

引用格式:陈旭璇,万潇月,叶桦.基于机载光电平台的目标跟踪与轨迹预测算法[J].电光与控制,2019,26(3):74-79,107. CHEN X X, WAN X Y, YE H. A target tracking and trajectory prediction algorithm based on airborne optoelectronic platform[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(3): 74-79, 107.

基于机载光电平台的目标跟踪与轨迹预测算法

陈旭璇, 万潇月, 叶桦
(东南大学自动化学院,南京 210096)

摘要: 针对利用机载光电平台进行“空对空”目标跟踪时,跟踪效果受环境影响较大且全遮挡情况下目标容易跟丢的问题,在传统 CamShift 算法的基础上,提出了一种动态的基于多特征融合与相对 Kalman 模型的目标跟踪与轨迹预测算法。采用融合颜色、纹理、梯度特征的方式构建目标模板,提高了模型的描述能力;跟踪过程中引入特征模板动态更新环节,保证了算法的长期稳定性;在全遮挡的情况下,利用背景中心点以及飞行目标与该中心点的差值分别构建 Kalman 模型,并采用二次遮挡判断方法,大大降低了误判和丢帧概率。实验结果表明,所提算法具有较高的准确性、实时性与稳定性。

关键词: 目标跟踪; 机载光电平台; 联合特征; 动态更新; 遮挡判断; 相对 Kalman 模型

中图分类号: TP399 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.03.016

A Target Tracking and Trajectory Prediction Algorithm Based on Airborne Optoelectronic Platform

CHEN Xu-xuan, WAN Xiao-yue, YE Hua

(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: When using airborne optoelectronic platforms for “air-to-air” target tracking, the tracking effect is always affected by the environment and it is easy to lose the completely-sheltered target. Based on the traditional CamShift algorithm, a dynamic target tracking and trajectory prediction algorithm based on multi-feature fusion and relative Kalman model is proposed. In target template construction, the method of fusing the color, texture and gradient features is adopted to improve model description. During the tracking period, the dynamic update of feature templates is introduced to ensure the long-term stability of the algorithm. In the case of complete occlusion, the Kalman models are established respectively for background center and the difference between the flight target and the center point through the secondary occlusion judgment method, which greatly decreases the probability of misjudgment and frame loss. Experimental results show that the proposed algorithm has high accuracy, fine real-time performance and stability.

Key words: target tracking; airborne optoelectronic platform; joint feature; dynamic update; occlusion judgment; relative Kalman model

0 引言

机载光电平台目标跟踪系统,是将集成的光电传感器安装在平台上,配合控制及成像模块,形成的能够架设在飞机上的光电跟踪系统^[1],通常由惯性稳定系统和视觉成像系统两部分组成。目标跟踪技术是机载光电平台实现对运动目标有效追踪的主要技术,而目标跟踪算法的鲁棒性、实时性以及遮挡情况下的跟踪

问题是当前的研究热点和技术难点。

目标跟踪算法可分为 4 大类:基于主动轮廓、基于特征、基于区域和基于模板。目前常见的目标特征跟踪方法有 CamShift 算法、光流法、粒子滤波算法、TLD 算法、基于主动轮廓的跟踪算法等。其中, CamShift 是 MeanShift 的改进算法,它通过不断搜索目标颜色直方图的最佳匹配块来实现对运动目标的跟踪,能够满足跟踪的实时性需求。近年来,在 CamShift 基础上进行改进的跟踪方法开始兴起^[2-6],一方面是从单一的颜色特征向联合多特征的改进,另一方面针对目标被遮挡的情况进行了处理。文献[2]融合目标颜色、运动特征,并将算法嵌入到粒子滤波中以提高跟踪效率;文献[3]提

收稿日期:2018-04-08

修回日期:2018-05-14

作者简介:陈旭璇(1995—),女,江苏溧阳人,硕士生,研究方向为图像处理与模式识别。

出了一种基于颜色纹理直方图的带权分块均值漂移目标跟踪算法,在目标半遮挡的情况下具有较强的鲁棒性;文献[4]引入边缘特征,加权联合直方图表征目标;文献[5-6]引入了 Kalman 滤波预测机制,一定程度上减少了遮挡情况下的丢帧率。然而,尽管上述算法大大改善了跟踪效果和性能,但在利用机载光电平台实现“空对空”目标跟踪中,仍存在无法快速跟踪、适应姿态尺度变化以及正确处理遮挡和干扰等问题。

为了克服跟踪效果受环境影响较大且全遮挡情况下目标容易丢失的问题,本文在目标检测阶段保留了目标的大部分特征;在跟踪阶段融合颜色、纹理和梯度特征构建模板,并增加了直方图概率密度分布更新的环节,以保证跟踪的正确性和稳定性;对遮挡情况,本文引入了二次遮挡判断方法和相对 Kalman 模型,大大降低了误判和丢帧概率。

1 目标检测

由于在目标跟踪阶段需要提取目标的颜色、纹理、梯度等融合特征,目标检测应得到较为精细且保留足够特征的目标。为此,本文将通过手工标定进行运动目标粗分割,运用图像增强技术解决光照不均的问题,通过 Canny 算子和图像形态学提取目标轮廓并制作掩膜图像,将粗分割后的图像与掩膜图像进行与运算后即可得到包含原始特征的目标图像。

1.1 图像增强

由于飞机表面材料具有反光特性,在晴天拍摄的视频中往往会出现光照不均的现象,这将直接导致目标辨识度降低,特征变得模糊。运用图像增强技术对图片进行预处理能够削弱光照带来的干扰。

常用的图像增强技术有以直方图均衡化为代表的空间域图像增强方法,以及以同态滤波为代表的频域方法。图 1 给出了两种方法的效果对比。

观察图 1 可以发现,同态滤波削弱了低频分量,并没有大幅度改变颜色分布情况,相较原图保留了较为完整的特征;而直方图均衡化后的图像,虽然直方图分布均匀程度有所改善,但是边缘信息过于模糊,进一步扩大了灰度差异。综合以上结果,本文采用同态滤波来解决光照不均的问题。

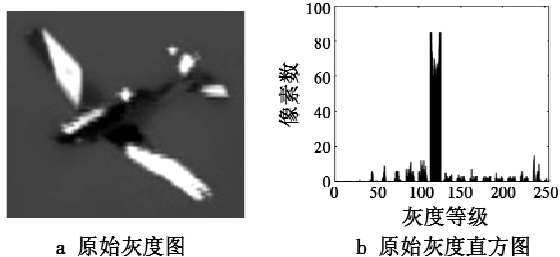


图 1 图像增强效果对比图

Fig. 1 Comparison of image enhancement effect

1.2 边缘提取与二值化

常用的边缘检测算子有 Roberts 算子、Prewitt 算子、Laplacian 算子等,这些算子通常都对噪声较为敏感。Canny 算子信噪比好,定位性能高且对单一边缘的响应唯一,是一种理想的能够抑制噪声的边缘提取方法。基于 Canny 算子的二值化算法是一种建立在边缘检测基础上的二值化方法,它根据边缘检测结果计算出全局二值化阈值,对边缘像素点与非边缘像素点采用不同的二值化策略。图 2 给出了基于 Canny 算子的二值化过程。

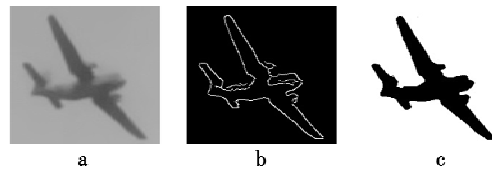


图 2 基于 Canny 算子的二值化过程

Fig. 2 Binarization process based on Canny operator

1.3 特征还原

在进行特征还原之前,先通过一系列形态学操作进一步对图像去除干扰。具体表现如图 3 所示,采用闭运算剔除背景中的小黑点,再采用开运算填充目标中小幅度空白区域。

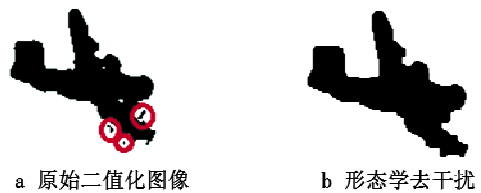


图 3 形态学处理效果图

Fig. 3 Morphologic processing effects

对二值化图像像素点灰度值取反,得到粗分割中搜索窗口的掩膜图像。将掩膜图像与被处理图像进行与

运算,即可得到保留了原始特征的目标,计算方法如下

$$dst(i,j) = src(i,j) \& mask(i,j) \quad (1)$$

式中: dst 表示目标图像; src 表示原始图像; $mask$ 表示掩膜图像。图4给出了通过掩膜提取原始目标的过程。



图4 目标提取过程图

Fig. 4 Target extraction process

2 目标跟踪

传统的 CamShift 算法存在以下缺点:1)只采用颜色特征,在目标与背景颜色相近时很容易造成误跟;2)颜色概率分布只在初始化时提取,特征变化时不能保证跟踪的长久稳定性。本文采用颜色、纹理、梯度联合特征构建模板,并引入了特征动态更新环节解决上述问题。

2.1 提取与构建融合特征

HSV (Hue, Saturation, Value) 颜色模型能有效地用柱坐标表示法来描述 RGB 颜色模型中的点,它包括了对颜色亮度的衡量,在图像颜色区分度较大的情况下,可以作为一种理想的颜色特征。H 通道和 V 通道的组合特征能基本表征目标的颜色特征。

LBP (Local Binary Pattern) 是一种描述图像局部特征的算子,它表征了图像的灰度纹理特性。该算子将相邻 8 个像素与邻域中心的灰度值进行比较,顺时针将比较结果转变为二进制数值,从而求得中心像素的 LBP 值^[7],LBP 算子的定义如下

$$\begin{cases} LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^{P-1} s(g_i - g_c) \cdot 2^i \\ s(u) = \begin{cases} 1 & u \geq 0 \\ 0 & u < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

式中: (x_c, y_c) 为目标像素点; g_c 为该像素点的灰度值; g_i 为分布在以目标像素点为圆心、 R 为半径的圆周上的 P 个像素点的灰度值。纹理特征具有旋转、灰度不变性,符合跟踪目标的特点。

Sobel 算子是一种基于灰度图像的一阶导数边缘检测算子,它利用两组 $n \times n$ 的一阶导数矩阵作为卷积核与原图像进行卷积获取水平、垂直方向的边缘特征,卷积核大小为 3×3 的 Sobel 算子有

$$\begin{cases} G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{pmatrix} \otimes I \\ G_y = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{pmatrix} \otimes I \end{cases} \quad (3)$$

式中: I 为原始图像,求取水平与垂直方向的边缘特征的平方和再开根号,结果得到梯度幅值,即为 Sobel 算子提取的一阶梯度特征,如

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

本文采用 H 通道、V 通道、LBP 纹理特征并联的结构来初步提取目标,其中,H 通道重点区分空天背景、V 通道与 LBP 用于区分干扰物和遮挡物。图5给出了在仅使用 H 通道特征以及在使用 H, V, LBP 并联特征下的图像概率密度分布对比图。

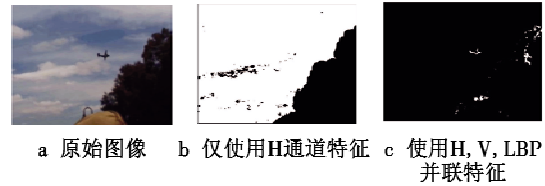


图5 并联特征下的概率密度分布图

Fig. 5 Probability density distribution with parallel features

由于 CamShift 算法是从上一帧跟踪结果位置开始迭代,搜索概率密度最大的区域,因此与目标相近区域若是存在大面积的概率密度相似部分(例如图5c,飞机与树丛边缘部分),则很有可能发生误跟。针对边缘部分容易重叠、特征信息不够明显的问题,在并联特征的基础上引入 Sobel 算子所提取的边缘特征,以级联的形式对概率密度分布图进行过滤。

将取反后的边缘特征图作为掩膜过滤掉并联特征下概率密度直方图中的树丛干扰,最终得到较为理想的概率密度分布图,如图6所示。

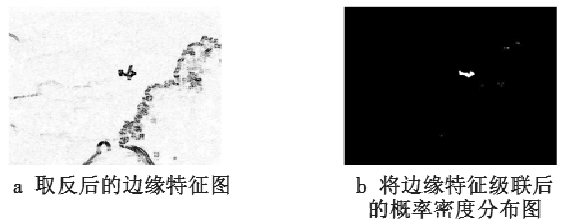


图6 级联边缘特征

Fig. 6 Cascading edge features

2.2 动态更新目标模板

跟踪初期,视频中目标的特征与目标模板特征较为匹配,但是随着背景、光照以及飞机自身的角度、尺度变化,目标对象与原始模板的匹配度随之降低,目标模板将无法适应跟踪场景中目标的动态变化^[8]。图7给出了在没有模板更新环节下的早期及中后期的概率密度分布图。

可以发现,早期图像的概率密度分布图中目标区域较为完整,但是中后期目标则丢失了部分特征。

本文采用动态更新目标模板的方法进行了改进,目标模板的动态更新实质上是目标模板特征直方图的

动态更新,其算式为

$$h(H_k) = mh(H_k)_{\text{new}} + (1-m)h(H_k)_{\text{old}} \quad (5)$$

式中: $h(H_k)_{\text{new}}$ 为更新之后目标特征直方图的统计值; $h(H_k)_{\text{old}}$ 为更新之前目标特征直方图的统计值; m 为更新后的特征直方图在本次计算中的权值,为了避免偶然因素对特征直方图的影响, m 取值为0.2。考虑到目标在相邻帧间的特征变化极其细微,且在全遮挡的情况下无法提取目标,动态更新将每隔30帧且在无目标遮挡的情况下进行。图8给出了与图7b同一帧图像在经过更新后的概率密度分布图,大部分特征得以保留。



图7 模板更新前不同阶段下的概率密度分布图

Fig. 7 Probability density distribution at different stages before template updating



图8 模板更新后的概率密度分布图

Fig. 8 Probability density distribution after template updating

3 轨迹预测

在目标被全遮挡的情况下,可以通过轨迹预测得到目标的预估位置。本文引入二次遮挡判断进行遮挡检测,并在此基础上对Kalman滤波器进行了参照点的修正,提出了相对Kalman模型。

3.1 二次遮挡判断

目标模板与运动目标之间的距离可作为相似性度量的依据^[9]。为了减少计算量、提高跟踪的实时性,本文引入了二次遮挡判断的方法:一次判断计算预测值与测量值的差,与设定的阈值进行比较;二次判断利用巴氏距离进行相似性度量。

一次判断通过比较当前计算出的目标坐标值与最优估计值(预测值)之差来判断目标是否被遮挡^[10],能够缩小遮挡范围以节约时间成本,判断标准如下

$$r(k) = \sqrt{(x(k) - \hat{x}(k))^2 + (y(k) - \hat{y}(k))^2} \quad (6)$$

式中: $x(k)$ 与 $y(k)$ 为跟踪结果值的横纵坐标; $\hat{x}(k)$ 和 $\hat{y}(k)$ 为Kalman预测值的横纵坐标。当 $r(k)$ 大于阈值

时,初步判定目标被遮挡,进入二次判断。

二次判断通过巴氏距离衡量目标模板与视频图像中跟踪目标的相似度,进一步提高遮挡判断的精准性。为了提高计算效率、去除方向、尺度、姿态变换对距离测量的干扰,本文将在图像H通道颜色特征直方图上进行计算,巴氏系数与巴氏距离的算式为

$$\rho = \rho(p, q) = \sum_{k=0}^{n-1} \sqrt{p(H_k)q(H_k)} \quad (7)$$

$$d = -\ln \rho = -\ln \left(\sum_{k=0}^{n-1} \sqrt{p(H_k)q(H_k)} \right) \quad (8)$$

式中: n 和 H_k 分别为H通道颜色分量等分的份数以及每份对应的分段; $p(H_k)$ 和 $q(H_k)$ 表示在目标模板和视频图像中 H_k 段直方图统计值占总统计值的比例。通过对算法训练视频集的实验得出距离的阈值取1最为合适。

3.2 相对Kalman模型

Kalman模型是一种时域滤波器,它能通过不断地预估(时间更新)和校正(测量更新)实现对运动系统的最优状态估计。现有一动态系统,定义其状态空间模型如下。

状态方程为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{U}_k + \mathbf{W}_k \quad (9)$$

测量方程为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (10)$$

式中: \mathbf{X}_k 表示在 k 时刻的系统状态; \mathbf{Z}_k 表示在 k 时刻的系统测量值; \mathbf{A} 为状态转移矩阵; \mathbf{B} 与 \mathbf{U}_k 分别为外部控制矩阵和控制向量; \mathbf{H} 为测量系统的参数; \mathbf{W}_k 与 \mathbf{V}_k 表示过程噪声。

假设 $k-1$ 时刻的最优状态估计为 \mathbf{X}_{k-1} , k 时刻的观测值为 \mathbf{Z}_k ,则Kalman滤波算法的状态预测方程为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}\mathbf{U}_k \quad (11)$$

测量误差为

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} \quad (12)$$

状态最优估计方程为

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}\hat{\mathbf{y}}_k \quad (13)$$

式中, \mathbf{K} 为最优Kalman增益。

需要注意的是,状态转移矩阵 \mathbf{A} 的选择至关重要,它关系到Kalman模型的预测速度是否能跟上目标的运动速度,如果把观测状态值设为 (x, y) ,则相应的 \mathbf{A} 为 2×2 的状态转移矩阵,此时的跟踪速度很慢,不能满足实时预测的要求,需要添加观测状态的个数。本文将状态值设为 (x, y, dx, dy) ,定义状态矩阵为 $\mathbf{A} =$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 5 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 5 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{能够获得较好的预测速度。}$$

Kalman滤波可以满足轨迹预测的要求,但在视频

集测试的过程中效果却并不理想,经过分析可以发现这并不是 Kalman 滤波本身的问题。在视频录制的过程中,相机为了捕捉飞机,在一部分时间内会将飞机始终置于镜头的中心位置,这在一定程度上对图像中目标位置的变动产生了非线性影响。针对这个问题,本文引入了相对 Kalman 模型。即对背景中心点以及飞行目标与该中心点的差值分别构建 Kalman 模型,通过两者预估位置相减,得出飞行目标的预测位置。

设 $I(x, y)$ 是坐标为 (x, y) 像素的灰度值, n 是灰度值为 1 的像素点个数,则背景中心的坐标为

$$\begin{cases} x_z = \frac{\sum xI(x, y)}{n} \\ y_z = \frac{\sum yI(x, y)}{n} \end{cases} \quad (14)$$

设跟踪搜索到的目标坐标为 (x_m, y_m) , 则目标与中心点的差值为

$$\begin{cases} \Delta x = x_z - x_m \\ \Delta y = y_z - y_m \end{cases} \quad (15)$$

综上,目标的预测值即为背景中心坐标的预测值减去目标与中心点的差值

$$\begin{cases} \hat{x}_m = \hat{x}_z - \Delta \hat{x} \\ \hat{y}_m = \hat{y}_z - \Delta \hat{y} \end{cases} \quad (16)$$

图 9 给出了普通 Kalman 模型与相对 Kalman 模型下目标 x 坐标和 y 坐标的预测结果。

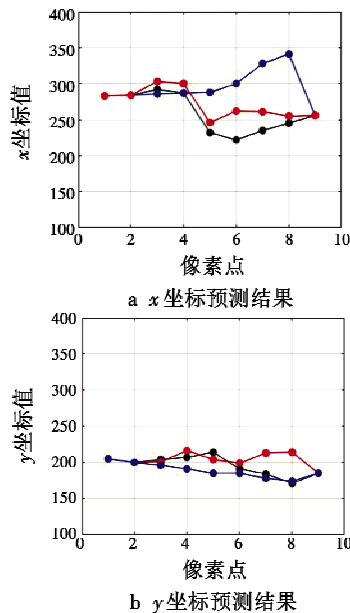


图 9 不同模型下的坐标预测结果

Fig. 9 Coordinate prediction results under different models

图 9 中,黑色折线为目标实际坐标,蓝色折线为原始 Kalman 模型预测值,红色折线为相对 Kalman 预测结果,可以发现,相对 Kalman 模型在一定程度上校正了目标 x 坐标的预测结果。

3.3 算法实现

本文提出了一种动态的基于多特征融合与相对 Kalman 模型的目标跟踪与轨迹预测算法,其算法步骤如下。

1) 通过手工标定进行运动目标粗分割,运用同态滤波解决光照不均的问题,提取出目标模板图像,构建并联特征。根据模板位置初始化 Kalman 模型。

2) 读取下一帧图像,提取图像的并联特征以及 Sobel 算子边缘特征,利用目标模板概率分布对图像进行转换,结合边缘特征图级联生成用于迭代的概率密度分布图。

3) 进行 MeanShift 迭代搜索得到跟踪目标的坐标值,利用相对 Kalman 滤波器预测下一帧目标位置。

4) 根据预测值与搜索值进行一次遮挡判断,若结果为真则进行二次判断。

5) 非遮挡情况下将跟踪结果作为测量值,若判定为遮挡情况则将轨迹预测值作为测量值并输出。

4 实验结果

为了验证所提算法的有效性,本文以 Visual Studio 2013 和 OpenCV 2.4.8 为开发平台,在 Intel® Core™ i5-4590 CPU, 3.3 GHz, 4 GiB 内存、Windows7 计算机上,采用西澳大学计算机与软件工程学院实验室从 2006 年飞行比赛中收集的视频^[11]进行了测试。7 段视频包含的详细信息如表 1 所示。

表 1 测试集视频详细信息表

Table 1 Details of video test set

编号	帧数	场景详细信息
1	619	基础场景,天空背景单一,存在小幅度飞机角度尺度变换
2	1214	背景较为复杂,存在树木全遮挡的情况,遮挡时长约 120 帧
3	795	天空背景,存在连续云层半遮挡的情况,每次约 2~3 帧,共 30 帧
4	381	天空背景,存在由于相机焦距变化造成飞机尺度变化
5	622	天空背景,存在大幅度的飞机自身尺度的变化,最小时飞机约 3 个像素点大小
6	1302	天空背景,存在严重的光照不均
7	422	背景部分复杂,存在飞鸟的运动干扰(飞鸟运动速度较快)

图 10 给出了在飞机自身角尺度变换、环境变化以及外物干扰下的测试结果。其中,图 10a 和图 10b 中飞机自身发生了角尺度变换;图 10c 和图 10d 中存在严重的光照不均现象;图 10e 和图 10f 中有运动飞鸟的干扰;图 10g 和图 10h 中飞机穿越云层,造成了半遮挡的情况。

图 11 给出了在全遮挡下的轨迹预测结果,飞机在进入遮挡前和飞出遮挡后显示的是通过跟踪算法搜索

到的目标位置,飞机被树丛遮挡时显示的是相对 Kalman 模型预测的坐标值。



图 10 飞机角尺度变换、环境干扰下的跟踪测试
Fig. 10 Tracking testing under aircraft angle scaling and environmental disturbances

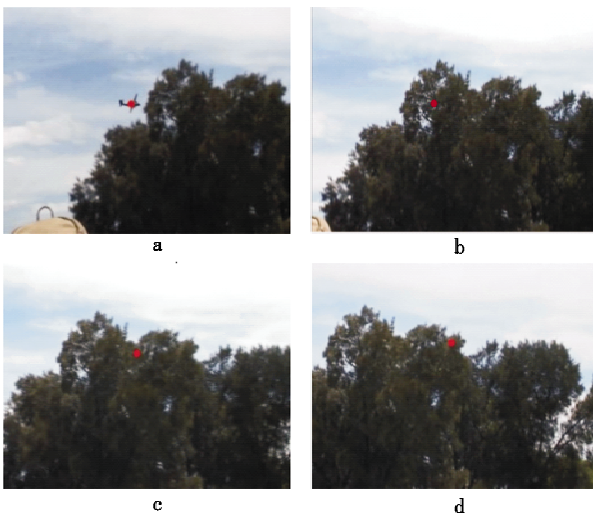


图 11 全遮挡下的轨迹预测



图 11 全遮挡下的轨迹预测
Fig. 11 Trajectory prediction in the case of complete occlusion

下面给出了算法准确性、实时性的评判指标,其中准确性主要由准确率和丢帧率进行度量,准确率为

$$R = \frac{P_r}{P_{\text{end}} - P_{\text{start}}} \times 100\% \quad (17)$$

式中: P_r 为准确跟踪的帧数; $P_{\text{end}} - P_{\text{start}}$ 为从开始跟踪到跟踪结束过程中的视频总帧数。

丢帧率为

$$D = \frac{P_d}{P_{\text{end}} - P_{\text{start}}} \times 100\% \quad (18)$$

式中, P_d 为丢失的帧数。

实时性主要取决于目标跟踪系统对每帧图像的处理时间。设一次跟踪所需的时间为 T_{ii} , 则有

$$T_t = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} T_{ii} \quad (19)$$

式中, n 为跟踪次数,即视频总帧数。

7 段测试视频共计约 5355 帧,在使用相对 Kalman 进行轨迹预测前,正确跟踪 5174 帧,跟丢 181 帧,准确率为 96.62%,丢帧率为 3.38%;加入遮挡判断以及轨迹预测后,正确跟踪 5293 帧,跟丢 62 帧,准确率为 98.8%,丢帧率为 1.2%。

算法训练视频集单次跟踪平均耗时 40 ms 左右,市面上常见的 PENTAX 镜头视角约为 108° ,计算可得:时速为 850 m/s 的超音速战斗机只要与摄像头保持 25 m 以上的距离,时速为 255 m/s 的民航客机保持 7 m 以上的距离,则均不会脱离摄像头的拍摄范围。

实验结果表明,本文提出的跟踪算法具有较强的准确性、稳定性与实时性,且在全遮挡的情况下预测效果较好。

5 结论

为了解决在利用机载光电平台进行“空对空”目标跟踪时,跟踪效果受环境影响较大且全遮挡情况下目标容易跟丢的问题,本文对传统 CamShift 跟踪算法进行了改进,提出了一种基于目标多特征融合与相对 Kalman 模型的目标跟踪与轨迹预测算法。本文通过

(下转第 107 页)

6 结论

本文着重研究四旋翼无人机轨迹跟踪控制系统设计问题。针对四旋翼无人机非线性、强耦合、欠驱动的特性,本文设计了一种基于线性自抗扰的轨迹跟踪控制方法,并通过与传统PID控制方法的对比仿真实验来验证所提方法的抗扰性和鲁棒性。在今后的工作中将利用实际四旋翼无人机来进行实际平台验证,完成自抗扰控制器从理论到实践的过渡。此外还将尝试把自抗扰控制技术与其他智能控制方法相结合,以取得更好的四旋翼无人机轨迹跟踪控制效果。

参考文献

- [1] 陈雯雯. 小型四旋翼无人机轨迹规划算法研究[D]. 青岛: 青岛理工大学, 2015.
 - [2] 胡锦涛, 舒怀林. 基于PID神经网络的四旋翼飞行器控制算法研究[J]. 自动化与信息工程, 2015, 36(1): 18-22.
 - [3] 王璐, 李光春, 王兆龙, 等. 欠驱动四旋翼无人飞行器
的滑模控制[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2012, 33(10): 1248-1253.
 - [4] CSANK J, GAO Z. Uncertainty reduction through active disturbance rejection[C]//American Control Conference, 2008: 3689-3694.
 - [5] 韩京清. 自抗扰控制器及其应用[J]. 控制与决策, 1998(1): 19-23.
 - [6] 刘一莎, 杨晟萱, 王伟. 四旋翼飞行器的自抗扰飞行控制方法[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(10): 1351-1360.
 - [7] 张岳军. 基于鲁棒与完全跟踪控制的四旋翼无人直升机飞控系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
 - [8] 陈增强, 孙明玮, 杨瑞光. 线性自抗扰控制器的稳定性研究[J]. 自动化学报, 2013, 39(5): 574-580.
 - [9] 彭艳, 刘梅, 罗均, 等. 无人旋翼机线性自抗扰航向控制[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8): 1894-1900.
 - [10] YANG X X, HUANG Y. Capabilities of extended state observer for estimating uncertainties [C]//American Control Conference, IEEE, 2009: 3700-3705.
- (上接第79页)
- 同态滤波解决光照不均问题,并通过构建掩膜图像进行目标提取;将H通道、V通道、LBP纹理特征并联,与Sobel算子提取的边缘特征级联构建目标特征模板,并在无遮挡的情况下隔帧动态更新目标,提高了跟踪的准确性与长期稳定性;在处理全遮挡问题的时候,利用二次遮挡判断的方法节省了计算成本、提高了判断的效率,并通过相对Kalman模型校正了在相机相对移动时偏移的背景中心,对目标进行了有效的轨迹预测。
- 研究中仍存在一些不足,遮挡情况下轨迹预测的准确性有待提高,在长时间、全遮挡的情况下的目标跟踪依旧是当前的研究难点。
- ### 参考文献
- [1] 王连明. 机载光电平台的稳定与跟踪伺服控制技术研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2002.
 - [2] 王鑫, 唐振民. 一种改进的基于Camshift的粒子滤波实时目标跟踪算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(10): 1507-1514.
 - [3] 李冠彬, 吴贺丰. 基于颜色纹理直方图的带权分块均值漂移目标跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学
学报, 2011, 23(12): 2059-2066.
 - [4] 李凌. 融合颜色和边缘特征的改进型CamShift跟踪算法[J]. 激光杂志, 2017, 38(7): 138-142.
 - [5] 闫钧华, 陈少华, 艾淑芳, 等. 基于Kalman预测器的改进的CamShift目标跟踪[J]. 中国惯性技术学报, 2014, 22(4): 536-542.
 - [6] 刘亚伟, 李小民, 陈为元. 基于改进CamShift融合Kalman滤波的无人机目标跟踪研究[J]. 光电与控制, 2017, 24(8): 33-37.
 - [7] 袁国武. 智能视频监控中的运动目标检测和跟踪算法研究[D]. 昆明: 云南大学, 2012.
 - [8] 乐应英, 仲涛. 适用于遮挡和目标尺度变化的改进CamShift算法[J]. 计算机与数字工程, 2015(6): 1018-1022.
 - [9] 姚志均. 一种新的空间直方图相似性度量方法及其在目标跟踪中的应用[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(7): 1644-1649.
 - [10] 许晓航, 肖刚, 云霄, 等. 复杂背景及遮挡条件下的运动目标跟踪[J]. 光电工程, 2013(1): 23-30.
 - [11] MIAN A S. Realtime visual tracking of aircrafts [C]//Digital Image Computing: Techniques and Applications, IEEE Computer Society, 2008: 351-356.