

# 机载红外平台下空中目标三维运动估计方法

黄静颖, 马玉莹, 乔志平, 黄成章

(华北光电技术研究所, 北京 100015)

**摘要:** 空中目标运动状态的自由度更高, 目标的运动状态更难获知。现有的方法聚焦于二维空间(方位、俯仰)相对运动轨迹估算, 忽略了侦查平台自身姿态变化对目标运动轨迹估算的干扰, 难以直接应用于机载红外平台应用。针对该问题, 本文提出一种机载红外平台下空中目标三维运动估计方法, 测算目标在北西天坐标系下各向的运动状态。为提升目标位置估算的精度, 本方法引入了目标距离信息, 及侦查平台的自身姿态信息, 提升红外目标运动状态估计的抗干扰性。本文方法首先采用基于 TLD 和卡尔曼滤波的目标跟踪模块, 采用先检测后跟踪的策略, 同时采用卡尔曼滤波缓解目标质心抖动对目标位置估算精度的影响; 其次提出长短时策略距离预测模块, 用于预测补充激光测距器未获取到的目标距离信息; 最后通过基于先验信息的空中目标运动估计模块, 获取目标在北西天坐标系下各向的运动状态, 实现对空中目标三维运动信息估计。在已知空中目标三维运动信息条件下, 通过本文方法可以反向解算目标在当前侦查系统的二维空间信息。实验结果表明, 本方法目标距离预测结果误差小于 50 m, 参考坐标系下北西天各向速度误差小于 25 m/s, 当侦查系统姿态角发生变化时, 本文方法对目标跟踪的稳定性优于卡尔曼滤波。

**关键词:** 激光预测; 目标跟踪; 目标运动估计

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2025)01-0097-11

## A 3D Motion Estimation Method of Aerial Targets for Airborne IR Platforms

HUANG Jingying, MA Yuying, QIAO Zhiping, HUANG Chengzhang

(North China Research Institute of Electro-Optics, Beijing 100015, China)

**Abstract:** The degrees of freedom in the motion state of aerial targets are higher, and the target motion state is more difficult to obtain. Existing methods focus on estimating the relative motion trajectory in two-dimensional space (azimuth and pitch), ignoring the interference of the reconnaissance platform's own attitude changes on the target's motion trajectory estimation, making direct application to airborne IR platform applications difficult. To address this problem, this study proposes a three-dimensional (3D) motion estimation method for airborne targets under an airborne IR platform to measure the target's motion status in all directions in the coordinate system of the northwest sky. To improve the accuracy of the target position estimation, this method introduces the target distance and the attitude of the detection platform to enhance the anti-interference performance of the IR target motion state estimation. Our method first uses a target-tracking module based on the TLD and a Kalman filter utilizing a detection-based tracking strategy. The Kalman filter is employed to alleviate the effects of target centroid jitter on the target position estimation accuracy. Second, a long-short strategic distance prediction module is proposed to supplement the target distance information not obtained by the laser rangefinder. Finally, the motion status of the target in each direction in the northwest-sky coordinate system is obtained using the aerial target motion estimation module based on prior information. Under the condition that the 3D motion information of the aerial target is known, the 2D spatial information of the target in the current reconnaissance system can be solved in reverse using this method. Experimental results show that the error in the target distance prediction result of this method is less than 50 m, and the velocity error of the northwest-sky coordinate system is less than 25 m/s. When the

收稿日期: 2023-09-15; 修订日期: 2024-01-19.

作者简介: 黄静颖(1994-), 女, 工程师, 主要研究方向为光电图像处理, 光电检测技术。E-mail: jyhuang33@sina.com。

attitude angle of the detection system is changed, the target-tracking stability of this method is better than that of the Kalman filter.

**Key words:** laser prediction, target tracking, target motion estimation

## 0 引言

红外目标跟踪技术作为运动物体视觉分析中的核心技术及底层问题,该技术是后续各种高级处理例如定位导航<sup>[1]</sup>、目标行为识别<sup>[2]</sup>、目标追踪及交通管制等领域的基础<sup>[3-4]</sup>,也是监控技术自动化的关键。由于目标的运动场景复杂且经常发生变化、目标的运动状态也随机变化,如何在复杂场景中稳定跟踪不断变化的目标是一个具有很高挑战性的任务<sup>[5]</sup>。在红外远距离跟踪任务中,目标遮挡和复杂背景杂波干扰是最常见的难题,文献[6]中指出,利用目标的运动信息,预测目标运动轨迹,既能够有效提高目标跟踪的抗干扰性,又能有效避免遮挡导致的跟踪丢失。然而,在实际应用中目标的运动状态往往难以预先获知,特别是空中目标,运动的自由度更高,目标的运动状态的预测更加困难。因此,研究一种机载红外平台下空中目标三维运动估计方法具有重要的意义。

单目标跟踪任务就是在给定某视频序列初始帧的目标大小与位置的情况下,预测后续视频帧中目标的大小与位置。常用的传统目标跟踪模型可以划分为生成式模型和判别式模型。生成式模型不考虑背景因素,通过构建和逐步完善目标的运动模型预估目标的后续运动状态,典型的方法有卡尔曼滤波<sup>[7]</sup>、Meanshift<sup>[8]</sup>等。而判别式模型则将目标跟踪任务看作一个二元分类问题,通过训练目标和背景的二分类器,继而通过分类器从候选目标中确定跟踪目标,典型的方法有相关滤波 Circulant Structure Kernels (CSK)<sup>[9]</sup>、Kernelized Correlation Filters (KCF)<sup>[10]</sup>、Spatially Regularized Discriminative Correlation Filters (SRDCF)<sup>[11]</sup>等。这类方法依赖目标特征提取和建模,目标特征模型更新越快,跟踪抗干扰性越差;目标特征模型更新越慢,目标越容易跟踪丢。基于深度学习的目标跟踪算法通过在超大规模的数据集上离线学习关于目标的通用特征,然后在跟踪时利用第一帧图像信息进行进一步微调模型参数,在后续帧中寻找与初始帧最相似的区域作为目标的当前位置,例如 DLT (Deep Learning Tracker)<sup>[12]</sup>、FCNT (Fully Convolutional Network for Tracking)<sup>[13]</sup>、Siam R-CNN<sup>[14]</sup> (Siamese Region-based Convolutional Neural Network),这类算法依赖于预训练目标特征、当目标

外观发生变化时,容易发生目标漂移,同时这类算法计算量大、难以满足高帧频设备的实时性需求。

特征建模和搜索范围的确定是上述方法的难题,复杂环境中(比如运动模糊、变形、旋转和光照等)跟踪性能较差。上述两种类型方法通常采用二维空间上的目标位置信息(通过红外图像的像素位置信息进行转换获得),忽略侦查设备自身的姿态位置等变化、侦查设备与目标之间的相对距离信息。然而在实际应用场景中,如图 1 所示,机载平台自身姿态随时可能发生变化,当机载平台自身发生姿态变化时,观测目标的成像像素位置同步发生突变,即机载平台下目标对应的方位俯仰位置发生突变,如图 2 所示。因此,上述两种类型方法仅考虑二维平面空间下运动,难以直接用于机载光电平台下空中目标运动估计,当目标被遮挡或丢失情况下,若侦查系统自身姿态同时发生运动变化,则目标跟踪失败。

基于成像系统的目标运动估计方法主要是从二维图像中检测识别出目标,并获取目标的像素位置信息,通过相机模型映射出目标对应的空间位置(例如方位、俯仰),然后进行目标运动轨迹预测<sup>[15]</sup>,预测目标未来某个时刻的位置。现有的目标运动轨迹预测方法一般分成基于运动模型建模求解的方法和基于深度神经网络的运动轨迹模拟方法<sup>[16]</sup>。由于目标的运动模型通常是非线性系统,基于运动模型建模求解的方法<sup>[17-18]</sup>建立目标实际的运动模型比较困难,该类方法运动轨迹预测的精度主要取决于运动模型的精度。基于深度神经网络的方法通过构建深度神经网络(例如循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN<sup>[19-20]</sup>)),并采用事先获知的目标轨迹数据对神经网络进行训练,模拟目标的实际运动轨迹,最后采用训练好的网络模型预测目标的运动轨迹。然而实际场景中,目标运动不规律,预先采集到的目标轨迹数据与实际的运动轨迹不一定相符,该方法依赖于预先采集目标轨迹的完整性、与实际运动的相符程度及模型的训练精度。由于红外成像系统缺乏目标的距离信息,在目标检测过程中难以估计出空中目标的精确位置,这两类方法对空中目标轨迹预测的精度受限。针对该问题通常借助机载红外平台中激光测距器,实时获取稳定跟踪目标的距离信息,通过坐标系转换得到目标的位置信息。然而实际场景中,激光测距器难以获取连贯稳定的远距离目标的距离信息。

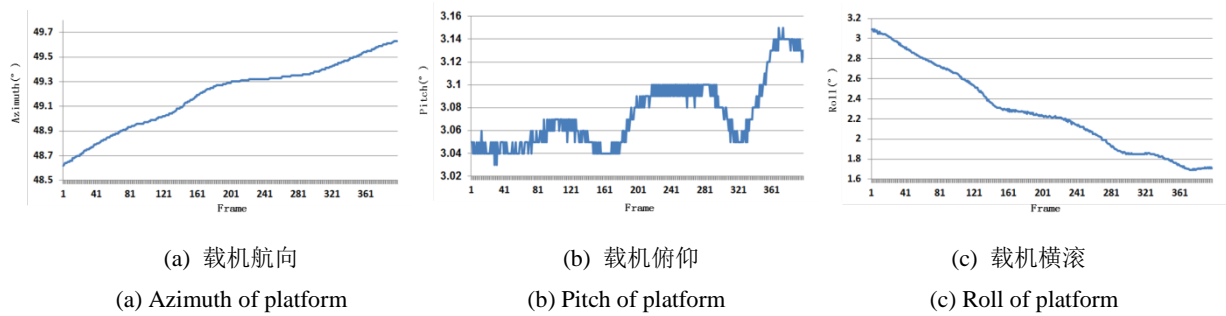


图1 侦查设备姿态变化趋势

Fig.1 Trend of attitude change of reconnaissance platform

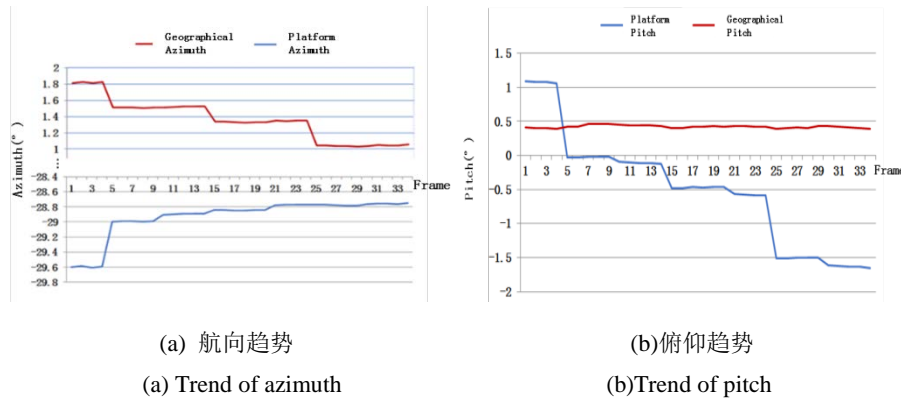


图2 同一目标设备方位俯仰和地理方位俯仰变化趋势

Fig.2 Trend of changes in device azimuth pitch and geographic azimuth pitch for the same target device

综上所述,空中目标运动轨迹估计存在以下难点:一是如何获取目标精确位置;二是如何构建合适的目标运动模型。

针对上述现有算法存在的问题,本文提出一种机载红外平台下空中目标三维运动估计方法,通过引入目标距离信息估算目标在参考坐标系上的位置,进而计算出目标各向运动速度,用于后续目标追踪和目标遮挡的预测、目标丢失重新捕获任务中。不同于卡尔曼滤波<sup>[7]</sup>、Meanshift<sup>[8]</sup>等方法,本文方法在引入了三维的空间信息即目标距离基础上,同时考虑了侦查平台自身姿态实时变化的影响,缓解由于侦查系统自身姿态变化导致的跟踪丢失,目标轨迹模型失效问题,提升空中目标跟踪的抗干扰性。本文方法中首先提出基于TLD(Tracking Learning Detection)和卡尔曼滤波的目标跟踪模块,该模块采用先检测后跟踪的策略对目标进行跟踪,针对目标检测质心位置不稳定,给后续的目标运动状态估计带来较大误差的问题,本文采用卡尔曼滤波对跟踪结果进一步修正;本文提出长短时策略距离预测模块,结合长时目标距离变化趋势和短时目标距离变化速率,对未能捕获目标距离信息的时刻进行距离预测;最后本文提出基于先验信息的空中目标运动估计模块,通过引入侦查系统自身的运

动信息,将目标和侦查系统的相对位置映射到固定参考坐标系——北西天坐标系,进而计算出目标在固定坐标系下的运动状态。

实验数据表明本文方法的目标距离预测误差小于50m,目标在北西天各向速度预测误差小于25m/s。

## 1 机载光电平台下空中目标三维运动估计系统

本文中机载光电平台下空中目标三维运动估计系统分成三个模块:一是基于TLD和卡尔曼滤波的目标跟踪模块,获取目标的二维位置信息,用于后续目标测距和运动状态估计;二是长短时策略距离预测模块,用于对未捕获距离信息进行预测补充;三是基于先验信息的空中目标运动估计模块,整合目标距离信息和侦察系统的运动信息,得到目标在参考坐标系中的运动状态。算法的总体流程如图3所示。

### 1.1 基于TLD和卡尔曼滤波的目标跟踪模块

图4中蓝色曲线分别展示了跟踪目标的方位和俯仰,从图中可以直观看出,由于检测目标的质心位置容易出现偏移,跟踪目标方位俯仰的抖动比较明显,若将该跟踪信息直接用于后续目标运动状态估计,目标运动轨迹估计误差较大。针对上述问题,本方法中

目标跟踪模块采用先检测后跟踪策略 (TLD<sup>[21]</sup>), 提出基于引导滤波和卡尔曼滤波的目标跟踪模块, 该模块可以分成 3 个步骤: 一是基于引导滤波背景抑制<sup>[22]</sup>, 提取图像中的潜在目标; 二是时域数据关联, 对图像序列中潜在目标进行关联, 避免偶然干扰导致的虚警; 三是卡尔曼滤波, 对目标位置进行平滑, 缓解质心抖动影响, 获取更准确的位置估计, 具体如图 5 所示。

基于引导滤波背景抑制利用目标显著性特性, 首先采用保边性能良好的引导滤波<sup>[22]</sup>预测图像的背景; 其次用原始图像减去预测的背景图像得到潜在目标图像, 初步抑制图像背景, 增强目标信号; 然后借鉴软阈值非极大值抑制<sup>[23]</sup>思想, 计算原始图像中每个像素位置属于目标的概率, 通过将目标概率与背景抑制

结果加权进一步抑制不满足目标特性的潜在目标, 同时增强潜在目标的信号; 最后采用分块自适应阈值<sup>[24]</sup>将目标从图像中分割出来。

时域数据关联步骤通过对图像序列中每帧图像检测结果进行处理, 剔除单帧偶然出现的干扰。该技术首先采用点源合并技术<sup>[25]</sup>, 对分割二值热力图进行合并, 形成不同目标区域; 然后统计目标区域质心位置、面积、灰度特性; 最后采用相似性判别对检测结果进行关联, 当累计关联帧数超过预设阈值  $F$  时, 则标记为上报目标。在跟踪波门内, 可能存在不止一个目标检测结果, 在进行卡尔曼滤波<sup>[7]</sup>平滑之前, 对上报目标和跟踪目标作一次相似性关联, 确定最终跟踪上报目标。

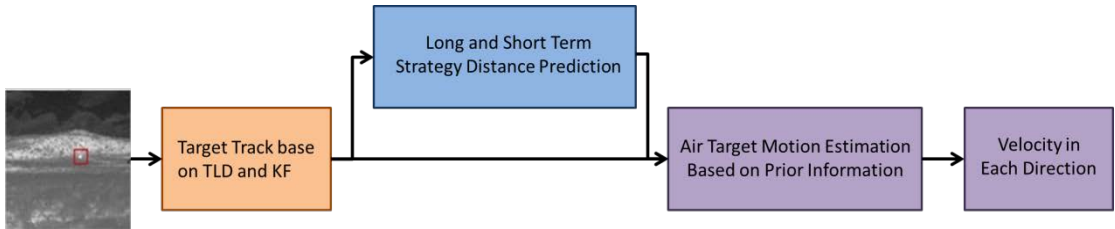


图 3 本文算法总体流程  
Fig.3 Overall algorithmic flow of this paper

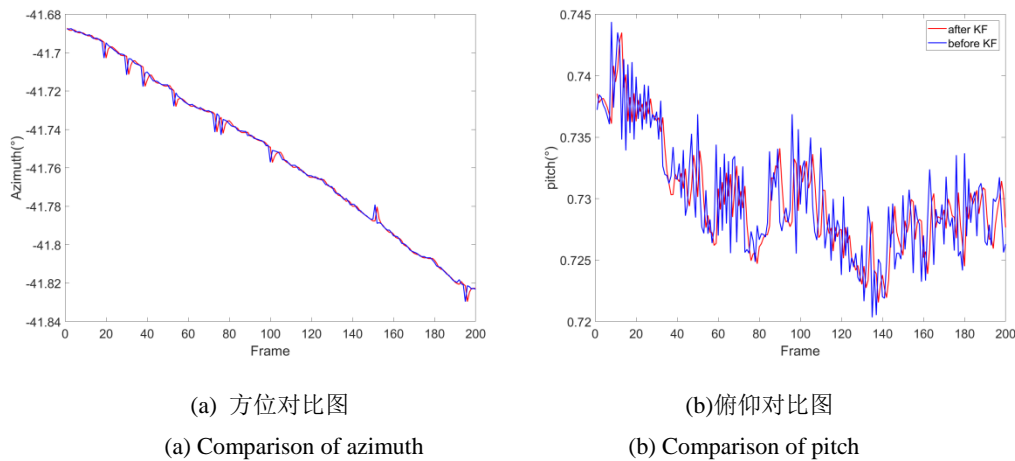


图 4 跟踪目标卡尔曼滤波前后的方位俯仰对比图

Fig.4 Comparison of azimuth and pitch before and after Kalman filtering for tracked target

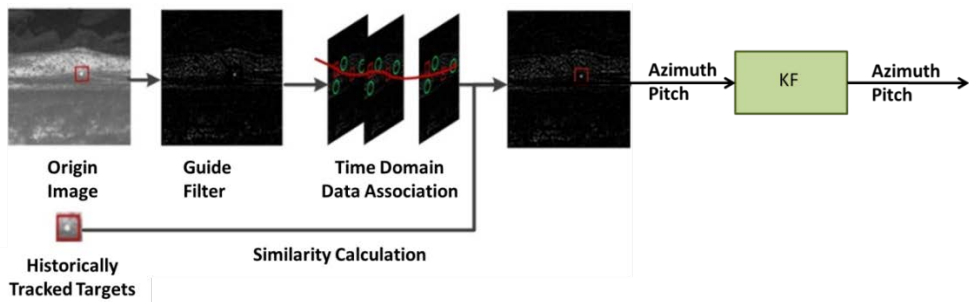


图 5 基于 TLD 和卡尔曼滤波的目标跟踪流程

Fig.5 Target tracking procedure based on TLD and kalman filtering

卡尔曼滤波是一种对动态系统的状态序列进行线性最小方差估计的方法,利用当前时刻的状态预测值和当前目标检测结果预估目标当前的状态,过滤目标检测中质心抖动的影响。卡尔曼滤波包括预测和更新两个部分,具体流程如下:

系统状态预测:

$$X(k|k-1)=AX(k-1|k-1) \quad (1)$$

误差协方差预测:

$$P(k|k-1)=AP(k-1|k-1)A'+Q \quad (2)$$

增益系数方程:

$$K_g(k)=P(k|k-1)H'/[HP(k|k-1)H'+R] \quad (3)$$

系统状态更新:

$$X(k|k)=X(k|k-1)+K_g(k)[Z(k)-HX(k|k-1)] \quad (4)$$

先验协方差更新:

$$P(k|k)=[I-K_g(k)H]P(k|k-1) \quad (5)$$

式中:  $X(k)$  是  $k$  时刻的系统状态;  $A$  是系统状态转移矩阵;  $H$  为观测矩阵;  $Q, R$  分别代表了过程噪声和观测噪声的协方差;  $K_g$  为卡尔曼增益;  $P$  为系统协方差;  $Z$  为本文目标检测结果。

## 1.2 长短时策略距离预测模块

为实时获取稳定跟踪目标的距离信息,提升空中目标位置的精确度,本文方法在目标运动估算过程中引入了第三维的空间信息即目标距离,目标距离值越稳定越连续,目标位置估计越准确。在对运动目标实时跟踪的基础上,激光测距技术可以获取目标的距离信息。然而目标距离越远,激光测距器越难获取连续的距离信息。因此,提出一种准确的目标距离预测方法有助于提升本文方法的抗干扰性。现有的目标距离预测方法通过计算测距丢失前短时内激光值变化速率进行距离信息预测,如图6所示(其中隐藏值即真实激光距离值,在本方法中隐藏部分真实值模拟激光距离丢失,用于比对预测趋势),这类方法对目标距离值的变化速率和变化趋势(递增或递减)预测容易出

现误判。因此本方法提出一种长短时策略距离预测模块,该模块分成两个步骤:一是短时目标距离变化速率计算;二是长时目标距离变化趋势判定。长时目标距离变化趋势判定模块计算近  $M$  秒目标测距值的变化趋势;而短时目标距离变化速率则计算模块计算连续  $N$  次目标的变化速度,其中连续  $N$  次变化速度皆需长时变化趋势的;最后通过已知目标距离值的变化速度和变化趋势(递增或递减)预测后续时间的目标距离值。

长短时策略距离预测模块算法流程如图7所示。

具体算法运行流程如下:

1) 设置目标距离预测窗口大小  $w_s$ , 目标速度变化范围  $[V_{\min}, V_{\max}]$ ;

2) 若当前时刻有激光测距返回值时,直接输出该激光值,作为当前目标距离值;

3) 若当前激光测距返回值为0(即无激光返回值),则计算短时目标距离变化速度,短时目标距离变化速度计算流程如下:

①根据公式(6)计算目标距离预测窗口内目标变化速度:

$$V_l^{t-1} = \frac{(l^{t-1} - l^{t-2})}{\Delta t} \quad (6)$$

式中:  $l^t$  表示  $t$  时刻的目标距离值;  $\Delta t$  表示  $t$  时刻和上一时刻的时间差值;  $V_l^t$  表示  $t$  时刻的目标距离变化速度。

②根据公式(7)平滑计算目标距离短时变化速度:

$$V_l = \text{mean}(V_l^i), i \in [t-1-w_s, t-1] \&\& V_l^i < V_{\max} \&\& V_l^i > V_{\min} \quad (7)$$

4) 当前激光测距返回值为0,且满足长时采样  $M$  秒条件,则更新长时激光变化趋势根据公式(8)更新变化趋势  $D$ :

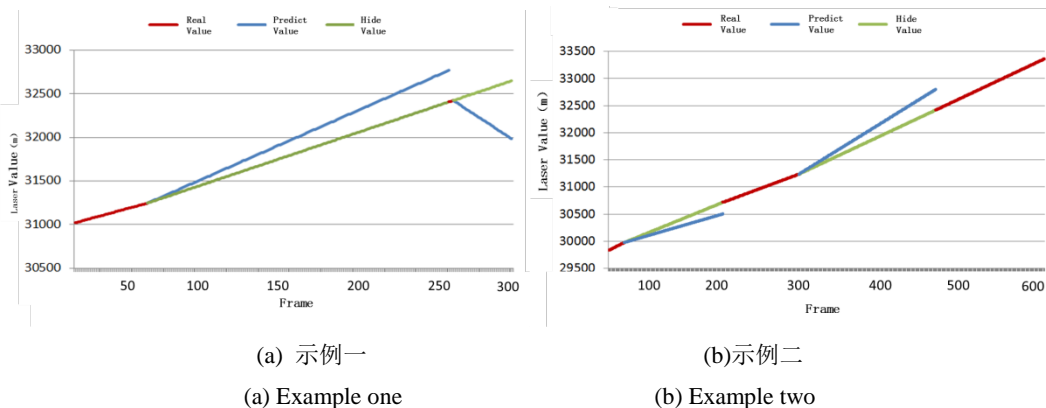


图6 实际目标测距值和本文方法预测距离结果

Fig.6 Target ranging value and predicted distance results in this paper



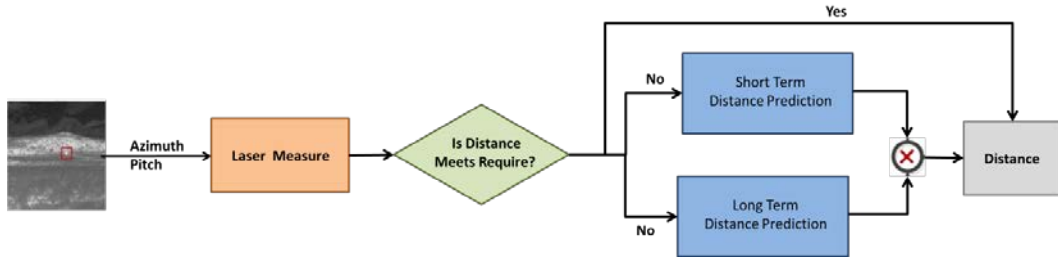


图 7 长短时策略距离预测模块

Fig.7 Long and short term strategy distance prediction module

$$D = \begin{cases} -1, & l' < l'^{-M} \\ 1, & l' > l'^{-M} \end{cases} \quad (8)$$

5) 根据公式(9)计算最终目标距离预测值:

$$l' = l'^{-1} + D \cdot V_l \cdot \Delta t \quad (9)$$

### 1.3 基于先验信息的空中目标运动估计模块

常见的目标跟踪算法<sup>[7-13]</sup>和目标轨迹估计方法<sup>[17-20]</sup>,忽略了侦查系统自身姿态的变化,与地面侦查系统相比,空中的侦查系统姿态变化影响更明显,若忽略该因素,当侦查系统自身发生运动变化,目标容易跟踪丢失,导致后续目标位置计算失效。针对该问题,本文提出基于先验信息的空中目标运动估计模块,采用固定参考坐标系——北西天坐标系,将侦查系统和观测目标的位置关系转换到北西天坐标系,分别估算目标在北西天坐标系下各个方向的运动状态。为了缓解剔除异常测量信息对目标状态估计的干扰,引入了目标运动先验信息对测量数据进行筛选,同时根据空中目标短时间运动变化较缓规律采用一维高斯滤波和中值滤波对测量数据及处理结果分别进行平滑。

如图 8 所示,该空中目标运动估计模块采用先验信息约束和平滑策略,包括 3 个步骤:一是计算先验信息;二是估算空中目标运动状态;三是空中目标运动状态后处理。

先验信息计算通过激光距离信息预估目标和侦查系统之间的线速度,首先设置激光距离的采样窗口  $L_s$ , 然后对采样的激光距离值做中值滤波平滑,最后计算侦查系统与目标的直线相对速度。

根据速度位移公式,空中目标运动状态的估算分成 3 个步骤:一是目标在固定参考坐标系下位置转换;二是相对位移、速度计算;三是相对运动到实际运动状态转换。其中位置转换采用目标信息(激光距离  $r$ 、

方位  $\alpha$ 、俯仰  $\beta$ , 其中目标的方位俯仰是通过目标检测的像素位置和相机模型进行转换得到的)及侦查系统的姿态信息(航向角  $\theta$ 、横滚角  $\gamma$ 、俯仰角  $\phi$ )通过公式(10)分别求出目标在北西天坐标系的坐标,  $x$ 、 $y$ 、 $z$  分别表示北西天坐标系中西向、北向、天向的坐标。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos \gamma & 0 & \sin \gamma & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \gamma & 0 & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi & 0 \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} r \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

当前时刻目标与侦查系统的相对运动速度的具体计算方式如公式(11)所示, 其中  $x^t$ 、 $y^t$ 、 $z^t$  分别表示  $t$  时刻西向、北向、天向的坐标、 $v_{\text{abs}_x}^t$ 、 $v_{\text{abs}_y}^t$ 、 $v_{\text{abs}_z}^t$  分别表示  $t$  时刻目标与侦查系统西向、北向、天向的相对运动速度:

$$\begin{cases} v_{\text{abs}_x}^t = \frac{x^t - x^{t-1}}{\Delta t} \\ v_{\text{abs}_y}^t = \frac{y^t - y^{t-1}}{\Delta t} \\ v_{\text{abs}_z}^t = \frac{z^t - z^{t-1}}{\Delta t} \end{cases} \quad (11)$$



图 8 基于先验信息的空中目标运动估计模块流程

Fig.8 Process of airborne target motion estimation module based on prior information

相对运动到实际运动状态转换计算方式如公式(12)所示:

$$\begin{cases} v_{tx}^t = v_{abs\_sx}^t + v_{dx}^t \\ v_{ty}^t = v_{abs\_sy}^t + v_{dy}^t \\ v_{tz}^t = v_{abs\_sz}^t + v_{dz}^t \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $v_{tx}^t$ 、 $v_{ty}^t$ 、 $v_{tz}^t$  分别表示目标在  $t$  时刻西向、北向、天向的速度;  $v_{dx}^t$ 、 $v_{dy}^t$ 、 $v_{dz}^t$  分别表示侦查系统在  $t$  时刻西向、北向、天向的速度。

空中目标运动状态后处理首先通过空中目标运动先验信息剔除异常运动结果干扰,采用中值滤波和序列平均的平滑方式对预估结果进行处理,得到最终空中目标三维运动运动速度(西向、北向、天向分量)。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 实验设置

本文方法中,基于引导滤波和卡尔曼滤波的目标跟踪模块中,引导滤波参数与文献[22]保持一致。卡

尔曼滤波参数系统状态转移矩阵  $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,

观测矩阵  $H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ , 零均值高斯噪声

$Q = 0.01 * \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $R = 0.045 * \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ , 卡尔曼增

益  $K_g = [0 \ 0 \ 0 \ 0]$ , 系统协方差  $P = 100 * \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,

累计关联帧数  $F=15$ , 长短时策略距离预测模块中激光测距器工作频率为 25 Hz, 目标距离预测窗口大小  $w_s=5$ , 长时采样  $M=1$ , 目标速度变化范围  $[T_{min}, T_{max}] = [200, 320]$ , 激光距离的采样窗口  $L_s=10$ 。

本文分别选取了带有激光测距信息的数据目标迎头飞行及目标尾后飞行的数据,进行验证,目标迎头飞行激光有效距离为 38~45 km, 目标尾后飞行激光有效距离为 29~33 km。

### 2.2 实验结果

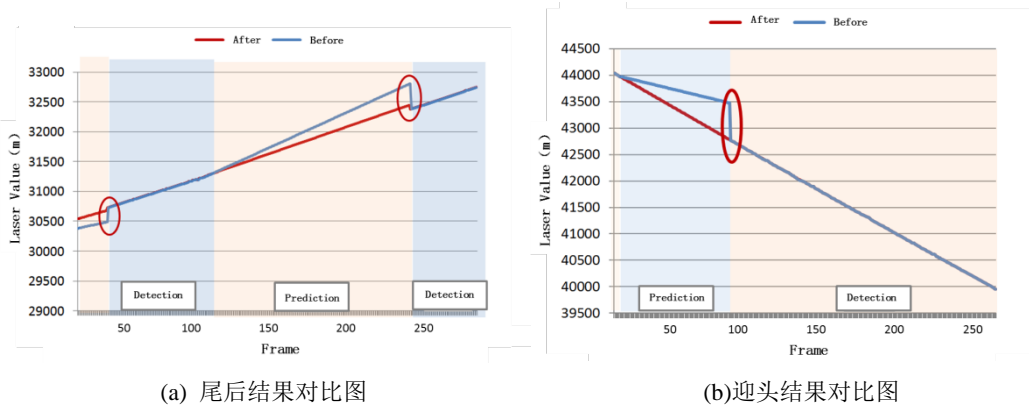
#### 2.2.1 消融性实验

本文设置了两组消融性实验,分别验证长短时策略距离预测模块及本文提出的平滑策略(卡尔曼滤波和运动状态后处理)方法对空中运动目标状态估计的影响,实验结果分别如图 9 和图 10 所示。图 9 分别展示了目标迎头和尾后两种运动状态条件下,改进前后激光距离的预测结果,蓝色、红色曲线分别为改进前、后的预测曲线,图中红色圈突出显示预测结果和实际结果的误差值,从图中可以直观地看出,改进后的预测曲线斜率与实际激光距离变化斜率更相近,改进后距离预测误差显著降低。

从图 10 中可以看出平滑后,目标西、北、天各向速度变化更加平缓,更符合实际运动速度变化规律。

#### 2.2.2 试飞数据实验

为了进一步验证本文方法在实际飞行中,对目标三维运动估计的准确性,本文分别选取了带有激光测距信息的数据目标迎头飞行及目标尾后飞行的数据,进行验证,实验结果图 11 和图 12 所示,可以看出,目标迎头飞行及尾后飞行情况下,本文方法预测的西、北、天 3 个方向的误差均在 25 m/s 以内,线速度误差在 25 m/s 以内。



(a) 尾后结果对比图  
(a) Comparison of tail states  
(b) 迎头结果对比图  
(b) Comparison of head states

图 9 空中目标迎头和尾后状态改进前后激光距离预测结果对比

Fig.9 Comparison of laser distance prediction before and after improvement of head and tail states of airborne targets

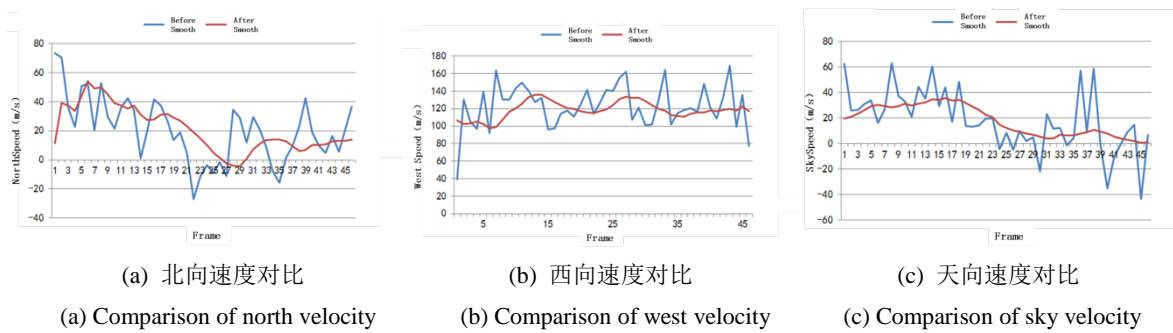


图 10 采用平滑策略前后目标北向、西向、天向速度结果对比

Fig.10 Comparison of north, west, and sky velocity of the target before and after the smoothing strategy

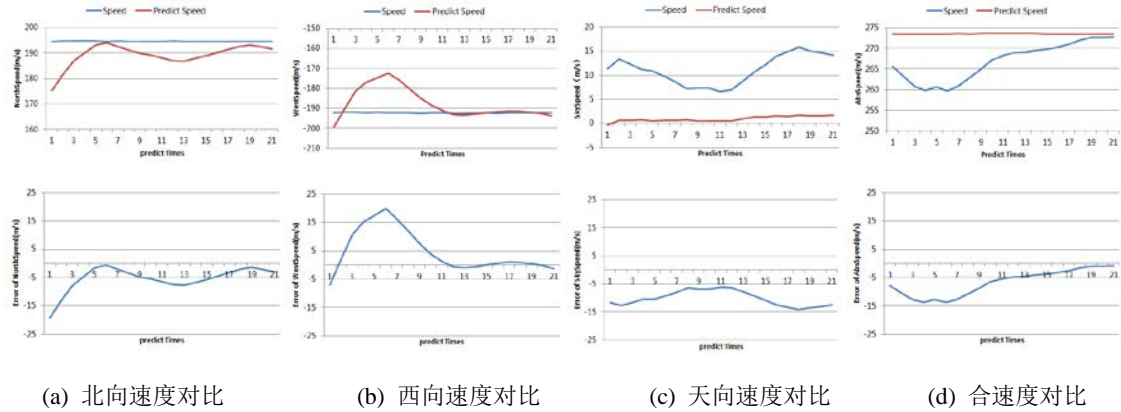


图 11 目标尾后飞行北西天各向速度、线速度对比

Fig.11 Comparison of north, west, sky velocity and linear velocity of tail states of airborne targets

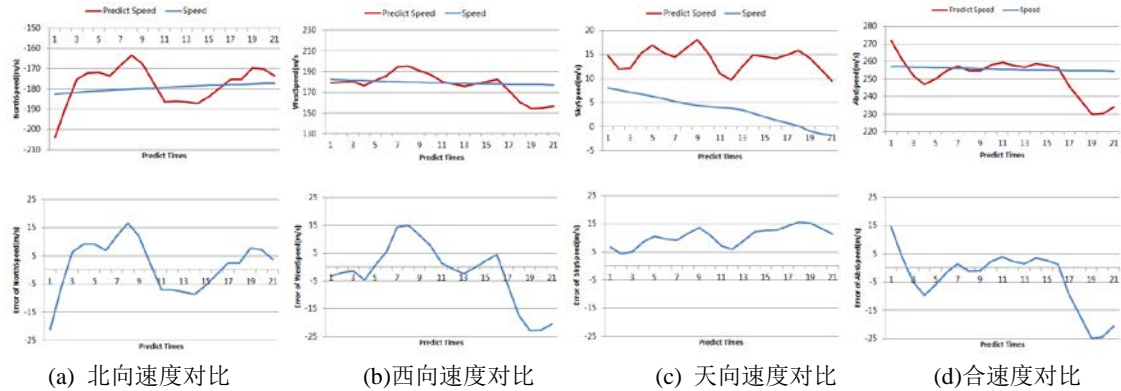


图 12 目标迎头飞行北西天各向速度、线速度对比

Fig.12 Comparison of north, west, sky velocity and linear velocity of head states of airborne targets

为了验证本文方法在实际飞行中，随着侦查设备姿态角度变化，目标跟踪的稳定性和本文选取设备姿态角突变的数据如图 13 所示，分别用卡尔曼滤波和本文运动状态估计方法对跟踪目标进行跟踪及位置预测，跟踪及预测结果如图 14 所示，可以直观地看

出当侦查设备姿态角发生突变的时候，卡尔曼滤波跟踪预测的目标位置开始发生偏移，最终跟踪预测失败，而本文的方法当侦查设备发生突变时，跟踪及预测仍保持稳定。



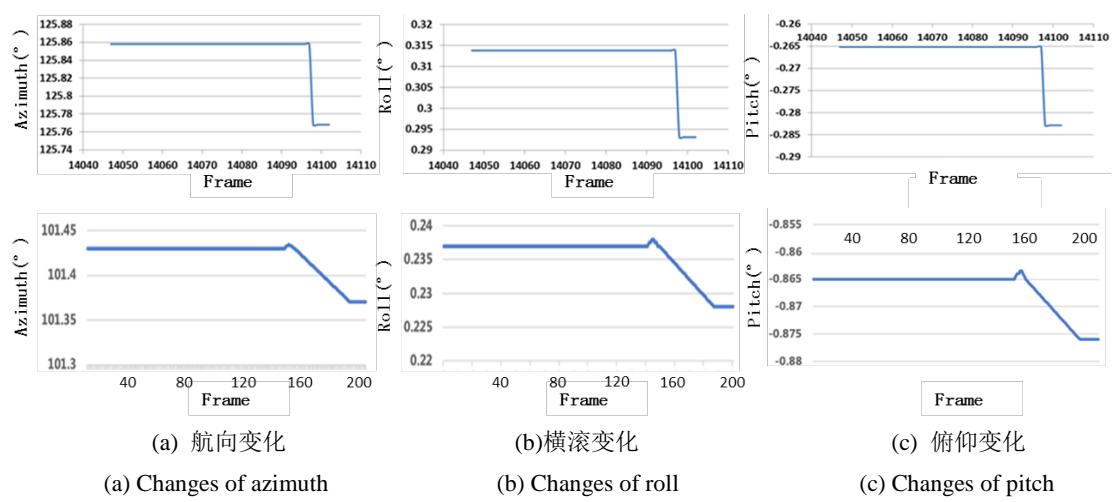


图 13 侦查设备姿态变化

Fig.13 Changes in reconnaissance equipment attitude

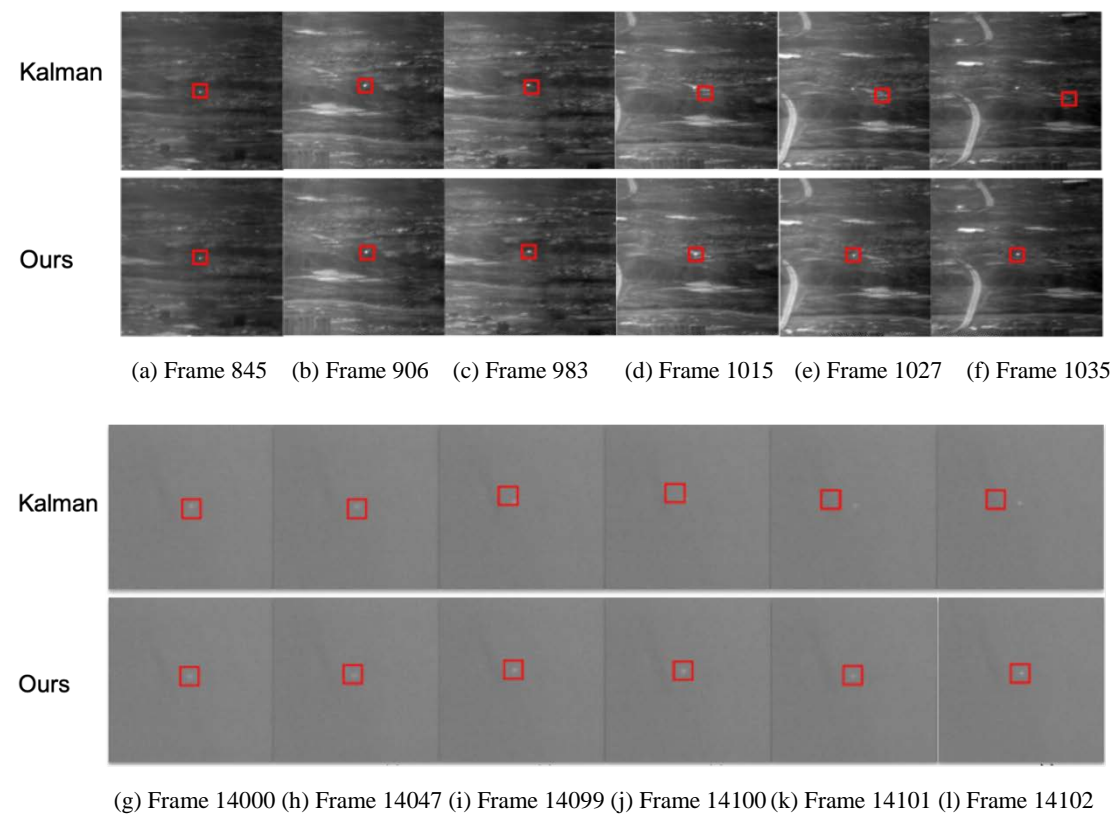


图 14 跟踪性能对比

Fig.14 Comparison of tracking performance

3 结论

现有的目标运动状态估计方法通常仅关注二维空间上（方位、俯仰）的相对运动信息，忽略侦查设备自身的姿态位置等变化，目标运动状态估计的抗干扰较差，针对该问题，本文提出了一种基于激光测距的空中目标运动状态估计方法。该方法分成 3 个步骤，首先采用基于 TLD 和卡尔曼滤波的目标跟踪模块，获取跟踪目标的二维位置信息，然后通过长短时策略

距离预测模块获取第三维距离信息，最后通过基于先验信息的空中目标运动估计模块计算侦查系统和目标在固定参考系下的相对运动，结合侦查系统的运动状态获得目标运动状态信息。与现有轨迹预测方法相比具有如下优点：一是引入了第三维的空间信息激光距离，同时考虑了侦查系统的姿态等运动状态影响，有效避免侦查系统自身运动对目标运动状态估计的干扰，有效提升空中目标运动状态估计的精度；二是设计了激光距离预测模块，降低预测系统对激光距离

测量的依赖;三是通过目标和侦查系统的运动信息可以反向解算目标在当前侦查系统的方位和俯仰信息,用于目标丢失的重新捕获。实验结果表明,本文方法激光距离预测误差小于 50m,参考坐标系下北西天各向速度误差小于 25 m/s,当侦查系统姿态角发生变化时,本文方法对目标跟踪的稳定性优于卡尔曼滤波。

### 参考文献:

- [1] 黄楠楠,刘贵喜,张音哲,等. 无人机视觉导航算法[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(7): 726005-0726005(9).  
HUANG Nannan, LIU Guixi, ZHANG Yinzhe, Unmanned aerial vehicle vision navigation algorithm[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(7): 726005-0726005(9).
- [2] 郑浩,刘建芳,廖梦怡. 室内视频监控下基于混合算法的人体异常行为检测和识别方法[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(7): 224-230.  
ZHENG Hao, LIU Jianfang, LIAO Mengyi. Human abnormal behavior detection and recognition based on hybrid algorithm in indoor video surveillance[J]. *Computer Applications and Software*, 2019, 36(7): 224-230.
- [3] 王海涛,王荣耀,王文峰,等. 目标跟踪综述[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(4): 1-6  
WANG Haitao, WANG Rongyao, WANG Wenhao, et al. A review of target tracking[J]. *Computerized Measurement and Control*, 2020, 28(4): 1-6
- [4] 刘雅婷,王坤峰,王飞跃. 基于踪片 Tracklet 关联的视觉目标跟踪:现状与展望[J]. 自动化学报, 2017, 43(11): 1869-1885.  
LIU Yating, WANG Kunfeng, WANG Feiyue. Tracklet association-based visual object tracking:the state of the art and beyond[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(11): 1869-1885.
- [5] 程旭,崔一平,宋晨,等. 基于时空注意力机制的目标跟踪算法[J]. 计算机科学, 2021, 48(4): 123-129.  
CHENG Xu, CUI Yiping, SONG Chen, et al. Object tracking algorithm based on temporal-spatial attention mechanism[J]. *Computer Science*, 2021, 48(4): 123-129.
- [6] 赵其杰,屠大维,高健,等. 基于卡尔曼滤波的视觉预测目标跟踪及其应用[J]. 光学精密工程, 2008, 16(5): 937-942.  
ZHAO Qijie, TU Dawei, GAO Jian, et al. Kalman filter based vision predicting and object tracking method and its application[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, 16(5): 937-942.
- [7] Comaniciu D, Ramesh V. Mean shift and optimal prediction for efficient object tracking[C]//*Proceedings 2000 International Conference on Image Processing* (Cat. No. 00CH37101). IEEE, 2000, 3: 70-73.
- [8] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//*Computer Vision—ECCV 2012: 12th European Conference on Computer Vision*, 2012: 702-715.
- [9] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 37(3): 583-596.
- [10] Danelljan M, Hager G, Shahbaz Khan F, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015: 4310-4318.
- [11] WANG Naiyan, Dit-Yan Yeung. Learning a deep compact image representation for visual tracking[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2013(1): 809-817.
- [12] WANG L, OUYANG W, WANG X, et al. Visual tracking with fully convolutional networks[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015: 3119-3127
- [13] Voigtlaender P, Luiten J, Torr P H S, et al. Siam r-cnn: Visual tracking by re-detection[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020: 6578-6588.
- [14] 刘文,胡琨林,李岩,等. 移动目标轨迹预测方法研究综述[J]. 智能科学与技术学报, 2021, 3(2): 149-160.  
LIU Wen, HU Kunlin, LI Yan, et al. A review of prediction methods for moving target trajectories[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2021, 3(2): 149-160.
- [15] 任条娟,陈鹏,陈友荣,等. 基于深度学习的多目标运动轨迹预测算法[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(1): 296-302.  
REN Tiaojuan, CHEN Peng, CHEN Yourong, et al. Multi-target motion trajectory prediction algorithm based on deep learning[J]. *Application Research of Computers*, 2022, 39(1): 296-302.
- [16] 熊光明,鲁浩,郭孔辉,等. 基于滑动参数实时估计的履带车辆运行轨迹预测方法研究[J]. 兵工学报, 2017, 38(3): 600 -607.  
XIONG Guangming, LU Hao, GUO Konghui, et al. Research on trajectory prediction of tracked vehicles based on real time slip estimation[J]. *Acta Armamentarii*, 2017, 38(3): 600-607.
- [17] 杨福威,孟红,朱强. 基于模型预测控制的履带式无人平台轨迹跟踪控制算法研究[J]. 舰船电子工程, 2018, 38(3): 44-50.  
YANG Fuwei, MENG Hong, ZHU Qiang. Research on tracking control algorithm of tracked unmanned platform based on model predictive control[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2018, 38(3): 44-50.
- [18] MIN K, Kim D, Park J, et al. RNN-based path prediction of obstacle vehicles with deep ensemble[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(10): 10252-10256.
- [19] Althé F, de La Fortelle A. An LSTM network for highway trajectory prediction[C]//*2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2017: 353-359.
- [20] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 34(7): 1409-1422.

[21] 杨德振, 黄静颖, 喻松林, 等. 基于引导滤波和分块自适应阈值的单帧红外弱小目标检测[J]. 光子学报, 2023, **52**(4): 0410005.  
YANG Dezhen, HUANG Jingying, YU Songlin, et al. Single-frame infrared dim target detection based on guided filter and segmented adaptive thresholds[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2023, **52**(4): 0410005.

[22] Bodla N, Singh B, Chellappa R, et al. Soft-NMS-improving object detection with one line of code[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2017: 5562-5570, Doi: 10.1109/ICCV.2017.593.

[23] LI W, ZHAO M, DENG X, et al. Infrared small target detection using local and nonlocal spatial information[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, **12**(9): 3677-3689.

[24] 陆剑锋, 林海, 潘志庚. 自适应区域生长算法在医学图像分割中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, **17**(10): 2168-2173.  
LU Jianfeng, LIN Hai, PAN Zhigeng. Adaptive region growing algorithm in medical images segmentation[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2005, **17**(10): 2168-2173.

[25] 余旺盛, 侯志强, 宋建军. 基于标记分水岭和区域合并的彩色图像分割[J]. 电子学报, 2011, **39**(5): 1007-1012.  
YU Wangsheng, HOU Zhiqiang, SONG Jianjun. Color image segmentation based on marked-watershed and region-merge[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(5): 1007-1012.