角和俯仰角的偏差有很强的鲁棒性,随着偏差的加大,识别概率略有下降,当偏差在 20° 之内时可测得95%以上的识别概率;

(2) 算法对滚动角的偏差有一定的鲁棒性,由于滚动角的偏差会导致模板图像产生旋转,从而直接影响梯度方向的计算,因此相对而言比航向角和俯仰角的偏差的影响稍大,在偏差在 10° 之内时可测得90%以上的识别概率;

(3) 算法对距离参数的偏差有很强的鲁棒性,随着偏差的加大,识别概率略有下降,在偏差在500 m之内时可测得90%以上的识别概率。

3.3 算法性能比较

与传统算法相比,本文提出的算法有以下特点:

①提出边缘加权 HOG 特征,用来取代传统的 HOG 算法^[11];②在边缘加权过程中,对提取的边缘进行高斯模糊,以降低边缘位置偏差的影响;③模板制作时对遮挡情况进行模拟。

而从实验结果分析中也可以看出,算法的这些特点极大地提高了性能。图8所示是本文提出的算法与“无模拟遮挡”、“无边缘模糊”以及“无边缘加权”算法的性能比较,测试数据采用的是场景2的

所有实测图像序列。

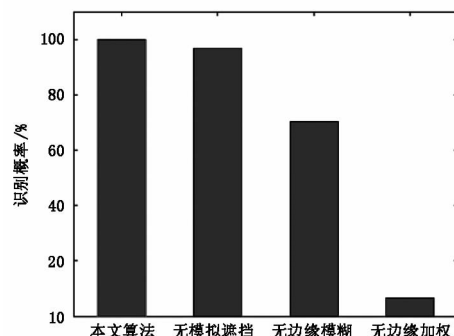


图8 性能比较

Fig. 8 comparison

从图8中可以看出:①若不加入模拟遮挡,识别性能会略有下降,这是由于制作出的模板图像与实际情况会存在一定的差别;②若不进行边缘模糊,识别性能会有较大的下降,这是由于此时算法对边缘位置的偏差比较敏感,而三维模型与飞行参数等本身存在的误差将会使得算法的稳定性下降;③若不进行边缘加权,采用传统的 HOG 特征,识别性能会非常差,这是由于模板图像的非边缘部分与实际观测图中的表面纹理和背景都有很大的未知的差异。

4 总结

针对前视红外图像中对地面固定目标进行识别的任务,本文提出了一种基于三维模型的匹配识别方法,首先根据观测场景的3D数据建立目标的三维模型,并进行人工标注以保留有用的交界线信息,然后根据实时观测参数,获取当前视角和距离下的二维投影图像,以此作为模板图像,最后在观测图中进行扫描,分别提取模板图像和观测子图像的边缘加权 HOG 特征进行匹配,从而识别出目标在观测图中的位置。该方法充分利用了三维模型的优点,制作出与实际情况尽可能一致的虚拟模板图像,并且通过人工标注和边缘加权 HOG 特征在很大程度上增强了目标的结构形状信息,而减弱了目标表面纹理以及背景干扰的影响,使得在各种时间、视角以及复杂背景的情况下都能取得很好的效果。

通过对大量实际数据进行的实验表明,该方法能够有效的完成目标识别任务,在测试数据上的单帧识别概率为95.48%。同时,通过分析可知,该方法对噪声、遮挡以及参数偏差都具有较强的鲁棒性。

在实际应用中,该方法在输入数据上依赖于场景的3D数据和飞行参数,虽然由于种种原因的限制,这些数据的获取可能并不精确,存在一定的误

差,然而通过本文的原理分析可知:①该方法对于3D数据的要求不高,只需包含主要建筑物的简单几何形态和交界信息即可;②该方法对于飞行参数的偏差具有很强的适应性,一定范围内的参数偏差对性能影响较小。因此本文提出的方法具有很强的实用性,通过该方法,可以加强飞行器的实时修正飞行参数的能力,从而可以应用到精确制导、自主导航等领域。

参考文献:

- [1] Xing Yan, Zhang Tianxu. A knowledge-based target-recognition algorithm under complex background[J]. J. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1995, 8(3): 237-242. (in Chinese)
邢延, 张天序. 复杂背景下基于知识的目标识别算法研究[J]. 模式识别与人工智能, 1995, 8(3): 237-242.
- [2] Zuo Zhen, Zhang Tianxu, Wang Guoyou. Research on bridge recognition in long-range infrared images[J]. J. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(11): 6-24. (in Chinese)
左震, 张天序, 汪国有. 远距红外图像中桥梁目标识别方法研究[J]. 电子学报, 1998, 26(11): 6-24.
- [3] Yuan Xiao Hui, Jin Li Zuo, Li Jiu Xian, et al. Recognition of bridges over water through detecting and analyzing regions of interest[J]. J. Infrared Millimeter and Waves, 2003, 22(5): 331-336. (in Chinese)
袁晓辉, 金立左, 李久贤, 等. 基于兴趣区检测与分析的水上桥梁识别[J]. 红外与毫米波学报, 2003, 22(5): 331-336.
- [4] He Guowei, Liu Jianguo, Zhou Chunxiao, et al. Knowledge-based railroad's recognition from digital infrared image[J]. J. Infrared and Laser Engineering, 2000, 29(6): 55-59. (in Chinese)
何国威, 刘建国, 周春晓, 等. 基于知识的红外数字图像中铁路的识别[J]. 红外与激光工程, 2000, 29(6): 55-59.
- [5] Du Zonggang, Lu Ling, Liang Jun, et al. Recognition of bridges over water in air-plane image[J]. J. Wuhan University of Technology, 2005, 29(2): 230-233. (in Chinese)
- [6] Zhang Yiguang, Feng Zhigao, Zhang Tianxu, et al. A target recognition algorithm based on visible image mouldle matching[J]. Laser & Infrared, 2007, 37(12): 1322-1324. (in Chinese)
张义广, 冯志高, 张天序, 等. 基于可见光图像模板匹配的目标识别算法[J]. 激光与红外, 2007, 37(12): 1322-1324.
- [7] Ming Delie, Tian Jinwen. Automatic infrared condensing tower target recognition using gradient vector features[J]. J. Astronautics, 2010, 31(4): 1190-1194. (in Chinese)
明德烈, 田金文. 红外前视对一类特殊建筑目标识别技术研究[J]. 宇航学报, 2010, 31(4): 1190-1194.
- [8] Yang X, Zhang T, Lu Y. Building recognition based on geometric model in FLIR image sequences[J]. Journal of Infrared, Millimeter and Terahertz Waves, 2009, 30(5): 468-483.
- [9] Liu Jing, Sun Jiyin, Zhu Junlin, et al. FLIR scene matching algorithm for complex ground target[J]. J. Application Research of Computers, 2010, 27(1): 350-352. (in Chinese)
刘婧, 孙继银, 朱俊林, 等. 复杂地面目标前视红外景象匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(1): 350-352.
- [10] Liu Jing, Sun Jiyin, Zhu Junlin, et al. FLIR target recognition algorithm based on template matching[J]. J. Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2010, 30(1): 17-26. (in Chinese)
刘婧, 孙继银, 朱俊林, 等. 基于模板匹配的前视红外目标识别方法[J]. 弹箭与制导学报, 2010, 30(1): 17-26.
- [11] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, California, USA: IEEE Computer Society, 2005: 886-893.
- [12] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.