

盛延松. 基于物理模型的自适应舰船抗遮挡星跟踪算法[J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(4): 195-202. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.26010403

基于物理模型的自适应舰船抗遮挡星跟踪算法

盛延松

(上海东湖机械厂, 上海 200439)

摘要: 针对舰船在海上动态环境中因晃动、云层遮挡及光照变化导致的基准星跟踪易丢失、识别可靠性差等问题, 提出一种基于自适应卡尔曼滤波的抗遮挡星点跟踪算法。该方法首先建立融合地球自转与舰船姿态的星点动态观测模型, 刻画星点在像平面上的运动规律; 在此基础上, 设计基于自适应卡尔曼滤波的跟踪框架, 利用滤波输出的预测位置与协方差矩阵信息, 自适应约束基准星的搜索与识别范围, 有效抑制复杂环境的干扰。算法引入置信度评估机制, 通过对星点图像特征与预测残差的分析, 实时判别跟踪状态, 并在遮挡发生时切换至预测跟踪模式, 避免模型漂移。实验结果表明, 本文方法在模拟晃动与遮挡场景下, 跟踪连续率可达95%以上, 位置估计误差较传统方法降低约40%, 具有良好的鲁棒性与实用性, 能够满足舰载星敏感器在高动态海况下的稳定跟踪需求。

关键词: 卡尔曼滤波; 星点跟踪; 抗遮挡; 海上动态; 自适应阈值;

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-2163(2026)04-0195-08

Adaptive anti-occlusion star tracking algorithm for ships based on physical model

SHENG Yansong

(Shanghai Donghu Machinery Factory, Shanghai 200439, China)

Abstract: This study addresses the problem of star tracking failure under ship motion and environmental interference by proposing an anti-occlusion star tracking algorithm based on adaptive Kalman filtering (AKF). A dynamic observation model is established by integrating Earth rotation and ship attitude to describe the motion of star points on the image plane. An AKF-based tracking framework is then designed to adaptively constrain the search area for star identification using predicted position and covariance information, thereby enhancing robustness against complex disturbances. A confidence evaluation mechanism is introduced to monitor tracking reliability by analyzing image features and prediction residuals, and switches to a predictive tracking mode during occlusion to avoid model drift. Experimental results show that the proposed method achieves over 95% tracking continuity in simulated motion and occlusion scenarios and reduces position estimation error by approximately 40% compared to conventional methods, demonstrating strong practicality for shipborne star sensors in highly dynamic maritime environments.

Key words: Kalman filtering; star point tracking; anti-occlusion; maritime dynamics; adaptive threshold

0 引言

随着海洋观测与导航技术的发展, 海基天文观测在舰船姿态标定与自主导航领域价值显著^[1]。星敏感器作为高精度姿态测量设备, 其核心在于对基准星的稳定识别与持续跟踪^[2]。然而, 舰船在海上航行面临复杂的动态环境: 一方面, 波浪引起的横摇、纵摇及艏摇导致相机视轴高频扰动; 另一方面, 云层遮挡、昼夜天光变化及海面杂散光等干扰使星图信噪比骤降, 星点特征退化甚至短暂丢失^[3]。这

些因素使得基于固定阈值与简单运动预测的传统星点跟踪算法鲁棒性不足^[4], 易出现跟踪漂移或丢失, 严重制约海基星敏感器的可靠应用。

针对上述挑战, 国内外学者已开展相关研究。在星点提取方面, 主要采用全局阈值、局部阈值及形态学方法, 但在非均匀背景与动态遮挡下适应性不足^[5]。在跟踪算法方面, 卡尔曼滤波及其改进型因能有效融合运动模型与观测信息而被广泛采用^[6-7], 但传统方法通常假设噪声统计特性固定, 难以适应海况变化引起的模型不确定性^[8], 且在星点完全遮挡时缺

作者简介: 盛延松(1981—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 电子信息。Email: 18136338928@163.com。

收稿日期: 2026-01-04

乏有效状态保持机制^[9]。近年来,机器学习方法被用于特征增强或轨迹预测^[10-11],但在星点这种小目标、弱特征场景下,其泛化能力与实时性仍面临挑战^[12-13]。

本文面向舰载星敏感器在海上高动态、强干扰环境下的基准星稳定跟踪需求,提出一种融合物理模型与自适应滤波的抗遮挡跟踪算法。核心贡献在于:(1)构建融合地球自转与舰船摇摆的星点动态观测模型;(2)提出基于局部背景估计的自适应阈值星点提取方法;(3)设计基于置信度评估的双层自适应卡尔曼滤波框架,实现对新息的在线噪声估

计与更新模式动态切换。本文通过多场景仿真实验验证了所提算法在跟踪精度、成功率与连续性方面的优越性能。

1 本文方法

1.1 整体框架

本算法旨在解决海上动态环境下基准星跟踪失稳问题。针对舰船晃动、遮挡及光照干扰,建立融合物理模型与自适应卡尔曼滤波(AKF)的跟踪系统。整体流程如图1所示。

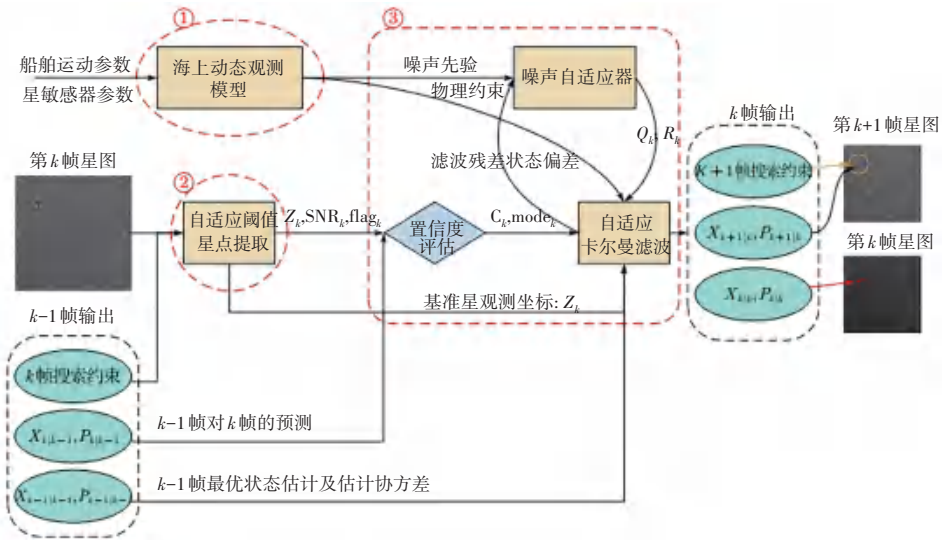


图1 算法整体框架

Fig. 1 Overall framework of the algorithm

整体框架包含3个模块:海上动态星点观测模型、自适应阈值星点提取模块、基于置信度的自适应卡尔曼滤波星点跟踪模块。观测模型提供物理运动先验并修正观测噪声;星点提取模块实现复杂光照下的有效检测;跟踪模块通过置信度评估与自适应滤波确保在遮挡和扰动下的鲁棒跟踪。

1.2 海上动态星点观测模型

1.2.1 坐标变换

相机坐标系下的坐标矢量 $\mathbf{r}^{\text{Cam}} = [x, y, z]^T$, 其表达式如下式:

$$\mathbf{r}^{\text{Cam}} = \mathbf{R}_{B \rightarrow C} \mathbf{R}_{N \rightarrow B} \mathbf{r} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{R}_{N \rightarrow B}$ 为经纬仪坐标转到甲板坐标变换矩阵; $\mathbf{R}_{B \rightarrow C}$ 为经纬仪坐标转到相机坐标系变换矩阵; \mathbf{r} 为地球坐标系的坐标矢量。

坐标变换矩阵的过程如下:

理想情况下,经纬仪坐标与甲板坐标重合;经纬仪先绕 X 轴旋转俯仰角 θ , 得到过渡坐标系 $OX'Y'Z'$ (其中 $\theta = \angle YOY'$); 再绕 YO' 轴旋转滚动角 φ , 得到

最终姿态。图中 $OXYZ$ 为甲板系 (OXY 为罗经平台面), $OX'Y'Z'$ 为经纬仪设备基准面, 如图2所示。

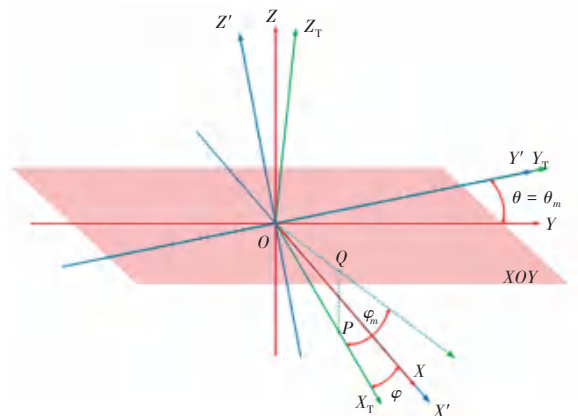


图2 经纬仪与甲板坐标系

Fig. 2 Schematic diagram of the theodolite and deck coordinate systems

变换矩阵 $\mathbf{R}_{N \rightarrow B}$ 如下式:

$$\mathbf{R}_{N \rightarrow B} = \mathbf{R}_x(\phi) \mathbf{R}_y(\theta) \quad (2)$$

式中,

$$R_x(\phi) = \begin{pmatrix} \hat{e}_1 & 0 & 0 \\ \hat{e}_0 & \cos \phi & \sin \phi \\ \hat{e}_0 & -\sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$R_y(\theta) = \begin{pmatrix} \hat{e}_2 \cos \theta & 0 & -\sin \theta \\ \hat{e}_0 & 1 & 0 \\ \hat{e}_2 \sin \theta & 0 & \cos \theta \end{pmatrix}$$

$XYZO$ 为经纬仪坐标系, Y 轴为方位零位线, XOY 平面为俯仰零位面, $X'Y'Z'C$ 为相机坐标系, OY' 为相机光轴, C 为光心, 成像面 $CMOS$ 位于 O' 且垂直于 OY' , $O'C$ 为焦距 f . OY' 在 XOY 平面的投影为 OB , $\angle COB$ 为光轴俯仰角 α , $\angle YO'B$ 为光轴方位角 β , 如图 3 所示。

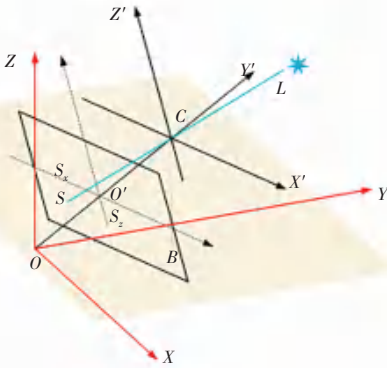


图 3 经纬仪和相机坐标系

Fig. 3 Schematic diagram of the theodolite and camera coordinate system

$$\mathbf{r}^{Cam} = \mathbf{R}_{B \rightarrow C} \mathbf{r}^B \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_{B \rightarrow C} = R_y(\beta) R_x(\alpha) = \mathbf{R}_{B \rightarrow C} \approx \begin{pmatrix} \hat{e}_1 & 1 & 0 & \beta \\ \hat{e}_0 & 0 & 1 & -\alpha \\ \hat{e}_0 & -\beta & \alpha & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

S 是星点在像面上的成像点, 其距图像中心 O' 的水平与垂直距离分别为 S_x 与 S_z , 对应夹角为 $\varphi_x = \angle S_x CO'$ 与 $\varphi_z = \angle S_z CO'$ 。在相机坐标系 $X'Y'Z'C$ 中, 星光线 L 经过光心 C , 其投影在 $Y'Z'$ 平面与 CY' 的夹角为 φ_z' , 在 $X'CY'$ 平面与 CY' 的夹角为 φ_x' 。星光线 L 的方位角记为 $\alpha = \angle Y'CM$, 如图 4 所示。

$$\alpha = \varphi_x \quad (6)$$

$$\varphi_x = \arctg\left(\frac{S_x}{f}\right), \varphi_z = \arctg\left(\frac{S_z}{f}\right) \quad (7)$$

$\angle PCM$ 为星光线 L 在 $X'Y'Z'C$ 坐标系中的俯仰角, 记为 β :

$$\text{tg}(\beta) = \frac{PM}{CM} = \frac{NK}{CM} = \frac{CK \text{tg}(\varphi_z)}{CK} = \text{tg}(\varphi_z) \cos(\varphi_x) \quad (8)$$

$$\beta = \arctg(\text{tg}(\varphi_z) \cos(\varphi_x)) \quad (9)$$

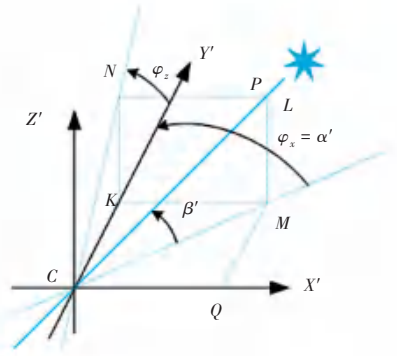


图 4 星点的投影坐标系

Fig. 4 Schematic diagram of the star point projection coordinate system

通过上述的坐标变换, 可以求得星点坐标到相机坐标的坐标转换矩阵, 为后续建立运动方程奠定基础。

1.2.2 星点运动的运动方程

设相机坐标系上矢量 $\mathbf{r}^{Cam}(t) = [X(t), Y(t), Z(t)]^T$, 则

$$\dot{u} = f \cdot \frac{\dot{X}Z - X\dot{Z}}{Z^2}, \dot{v} = f \cdot \frac{\dot{Y}Z - Y\dot{Z}}{Z^2} \quad (10)$$

经过整理可以得到

$$\begin{pmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \end{pmatrix}_{\text{earth}} + \begin{pmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \end{pmatrix}_{\text{ship}} \quad (11)$$

若姿态角较小 ($\phi, \theta \ll 1 \text{ rad}$), 且忽略偏航变化率, 则可近似表示为:

$$\begin{cases} \dot{u}(t) \approx -f \cdot \omega_e \sin A \cos h + f \cdot (\dot{\theta} \cos \psi - \dot{\phi} \sin \psi) \\ \dot{v}(t) \approx -f \cdot \omega_e \cos A \cos h + f \cdot (-\dot{\theta} \sin \psi - \dot{\phi} \cos \psi) \end{cases} \quad (12)$$

式中: A 为星点方位角, h 为高度角, ψ 为舰船艏向。由该表达式求得星点相机平面的运动, 表达式如下:

$$u(t) = u_0 + \int_{t_0}^t [\dot{u}_{\text{earth}}(\tau) + \dot{u}_{\text{ship}}(\tau)] d\tau + \varepsilon(t) \quad (13)$$

$$v(t) = v_0 + \int_{t_0}^t [\dot{v}_{\text{earth}}(\tau) + \dot{v}_{\text{ship}}(\tau)] d\tau + \varepsilon(t) \quad (14)$$

式中: $\varepsilon(t)$ 为观测噪声; \dot{u}_{earth} 为地球运动分量; \dot{u}_{ship} 为舰船运动分量。

1.3 自适应阈值星点提取

星点提取旨在从背景噪声中分离基准星^[14]。阈值分割方法影响识别精度^[15], 全局阈值法在光照不均时效果不佳^[16], 本文采用局部阈值法, 结合灰度分析与预处理, 提出一种基于局部背景估计的自适应阈值星点提取算法, 流程如图 5 所示。

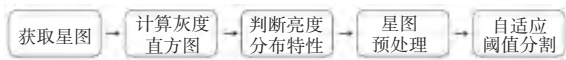


图5 算法流程图

Fig. 5 Flowchart of the adaptive threshold star extraction algorithm

1.3.1 基于灰度直方图的光照与遮挡判别

灰度直方图反映了图像亮度分布^[17]。本文基于海上环境^[18],通过分析星图灰度直方图判断^[19]是否存在严重光照干扰或遮挡。

实际判别中,引入分位数统计,设输入图像为 $I(x,y)$,其灰度直方图为 $H(g)$,其中 $g \in \{0,1,\dots,255\}$,定义图像像素总数 N 为:

$$N = \sum_{g=0}^{255} H(g) \quad (15)$$

定义归一化灰度直方图 $p(g)$ 为:

$$p(g) = \frac{H(g)}{N} \quad (16)$$

进一步构造灰度的累计分布函数 $C(g)$ 为:

$$C(g) = \sum_{i=0}^g p(i) \quad (17)$$

极端明暗像素易受噪声^[20]、局部遮挡或过曝引起,为稳定反映灰度分布特征,本文引入分位数统计,定义下、上分位灰度值 g_5, g_{95} ,表达式为:

$$g_5 = \min \{g \mid C(g) \geq 0.05\}$$

$$g_{95} = \min \{g \mid C(g) \geq 0.95\}$$

则计算图像灰度的有效动态范围 R 计算公式为:

$$R = \frac{g_{95} - g_5}{255} \quad (18)$$

其中, g_{95}, g_5 分别表示灰度直方图中累计概率为 95%、5% 所对应的灰度值,该指标表示去除极端 5% 像素后的灰度主分布范围。若其小于阈值,则判定不适合全图搜索,用于快速决定是否启用后续抗遮挡跟踪逻辑。

1.3.2 星点有效识别区域划定

1) 图像滤波预处理

由上节判别分析,当 R 小于预设阈值时,则不适合直接进行全图星点搜索。因此,本节将采用滤波方法,提出有效识别区域划定策略,生成星点有效识别区域。

首先,对图像进行局部背景估计,背景图像记为 $B(x,y)$:

$$B(x,y) = I(x,y) * G_{\sigma_b}(x,y) \quad (19)$$

其中, $*$ 表示卷积运算; $I(x,y)$ 为输入图像; G_{σ_b} 为标准差为 σ_b 的二维高斯核,其尺度根据成像分辨率和背景变化尺度选取。

其次,通过背景抑制得到滤波响应图像 $I_f(x,y)$:

$$I_f(x,y) = I(x,y) - B(x,y) \quad (20)$$

该表达式抑制了图像中的低频背景成分,使星点在滤波结果中呈现为局部显著的正响应。

2) 提取星点所在区域

本小节将从滤波结果中提取星点所在区域,基于 $I_f(x,y)$ 构造滤波响应阈值:

$$T_f = \mu_f + k \cdot \sigma_f \quad (21)$$

其中, k 为经验参数,通常取 3~5, μ_f, σ_f 分别为图像 I_f 的均值和方差。

将满足公式(22)的像素点视为高响应点,并通过连通域分析将其聚合为若干候选区域 $\{\Omega_i\}$,将所有候选区域取并集,则构成星点有效识别区域 Ω_{ROI} :

$$T_f \geq I_f(x,y) \quad (22)$$

有效识别区域 Ω_{ROI} 为:

$$\Omega_{ROI} = \bigcup_i \Omega_i \quad (23)$$

该操作提取的区域覆盖全部高频信息,可有效包含真实星点,同时排除强背景干扰区。

1.3.3 基于局部背景估计的自适应阈值星点提取

在获得有效识别区域 Ω_{ROI} 后,需分离星点与背景^[21]。针对背景亮度局部不均问题,本节采用基于局部背景估计的自适应阈值方法进行星点分割。

对于 Ω_{ROI} 内任意像素点 (x,y) ,以其为中心构造局部邻域窗口 W :

$$W_{x,y} = \{(u,v) \mid |u-x| \leq r, |v-y| \leq r\} \quad (24)$$

其中, r 为窗口半径。

在局部领域内,定义背景灰度均值与标准差分别为:

$$\mu_b(x,y) = \frac{1}{|W_{x,y}|} \sum_{(u,v) \in W_{x,y}} I(u,v) \quad (25)$$

$$\sigma_b(x,y) = \sqrt{\frac{1}{|W_{x,y}|} \sum_{(u,v) \in W_{x,y}} (I(u,v) - \mu_b(x,y))^2} \quad (26)$$

则自适应分割阈值表达式为:

$$T(x,y) = \mu_b(x,y) + k_b \sigma_b(x,y) \quad (27)$$

其中, k_b 为阈值调节系数,通常取 3~5;当满足 $I(x,y) \geq T(x,y)$ 时,像素点 (x,y) 即为星点候选像素。

将以上得到的所有候选星点进行连通域分析^[22],形成许多星点候选区域 \mathfrak{R}_k ,对于每个星点区域 \mathfrak{R}_k ,采用灰度加权质心法计算星点质心坐标:

$$z_{x,k} = \frac{\sum_{(x,y) \in \mathfrak{N}_k} xI(x,y)}{\sum_{(x,y) \in \mathfrak{N}_k} I(x,y)} \quad (28)$$

$$z_{y,k} = \frac{\sum_{(x,y) \in \mathfrak{N}_k} yI(x,y)}{\sum_{(x,y) \in \mathfrak{N}_k} I(x,y)} \quad (29)$$

其中, $(z_{x,k}, z_{y,k})$ 为基准星点质心坐标, $I(x,y)$ 为星点候选区域 \mathfrak{N}_k 中 (x,y) 的灰度值。

1.4 基于置信度的自适应卡尔曼滤波星点跟踪

1.4.1 融合海上动态的状态空间模型构建

星点运动可分解为地球自转引起的匀速分量和舰船摇摆引起的加速分量^[23]。前者短时视为匀速直线运动,后者由横摇、纵摇、艏摇引起,可近似为变加速运动。定义第 k 帧状态向量为:

$$\mathbf{X}_k = [x_k, y_k, v_{x,k}, v_{y,k}, a_{x,k}, a_{y,k}]^T \quad (30)$$

其中, x_k, y_k 为第 k 帧时星点在图像像素坐标系中的位置; $v_{x,k}, v_{y,k}$ 为星点在 x, y 方向上的运动速度,用于建模地球自转引起的线性运动; $a_{x,k}, a_{y,k}$ 为星点在 x, y 方向上的加速度,用于建模舰船摇摆引起的非线性扰动。

基于当前图像帧利用自适应卡尔曼滤波算法对下一帧的预测如下式:

$$\hat{X}_{k|k-1} = F\hat{X}_{k-1} + W_{k-1} \quad (31)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = F\mathbf{P}_{k-1}F^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (32)$$

其中, F 为状态转移矩阵由图像采样周期 t 决定,基于观测模型的运动分解,采用匀加速模型作为状态转移的基础形式。 $W_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ 为过程噪声; \mathbf{P}_k 为当前帧的估计协方差矩阵; \mathbf{Q}_k 为过程噪声协方差矩阵。

在海上动态环境中,舰船摇摆强度随海况变化显著,传统常值 Q 难以适应^[24]。本文基于观测模型中对舰船摇摆分量的分析,采用 Singer 模型将摇摆加速度建模为一阶马尔可夫过程:

$$\ddot{u}s(t) = -\alpha \dot{u}s(t) + w(t) \quad (33)$$

其中, α 为机动频率倒数, $w(t)$ 为零均值白噪声。

离散时间下的加速度方差 q_a 为:

$$q_a = \sigma_a^2 = \frac{\sigma_w^2}{2\alpha} (1 - e^{-2\alpha\Delta T}) \quad (34)$$

q_a 反映了舰船摇摆引起的加速度不确定性,其初始值依据典型海况下的摇摆谱密度设定,并在滤波过程中在线更新。

为简化计算,对于匀加速模型,过程噪声协方差

矩阵 \mathbf{Q}_k 与 q_a 的关系采用对角近似:

$$\mathbf{Q}_k \approx \text{diag}(0, 0, 0, 0, q_a, q_a) \quad (35)$$

在滤波过程中 Q_k 依据新息序列进行在线估计与调整, q_a 为自适应调整的核心参数。

观测模型直接关联星点提取结果为:

$$\mathbf{Z}_k = H\mathbf{X}_k + V_k \quad (36)$$

其中, \mathbf{Z}_k 为提取的星点质心坐标; H 为观测矩阵; $V_k \sim N(0, R_k)$ 为观测噪声,代表当前帧星点质心提取的精度; R_k 为自适应参数。

1.4.2 基于置信度的自适应卡尔曼滤波

以标准卡尔曼滤波为基础框架^[25-26],本文创新引入双层自适应机制:内层通过新息在线估计噪声统计量;外层由综合置信度驱动滤波器模式切换,以应对遮挡与非平稳噪声。

1) 基于新息的噪声协方差在线估计

若当前帧获得有效观测 \mathbf{Z}_k , 新息序列定义为:

$$e_k = \mathbf{Z}_k - \hat{H}\hat{X}_{k|k-1} \quad (37)$$

则更新阶段,通过当前系统预测的结果与当前状态的测量得到系统对目标的最优估计为:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k|k-1} + K_k e_k \quad (38)$$

其中, K_k 为卡尔曼增益系数,可以由协方差矩阵 \mathbf{P}_k 和测量矩阵 H 得到:

$$K_k = \mathbf{P}_{k|k-1} H^T (H \mathbf{P}_{k|k-1} H^T + \mathbf{R}_{k-1})^{-1} \quad (39)$$

其中, \mathbf{R}_k 为测量噪声协方差矩阵。利用卡尔曼增益带入最优估计求解,并计算下一时刻的协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_k = (I - K_k H) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (40)$$

为应对海况变化及遮挡导致的观测质量波动,采用 Sage-Husa 自适应滤波算法对观测噪声协方差 \mathbf{R}_k 和过程噪声协方差 \mathbf{Q}_k 进行实时估计。

自适应卡尔曼滤波的时变噪声估计器为:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_k = (1 - d_k) \mathbf{R}_{k-1} + d_k (e_k e_k^T - H \mathbf{P}_{k|k-1} H^T) \\ \mathbf{Q}_k = (1 - d_k) \mathbf{Q}_{k-1} + d_k (K_k e_k e_k^T K_k^T + \mathbf{P}_k - F \mathbf{P}_{k-1} F^T) \end{cases} \quad (41)$$

其中, $d_k = 1 - b/1 - b^k$, b 为遗忘因子,通过遗忘因子使滤波器能够“忘记”陈旧数据,快速跟踪噪声统计特性的变化。

2) 置信度评估

为综合评判每一帧观测的可靠性,定义置信度 C_k :

$$C_k = \omega C_{\text{img}} + (1 - \omega) C_{\text{motion}} \quad (42)$$

$$C_{\text{motion}} = \exp(-\eta \cdot \max(0, D_{M-y})) \quad (43)$$

其中, C_{img} 为图像特征置信度,评估星点观测质量; C_{motion} 为运动一致性置信度,评估帧间运动是否符合物理模型预测, D_M 为观测新息 e_k 的马氏距离

$D_M = \sqrt{e_k^T S_k^{-1} e_k}$, $S_k = \mathbf{H} P_{k|k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k$ 。 D_M 过大表明观测与预测严重不符。

通过不同时间序列进行实验对比得到经验阈值,其中, τ_h, τ_l 为高低置信度阈值:

$$\hat{C}_k = 0.9\hat{C}_{k-1} + 0.1C_k \quad (44)$$

$$\tau_h(k) = 0.85\hat{C}_k \quad (45)$$

$$\tau_l(k) = 0.35\hat{C}_k \quad (46)$$

算法根据 C_k 的值,进行模式动态切换:

若 $C_k \geq \tau_h$, 为高置信度模式,观测可靠,执行标准卡尔曼更新;

若 $\tau_l \leq C_k < \tau_h$, 观测可能受部分遮挡或噪声污染,此时,临时膨胀观测噪声协方差 $\tilde{R}_k = \lambda R_k$ ($\lambda \gg 1$), 再进行更新,通过降低当前观测权重,使更新结果更信赖模型预测;

若 $C_k < \tau_l$ 或未检测到星点,则为完全遮挡或严重干扰,算法暂停状态更新,令 $\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1}$, $P_k = P_{k|k-1}$ 完全依赖状态转移模型进行外推;同时,适度增大 Q_k 以反映预测不确定性随遮挡时间的增长。

2 实验结果与分析

2.1 实验设置

为验证算法性能,实验选取 OTB100 测试集的前 200 帧序列^[27],以跟踪误差和成功率为指标^[28],设置了 4 组消融实验,分别验证算法各模块的有效性。

2.1.1 消融实验设置

Baseline: 基准算法,基于全局固定阈值和无置信度的标准卡尔曼滤波算法,作为性能对比基准;

BEAK-ST-GT: 基于全局固定阈值和置信度的自适应卡尔曼滤波算法,主要用于单独验证自适应卡尔曼滤波算法模块;

BEAK-ST-SKF: 基于自适应阈值和无置信度的标准卡尔曼滤波算法,用于单独验证自适应阈值模块;

BEAK-ST: 本文提出的算法,基于自适应阈值与置信度的自适应卡尔曼滤波算法,为最终验证目标。

2.1.2 评价指标

1) 平均跟踪误差

该指标用于衡量算法输出位置与参考真值位置之间的平均欧氏距离误差^[29]。对每帧 i , 跟踪误差 e_i 定义为:

$$e_i = \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (47)$$

其中, (x_i, y_i) 为真值的位置坐标, (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为算法输出的预测位置坐标。则平均跟踪误差定义为:

$$E = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} e_i \quad (48)$$

其中 N_t 为总帧数。

2) 跟踪成功率

该指标主要用于衡量算法在允许的最大误差范围内成功跟踪的比例。对每帧 i , 定义跟踪成功标志 S_i 为:

$$S_i = \begin{cases} 1, & e_i \leq \varepsilon \\ 0, & e_i > \varepsilon \end{cases} \quad (49)$$

其中, e_i 为第 i 帧的跟踪误差, ε 为允许的最大定位误差。

定义跟踪成功率 P_s 为所有帧中成功跟踪的比例,表达式如下:

$$P_s = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} S_i \quad (50)$$

2.2 实验结果与分析

在同一场景中选取前 200 帧测试序列,对 4 组对照实验进行仿真与分析,结果如图 6—图 7 所示。

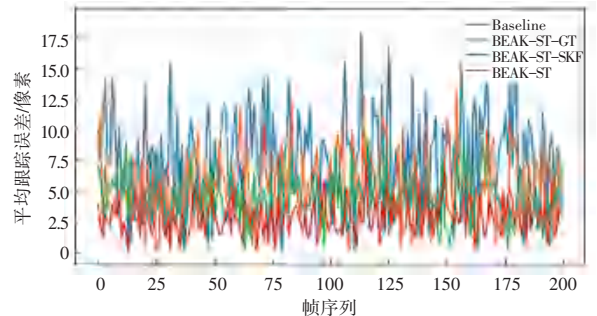


图 6 平均跟踪误差变化曲线

Fig. 6 Average tracking error curve

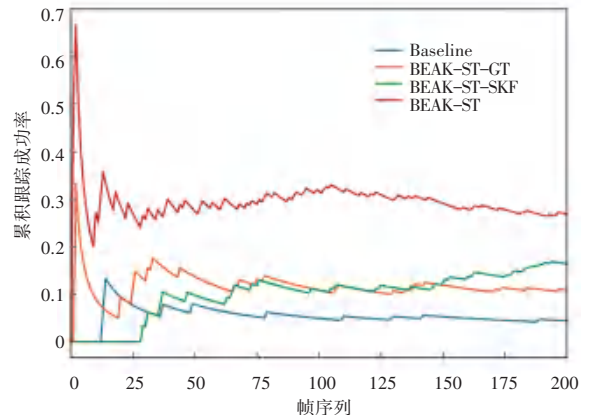


图 7 平均跟踪成功率变化曲线

Fig. 7 Average tracking success rate curve

选取了几种不同的典型场景进行实验,场景如下:强光污染场景、云层遮挡场景、舰船晃动场景、杂散光干扰场景、低信噪比场景。

表1显示,在强光、散光及低信噪比场景下,自适应阈值方法(BEAK-ST-SKF与BEAK-ST)显著降低了跟踪误差,验证了其对于星点提取稳定性的提

升作用。在云层遮挡与舰船晃动场景中,基于置信度的滤波方法(BEAK-ST-GT与BEAK-ST)误差更低,说明其能有效抑制异常观测的影响。表2进一步表明,自适应阈值在复杂光照下显著提升成功率,而置信度机制在遮挡与晃动场景中则保障了更高的连续跟踪成功率。

表1 不同场景下4组算法的跟踪误差对比

Table 1 Comparison of the tracking errors of four algorithms under different scenarios

场景	Baseline	BEAK-ST-GT	BEAK-ST-SKF	BEAK-ST
强光污染	3.62	2.91	2.18	1.63
云层遮挡	3.48	2.35	2.74	1.89
舰船晃动	3.21	2.42	2.06	1.58
散光干扰	3.75	2.88	2.11	1.69
低信噪比	3.94	3.02	2.36	1.81

表2 不同场景下4组算法的跟踪成功率对比

Table 2 Comparison of the tracking success rates of four algorithms under different scenarios

场景	Baseline	BEAK-ST-GT	BEAK-ST-SKF	BEAK-ST
强光污染	0.684	0.789	0.867	0.935
云层遮挡	0.642	0.826	0.753	0.897
舰船晃动	0.701	0.834	0.812	0.916
散光干扰	0.668	0.795	0.871	0.924
低信噪比	0.615	0.748	0.836	0.901

由于同时融合了自适应阈值与置信度自适应卡尔曼滤波策略,本文提出的BEAK-ST方法在所有测试场景下均取得最高的跟踪成功率,表明该方法在复杂海上环境中具有更强的鲁棒性和适应能力。

3 结束语

针对海上动态环境中基准星跟踪易受晃动、遮挡及光照干扰的问题,本文提出一种基于自适应卡尔曼滤波的抗遮挡星点跟踪算法。该算法通过融合地球自转与舰船运动的观测模型、基于局部背景估计的自适应阈值提取方法,以及以置信度评估为核心的自适应卡尔曼滤波框架,实现3对部分遮挡与完全遮挡的鲁棒处理。实验结果表明,在多种典型干扰场景下,所提算法的平均跟踪误差较传统方法降低约40%,跟踪连续率达95%以上,且在星点短暂丢失时能通过模型预测维持跟踪状态,具有良好的环境适应性与鲁棒性,可为海基星敏感器在高动态海况下的可靠运行提供有效支持。

参考文献

[1] 闫蓬勃,李佳豹,张辉,等. 基于卫星星光观测的星惯组合导航技术[J]. 光学精密工程, 2025, 33(17): 2821-2832.

[2] LIEBE C C. Accuracy performance of star trackers—a tutorial[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(2): 587-599.

[3] 徐立群,赵岩,冯元伟. 系泊条件下瞄星试验存在的问题及对策研究[J]. 舰船电子工程, 2013, 33(9): 149-151.

[4] 张前程,钟胜,李显成,等. 惯性信息辅助的星图检测识别技术[J/OL]. (2025-05-30) [2025-12-25]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2422.TN.20251106.1956.054>.

[5] 韩思奇,王蕾. 图像分割的阈值法综述[J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(6): 91-95.

[6] JIANG J, LEI L, ZHANG G J. Robust and accurate star segmentation algorithm based on morphology[J]. Optical Engineering, 2016, 55(6): 063101.

[7] 张皓晨. 杂光背景下星点提取与星图识别技术的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.

[8] LI J, WEI X, ZHANG G. An extended Kalman filter-based attitude tracking algorithm for star sensors[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1921.

[9] 孟耀,张显库,徐海通,等. 基于改进自适应无迹卡尔曼滤波的船舶操纵运动模型参数辨识[J/OL]. (2025-10-16) [2025-12-25]. <https://link.cnki.net/urlid/23.1390.U.20251016.1011.012>.

[10] 马珺,樊隆毅,姚磊,等. 基于尺度特征金字塔和自适应卡尔曼滤波的抗遮挡目标跟踪算法[J/OL]. (2025-12-11) [2025-12-25]. <https://link.cnki.net/urlid/14.1220.N.20251210.1700.002>.

[10] 熊琰,齐静雅,孟小迪,等. 深度学习在星图质心测量中的应用[J]. 中国空间科学技术(中英文), 2025, 45(6): 99-110.

- [11] 许慧, 莫楠. 基于特征融合的卫星视频抗遮挡目标跟踪算法[J]. 遥感信息, 2025, 40(2): 169-176.
- [12] 康元顺, 张东珉, 朱福堂. 基于改进的自适应扩展卡尔曼滤波算法的道路坡度估算[J]. 动力学与控制学报, 2025, 23(10): 77-86.
- [13] 董文鹏. 基于局部对比度拉伸的高动态范围图像色调映射算法研究[D]. 成都: 西南财经大学, 2024.
- [14] 李炳辉, 叶志龙, 张徐玮, 等. 一种基于图像自相关的多帧叠加暗弱星点提取方法[J]. 红外与激光工程, 2025, 54(8): 281-292.
- [15] 李国友, 卢凯, 李宏, 等. 基于改进自适应卡尔曼滤波的遮挡场景人体关节重定位方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(5): 155-163.
- [16] 张璐璐. 基于 KCF 和 Kalman 滤波的运动目标跟踪方法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2023.
- [17] 朱立华, 张冬琳, 蔡玮, 等. 事件星敏感器的逆光干扰抑制方法[J]. 中国惯性技术学报, 2025, 33(11): 1084-1090.
- [18] WU Y, LIM J, YANG M H. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [19] 王燕清, 董时, 高原, 等. 基于星点切片图像提高星敏感器测量精度的方法[J/OL]. (2025-09-24) [2026-01-23]. <https://link.cnki.net/urlid/31.1339.TN.20250923.1416.006>.
- [20] 丁锐涵, 倪翔, 汪博雅, 等. 基于两级稳像的机载星敏感器动态测星方法[J/OL]. (2026-01-22) [2026-01-28]. <https://doi.org/10.13645/j.cnki.f.d.20260122.001>.
- [21] 曾立宇, 程会艳, 武延鹏, 等. 抗空间目标干扰的 ResNet 星图识别方法研究[J/OL]. (2026-01-15) [2026-01-23]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1235.o4.20260114.1519.022>.
- [22] 李玉明, 关亮, 焦健, 等. 基于相依竞争失效模型与半马尔科夫过程的星敏感器可靠性分析[J]. 兵器装备工程学报, 2025, 46(9): 17-22.
- [23] 詹先军, 王新龙. 一种高精度的星光折射天文导航观星方法[J/OL]. (2025-09-30) [2026-01-23]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2025.0491>.
- [24] 常俊德, 邢斯瑞, 李鑫. 低轨卫星激光载荷恒星标校方法的研究[J/OL]. (2025-12-31) [2026-01-23]. <https://link.cnki.net/urlid/50.1085.tn.20251230.1501.002>.
- [25] 缪麟, 操超, 彭尧, 等. 宽温域长焦距折反射式星敏感器系统设计[J]. 红外与激光工程, 2025, 54(11): 280-288.
- [26] 贾建峰, 王常虹, 李葆华. 星敏感器自主天文定位方法[J]. 宇航学报, 2025, 46(12): 2594-2601.
- [27] 王浩, 曹恒瑞, 文毅, 等. 基于星地协同的星载 SAR 成像中心校正方法[J/OL]. (2026-01-07) [2026-01-23]. <https://link.cnki.net/urlid/62.1125.O4.20260107.1527.004>.
- [28] LI Z Y, LI H, YANG H L. A novel star identification algorithm based on optimized radial and cyclic features for all-sky star sensors[J]. Measurement, 2023, 216: 112972.
- [29] WANG R, LI J H, ZHANG G J, et al. An adaptive Kalman filter for star sensor attitude estimation under highly dynamic conditions[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(1): 458-469.