

# 点目标视频跟踪中的噪声自适应卡尔曼滤波器

李力行<sup>1,2,3</sup> 黄永梅<sup>1,2</sup> 王强<sup>1,2</sup> 贺东<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院光电技术研究所 成都 610209; 2. 中国科学院光束控制重点实验室 成都 610209;

3. 中国科学院大学 北京 100039)

**摘要:** 针对卡尔曼滤波器在实用过程中所遇到的运动模型选择以及噪声给定问题,基于视频点目标的特征,提出了一种点目标视频跟踪中的噪声自适应卡尔曼滤波算法。该算法结合双步动态模型,在滤波过程中根据速度的相关系数调整运动模型参数,使运动模型更加切合实际。此外,该算法结合运动模型以及观测数据对一段时间的过程噪声进行估计,同时基于成像特性,利用单帧图像中灰度值的分布,对单次观测的观测噪声进行实时估计,实现过程噪声和观测噪声的自适应。根据在外场进行的仿真实验和实际跟踪实验结果,文中所提出的方法能够有效地保证跟踪精度。

**关键词:** 卡尔曼滤波;噪声自适应;点目标

**中图分类号:** TN29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

## Noise adaptive Kalman filter for video point target tracking

Li Lixing<sup>1,2,3</sup> Huang Yongmei<sup>1,2</sup> Wang Qiang<sup>1,2</sup> He Dong<sup>1,2</sup>

(1. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;

2. Key Laboratory of Optical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**Abstract:** To overcome the difficulty of choosing the dynamic model and giving the strength of noise that applying the Kalman filter will face, this paper presents an algorithm of noise adaptive Kalman filtering for video point target tracking, based on the characteristic of video point targets. To better fit the dynamics of a video point target, the two-stage dynamic model, which can changes its form with regard to the value of correlation time constant, has been chosen as the state transition model for Kalman filtering. Moreover, the process noise is estimated according to the dynamic model and the observation data. Meanwhile, the observation noise is estimated according to the grey value distribution in each image. Then the process noise and the observation noise are adaptive. According to the outfield experimental result, the methods we proposed could effectively ensure the tracking accuracy.

**Keywords:** Kalman filtering; noise adaptive; point target

## 1 引言

卡尔曼滤波技术<sup>[1]</sup> 20世纪60年代被提出以来,已经在目标预测跟踪中得到了大量的成功应用<sup>[2-7]</sup>。卡尔曼滤波技术基于状态空间方程方法,假设被跟踪的目标的运动模型满足某一线性的状态转移过程方程,并假设目标的观测模型满足另一线性状态观测方程,同时还假设模型中的过程噪声以及观测噪声均为零均值高斯噪声。将卡尔曼滤波技术应用到跟踪问题中首先需要选择与真实情况尽可能接近的状态方程模型,其次需要设定合适的过程噪声以及观测噪声。

卡尔曼滤波器在实际应用过程中需要给定合适的观测

噪声与过程噪声,当噪声参数错误时,所求出的滤波增益不能滤波效果最优,更严重时可能导致滤波发散。为了保持卡尔曼滤波的最优特性,避免滤波发散,需要在根据环境的不同调整噪声参数,即引入噪声自适应的卡尔曼滤波方法。

如果所选状态方程模型与目标的真实运动特性有较大偏差,跟踪效果会很差。然而线性模型假设较为苛刻,实际系统模型都存在一定的非线性。因此针对模型非线性的问题,基于传统卡尔曼滤波方法相继发展出了基于泰勒级数展开的扩展卡尔曼滤波、基于统计线性回归的无迹卡尔曼滤波,以及基于蒙特卡洛模拟的粒子滤波等方法。与扩展出的滤波算法相比,传统卡尔曼滤波算法虽然较为粗略,但由于计算量小,实时性高,仍然具有很高的实用价值,若能

选用合适的状态方程模型,传统卡尔曼技术仍然可以达到很好的应用效果,因此本文考虑将一种交互式多模型方法——双步动态模型引入卡尔曼滤波,使得运动模型的形式能够根据当前环境参数进行调整,使其更加符合实际。

不论是应用传统卡尔曼滤波算法,还是应用针对非线性问题扩展出的滤波算法,都需要为模型确定合适的过程噪声与观测噪声,当噪声参数错误时,所求出的滤波增益不能滤波效果最优,如果噪声被设置得过大,会造成滤波结果过于平滑,如果噪声被设置得过小,会造成滤波结果不明显。通常,假设过程噪声与观测噪声是平稳高斯的,在实际应用中,经常需要根据先验信息或者经验,人为地将噪声方差设为定值。然而,人为地设置噪声方差无法保证其是否与当前真实的噪声水平相符合,即使初始观测噪声能够被准确的设置,对于受非平稳噪声影响的目标(在如强湍流条件下强烈闪烁的激光目标),所预设的噪声强度与真实噪声强度也会存在较大偏差。因此,在噪声非平稳特征较为明显的情况下,根据环境的不同调整噪声参数,对噪声进行实时估计是有必要的。若想对过程噪声进行估计,可以根据定义,统计一段时间内所观测到的目标实际状态与参考状态之间的残差计算得到噪声方差。而对视觉目标的观测噪声进行估计却没有通用的方法<sup>[8-12]</sup>,因此,本文考虑基于单帧图像信息,对每一次观测的观测噪声进行实时估计。

虽然点目标的种类多种多样,但是其在图像传感器上的表现都是类似的。空间激光点目标是一种常见的点目标,以下以空间激光点目标为代表展开。由于目标运动、观测平台抖动等因素影响,激光点目标过程噪声通常是非平稳的。同时,由于大气湍流等因素的影响,目标在接收端图像传感器上表现出了闪烁、破碎、弥散等效应,因此可以推断,目标的观测噪声也应该是非平稳的。图1显示了在较短时间内图像传感器所采集的三幅激光点目标的图像,其强度、分布、形态都发生了较大变化,可以看出,湍流条件下的激光点目标跟踪过程中的观测噪声不是恒定的。对于其他类型的点目标,也同样存在过程噪声和观测噪声非平稳的问题。因此本文考虑引入对噪声进行实时估计的自适应卡尔曼滤波算法。

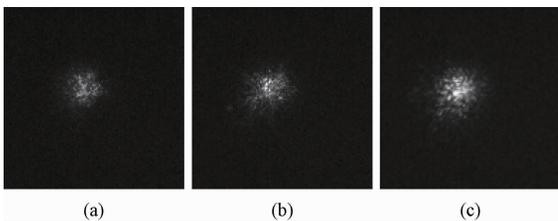


图1 短时间内的激光图像

基于上述讨论,本文考虑将双步动态模型引入卡尔曼滤波,使得运动模型更加符合实际情况。同时考虑对过程噪声和观测噪声进行实时估计,以保证算法的稳定性。

## 2 相关研究

### 2.1 线性离散系统卡尔曼滤波

为了应用卡尔曼滤波器,系统的动态模型可以被写为如下的形式:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{(k)} &= \Phi_{(k|k-1)} \mathbf{x}_{(k-1)} + \Gamma_{(k|k-1)} \mathbf{w}_{1,(k-1)}, \\ \mathbf{z}_{(k)} &= \mathbf{H}_{(k)} \mathbf{x}_{(k)} + \mathbf{w}_{2,(k)}, \end{aligned} \quad (1)$$

该动态模型由状态转移过程方程和状态观测方程组成。其中,  $\mathbf{x}_{(k)}$  为系统在  $k$  时刻的状态向量,是需要估计的量,一般情况下  $\mathbf{x}_{(k)}$  难以测量,  $\Phi_{(k,k-1)}$  为状态转移矩阵,确定了  $\mathbf{x}_{(k)}$  的变化方式,  $\Gamma_{(k,k-1)}$  为控制输入矩阵,在不考虑控制的情况下可假设为单位矩阵。  $\mathbf{z}_{(k)}$  为系统状态在  $k$  时刻的观测向量,  $\mathbf{H}_{(k)}$  为观测矩阵,反应了  $\mathbf{z}_{(k)}$  和  $\mathbf{x}_{(k)}$  之间的线性关系,卡尔曼滤波基于  $\mathbf{z}_{(k)}$  和  $\mathbf{x}_{(k)}$  的关系,通过逐次测量  $\mathbf{z}_{(k)}$  来估计  $\mathbf{x}_{(k)}$ 。其中的过程噪声  $\mathbf{w}_{1,(k)}$  和观测噪声  $\mathbf{w}_{2,(k)}$  被假设为零均值的高斯白噪声(若有控制信号,  $\mathbf{w}_{1,(k)}$  非零均值),设  $\mathbf{Q}_{1,(k)}$  和  $\mathbf{Q}_{2,(k)}$  分别为  $\mathbf{w}_{1,(k)}$  和  $\mathbf{w}_{2,(k)}$  对应的协方差矩阵。卡尔曼滤波器针对式(1)所描述的系统,根据测量值  $\mathbf{z}_{(k)}$  对状态值  $\mathbf{x}_{(k)}$  进行估计,使估计误差均方差最小,滤波过程通过以下步骤循环进行:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{(k|k-1)} &= \Phi_{(k|k-1)} \mathbf{P}_{(k-1|k-1)} \Phi_{(k|k-1)}^T + \\ &\Gamma_{(k|k-1)} \mathbf{Q}_{1,(k-1)} \Gamma_{(k|k-1)}^T, \\ \mathbf{L}_{(k)} &= \mathbf{P}_{(k|k-1)} \mathbf{H}_{(k)}^T (\mathbf{H}_{(k)} \mathbf{P}_{(k|k-1)} \mathbf{H}_{(k)}^T + \mathbf{Q}_{2,(k)})^{-1}, \\ \hat{\mathbf{x}}_{(k)} &= \Phi_{(k|k-1)} \hat{\mathbf{x}}_{(k-1)} + \mathbf{L}_{(k)} (\mathbf{z}_{(k)} - \mathbf{H}_{(k)} \Phi_{(k|k-1)} \hat{\mathbf{x}}_{(k-1)}), \\ \mathbf{P}_{(k|k)} &= (\mathbf{I} - \mathbf{L}_{(k)} \mathbf{H}_{(k)}) \mathbf{P}_{(k|k-1)}. \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $\hat{\mathbf{x}}_{(k)}$  是对  $\mathbf{x}_{(k)}$  的估计,  $\mathbf{L}_{(k)}$  叫做增益矩阵,  $\mathbf{P}_{(k|k)}$  为预测误差协方差矩阵:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{(k|k)} &= \mathbf{E}\{\mathbf{e}_{(k|k)} \mathbf{e}_{(k|k)}^T\}, \\ \mathbf{e}_{(k|k)} &= \mathbf{x}_{(k)} - \hat{\mathbf{x}}_{(k)}, \end{aligned} \quad (3)$$

$\mathbf{P}_{(k|k-1)}$  是基于  $\mathbf{P}_{(k-1|k-1)}$  对  $\mathbf{P}_{(k|k)}$  的预测,初值  $\hat{\mathbf{x}}_{(0)}$  和  $\mathbf{P}_{(0|0)}$  需要预先给定。

### 2.2 双步动态模型

交互式多模型算法<sup>[13]</sup>具有自适应的特点,能够有效地对各个模型的概率进行调整,尤其适用于机动目标的定位跟踪。双步动态模型<sup>[14]</sup>作为一种紧凑、有效的交互式多模型,由自由模型和保守模型两部分组成,两部分的组成占比根据速度自相关函数的相关系数调整。双步动态模型假设目标速度由平均速度和相关噪声组成:

$$\mathbf{v}(t) = \bar{\mathbf{v}}(t) + \tilde{\mathbf{v}}(t), \quad (4)$$

其中  $\bar{\mathbf{v}}(t)$  为当前速度的平均值,称为输入速度,  $\tilde{\mathbf{v}}(t)$  为零均值的相关噪声,其自相关函数满足:

$$R_{\tilde{\mathbf{v}}}(\tau) = \sigma_v e^{-\beta|\tau|}, \quad (5)$$

式中:  $\sigma_v$  为  $\tilde{\mathbf{v}}(t)$  的均方根误差值,  $\beta$  为时间相关系数。利用整形滤波器可以将式(5)化为:

$$\dot{\tilde{\mathbf{v}}}(t) = -\beta \tilde{\mathbf{v}}(t) + \sqrt{q_v} u(t), \quad (6)$$

其中  $u(t)$  为方差为1的白噪声,  $q_v = 2\beta\sigma_v^2$ , 设状态向量  $\mathbf{x}_{(k)} = [\mathbf{x}_{(k)}, \mathbf{v}_{(k)}]^T$ ,  $\mathbf{x}_{(k)}$  是  $k$  时刻的位置,  $\mathbf{v}_{(k)}$  是  $k$  时刻的速

度,基于式(6),状态转移过程方程可写为:

$$\mathbf{x}_{(k)} = \Phi_{(k|k-1)}\mathbf{x}_{(k-1)} + \Psi_{(k|k-1)}\bar{\mathbf{v}}_{(k-1)} + \mathbf{w}_{(k-1)}, \quad (7)$$

其中,

$$\begin{aligned} \Phi_{(k-1,k)} &= \begin{bmatrix} 1 & \varphi_1 \\ 0 & \varphi_2 \end{bmatrix}, \\ \varphi_1 &= \frac{1 - e^{-\beta T}}{\beta}, \varphi_2 = e^{-\beta T}, \\ \gamma_1 &= \frac{\beta T - 1 + e^{-\beta T}}{\beta}, \gamma_2 = 1 - e^{-\beta T}, \end{aligned} \quad (8)$$

$T$  是时间间隔,  $\mathbf{w}_{(k)}$  是白噪声向量,且  $\mathbf{w}_{(k)}$  的自相关矩阵  $\mathbf{Q}_{(k)}$  满足:

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{(k)} &= \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} \\ q_{12} & q_{22} \end{bmatrix} \mathbf{q}_v, \\ q_{11} &= \frac{1}{2\beta^2}(2\beta T - 1 + 4e^{-\beta T} - e^{-2\beta T}), \\ q_{12} &= \frac{1}{2\beta^2}(1 + e^{-2\beta T} - 2e^{-\beta T}), \\ q_{22} &= \frac{1}{2\beta}(1 - 2e^{-2\beta T}), \\ q_v &= 2\beta\sigma_v^2. \end{aligned} \quad (9)$$

如式(7)所示的状态转移过程模型在跟踪过程中可根据检测到的  $\beta$  值以及式(8),通过调整  $\mathbf{x}_{(k-1)}$  与  $\bar{\mathbf{v}}(k-1)$  在  $\mathbf{x}_{(k)}$  估计量中的组成占比对运动模型进行调整。其中输入速度  $\bar{\mathbf{v}}(k-1)$  根据实际情况确定,可以利用最小二乘等方法估计,或者根据实际情况设置。

### 3 视频目标的噪声自适应卡尔曼滤波

对于视频目标,设  $x_{(k)}$  是  $k$  时刻图像坐标  $x$  方向的位置,  $y_{(k)}$  是  $k$  时刻图像坐标  $y$  方向的位置,  $v_{x,(k)}$  和  $v_{y,(k)}$  分别是  $x_{(k)}$  和  $y_{(k)}$  对应的速度,设视频目标的状态向量为  $\mathbf{x}_{(k)} = [x_{(k)}, v_{x,(k)}, y_{(k)}, v_{y,(k)}]^T$ , 输入速度向量  $\bar{\mathbf{v}}(k-1) = [\bar{v}_x, (k-1), \bar{v}_y, (k-1)]^T$ 。将双步动态模型应用到卡尔曼滤波中,根据式(1)、式(7),系统的动态模型写为如下形式:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{(k)} &= \Phi_{(k|k-1)}\mathbf{x}_{(k-1)} + \Psi_{(k|k-1)}\bar{\mathbf{v}}_{(k-1)} + \mathbf{w}_{1,(k-1)}, \\ \mathbf{z}_{(k)} &= \mathbf{H}_{(k)}\mathbf{x}_{(k)} + \mathbf{w}_{2,(k)}, \end{aligned} \quad (10)$$

其中,

$$\begin{aligned} \Phi_{(k|k-1)} &= \begin{bmatrix} \Phi_{x,(k|k-1)} & 0 \\ 0 & \Phi_{y,(k|k-1)} \end{bmatrix}, \\ \Psi_{(k|k-1)} &= \begin{bmatrix} \Psi_{x,(k|k-1)} & 0 \\ 0 & \Psi_{y,(k|k-1)} \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (11)$$

$\Phi_{x,(k|k-1)}$ 、 $\Psi_{x,(k|k-1)}$ 、 $\Phi_{y,(k|k-1)}$ 、 $\Psi_{y,(k|k-1)}$  的定义如式(8),  $\Phi_{x,(k|k-1)}$  和  $\Psi_{x,(k|k-1)}$  与  $x$  方向上的状态向量  $[x_{(k)}, v_{x,(k)}]^T$  对应,  $\Phi_{y,(k|k-1)}$  和  $\Psi_{y,(k|k-1)}$  与  $y$  方向上的状态向量  $[y_{(k)}, v_{y,(k)}]^T$  对应。假设观测矩阵满足:

$$\mathbf{H}_{(k)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

根据式(1)、式(2)和式(7),引入双步模型后的卡尔曼滤波对应的滤波步骤如下所示:

$$\mathbf{P}_{(k|k-1)} = \Phi_{(k|k-1)}\mathbf{P}_{(k-1|k-1)}\Phi_{(k|k-1)}^T + \mathbf{I}_{(k|k-1)}$$

$$\mathbf{I}_{(k|k-1)} = \mathbf{Q}_{1,(k-1)}\mathbf{I}_{(k|k-1)}^T,$$

$$\mathbf{L}_{(k)} = \mathbf{P}_{(k|k-1)}\mathbf{H}_{(k)}^T(\mathbf{H}_{(k)}\mathbf{P}_{(k|k-1)}\mathbf{H}_{(k)}^T + \mathbf{Q}_{2,(k)})^{-1},$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{(k)} = \mathbf{H}_{(k)}(\Phi_{(k|k-1)}\hat{\mathbf{x}}_{(k-1)} + \Psi_{(k|k-1)}\bar{\mathbf{v}}_{(k-1)}),$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{(k)} = \Phi_{(k|k-1)}\hat{\mathbf{x}}_{(k-1)} + \mathbf{L}_{(k)}(\mathbf{z}_{(k)} - \hat{\mathbf{z}}_{(k)}),$$

$$\mathbf{P}_{(k|k)} = (\mathbf{I} - \mathbf{L}_{(k)}\mathbf{H}_{(k)})\mathbf{P}_{(k|k-1)}, \quad (13)$$

其中,

$$\mathbf{Q}_{1,(k)} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{x,(k)} & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}_{y,(k)} \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$\mathbf{Q}_{x,(k)}$  和  $\mathbf{Q}_{y,(k)}$  如式(9)  $\mathbf{Q}_{(k)}$ ,  $\mathbf{Q}_{x,(k)}$  和  $\mathbf{Q}_{y,(k)}$  分别对应  $x$  与  $y$  方向的状态向量。根据式(14)、(9),即系统的过程噪声可根据速度的均方根误差  $\sigma_v$  和时间相关系数  $\beta$  自适应。

在视频点目标定位中,对目标位置进行检测常用的质心定位算法如下所示<sup>[15]</sup>:

$$\begin{aligned} x_{(k)} &= \frac{\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j) \cdot i}{\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j)}, \\ y_{(k)} &= \frac{\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j) \cdot j}{\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j)}, \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $G_{(k)}(i,j)$  为图像像素点  $(i,j)$  在  $k$  时刻时的灰度值 ( $G_{(k)}(i,j)$  需大于特定阈值,否则被置为 0),  $M$  和  $N$  为图像的行宽和列宽。可以看出,式(15)计算的是坐标位置的一阶灰度加权原点矩,加权值为图像坐标位置对应的灰度值占比。对于点目标,图像坐标位置处的灰度值反映了目标位于该坐标位置的概率,灰度值越高,目标位于该点的可能性就越大,因此,质心算法计算的是目标的位置期望。与将坐标位置的一阶概率加权矩作为位置的检测值类似,提出将位置的二阶加权中心矩作为位置观测噪声的方差,其权值同样为灰度值  $G_{(k)}(i,j)$  (需大于特定阈值)。本文将  $x$  和  $y$  方向上的观测方差分别定义为:

$$\begin{aligned} \sigma_{x,(k)}^2 &= \frac{\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j) \cdot (i - x_{(k)})^2}{\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j)}, \\ \sigma_{y,(k)}^2 &= \frac{\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j) \cdot (i - y_{(k)})^2}{\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j)}, \end{aligned} \quad (16)$$

则观测噪声的协方差矩阵  $\mathbf{Q}_{2,(k)}$  为:

$$\mathbf{Q}_{2,(k)} = \begin{bmatrix} \sigma_{x,(k)}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{y,(k)}^2 \end{bmatrix}, \quad (17)$$

根据式(15),  $G_{(k)}(i,j)$  和  $\sum_{i=1,j=1}^{M,N} G_{(k)}(i,j)$  在求质心位置  $x_{(k)}$  和  $y_{(k)}$  时已被计算过,因此根据式(16)计算  $\sigma_{x,(k)}^2$  和  $\sigma_{y,(k)}^2$  时不会增加过多的计算代价。

### 4 实验研究

实验研究利用文中所述的算法对近地远距离激光点目

标进行跟踪实验。该实验作为量子光通信实验的一部分,在中国科学院紫金山天文台青海观测站进行。实验利用一台具有粗精两级跟踪系统的1.2 m直径望远镜作为接收装置(图2),接收一个被固定在17 km外的半导体激光器发出的激光。为了模拟激光点目标的相对运动,接收望远镜的机架(粗跟踪系统)按一定规律轻微摆动,使激光目标在精跟踪视场中运动。



图2 1.2 m直径望远镜

#### 4.1 离线仿真

实验采集了1组的图像序列进行离线仿真,利用该组图像数据进行离线仿真对比验证,对比本文提出的噪声自适应卡尔曼滤波器与通常使用的噪声预设且采用常速度模型的卡尔曼滤波器。图像的采样帧频为2 000 Hz,本组采集了30 000帧,即15 s的图像。经过统计,根据式(9)以及式(14)估计的速度过程噪声方差分布在0~1的范围内,其概率密度函数如图3所示。

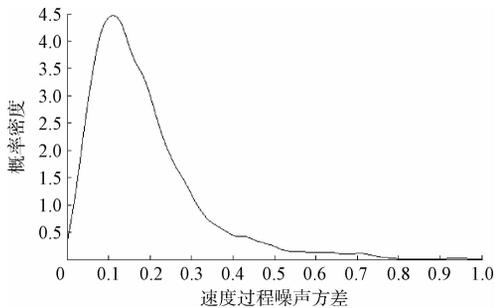


图3 速度过程方差的概率密度分布

根据式(16)估计的位置观测噪声方差分布在100~550的范围内,其概率密度函数如图4所示。

在实验中,将噪声预设卡尔曼滤波器的位置观测噪声的方差 $\sigma_{x,(k)}^2$ 和 $\sigma_{y,(k)}^2$ 全部预设为与第一帧图像位置观测方差相近的值,均设为200,同时将速度过程噪声的方差 $\sigma_{xv,(k)}^2$ 和 $\sigma_{yv,(k)}^2$ 全部预设为利用初始10帧数据计算的估计值相近的值,均设为0.05。根据式(13)的步骤,对实验数据进行滤波处理。一段时间内(500 ms)的质心位置 $x$ 分量的预测跟踪曲线对比如图5所示。

对滤波后的结果进行统计分析,利用噪声预设且采用常速度模型的卡尔曼滤波器预测的位置均方根误差为

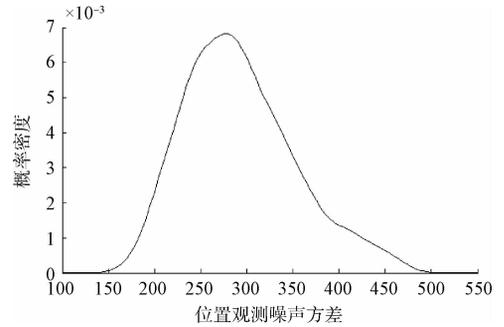


图4 位置观测方差的概率密度分布

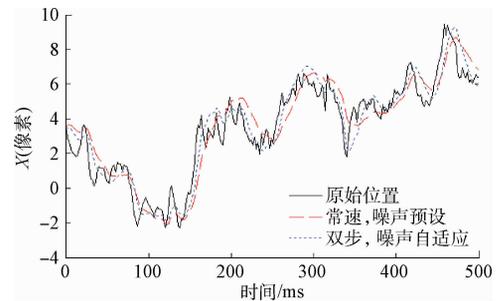


图5 仿真实验结果比较

1.102 9像素,利用本文提出的噪声自适应的卡尔曼滤波器预测的位置方差为0.911 9像素。通过结果对比可以看出,在仿真实验中,本文提出的噪声自适应的卡尔曼滤波算法更能保证跟踪精度。

#### 4.2 在线实验

将滤波算法应用到实际系统中进行3组重复实验,每组实验分别对未精跟踪、应用噪声预设且采用常速度模型的卡尔曼滤波器的精跟踪、应用噪声自适应卡尔曼滤波器的精跟踪进行测试实验,并记录数据,每一组实验中对3种算法的测试是紧接进行的,各组实验相隔一段时间进行。实验结果如表1所示,表中记录了3种算法在3次实验中的质心位置偏离图像中心位置的脱靶量的均方根误差,即跟踪均方根误差。

表1 在线实验中的跟踪均方根误差比较 (像素)

	未精跟踪	常速,预设	双步,自适应
1组	4.602 1	1.731 9	1.502 4
2组	4.374 9	1.750 8	1.496 0
3组	5.382 6	1.664 7	1.443 7
平均	4.786 5	1.715 8	1.480 7

根据对比实验结果可以看出,相比于传统卡尔曼滤波器,本文提出的针对视频点目标的噪声自适应的卡尔曼滤波器能够有效地保证跟踪精度。

## 5 结 论

为了解决卡尔曼滤波器在实际应用中所存在的由于噪声非平稳而导致的性能不稳定的问题,本文首先对卡尔曼滤波技术以及双步动态模型原理进行简单介绍,然后基于相关研究,并结合视频点目标的成像特性,提出了一种噪声自适应的卡尔曼滤波算法。该算法结合双步动态模型,在根据速度的相关系数调整模型参数的同时,对过程噪声方差进行估计,此外,算法还通过计算位置的二阶灰度加权中心矩,估计单次观测噪声。通过对过程噪声和观测噪声进行实时估计,保证卡尔曼滤波器在非平稳噪声条件下的跟踪性能。为了验证算法的有效性,文中对噪声预设的卡尔曼滤波器和噪声自适应的卡尔曼滤波器进行了一系列的离线仿真和在线实验,对算法性能进行对比。通过仿真和实验证明,点目标视频跟踪中的噪声自适应卡尔曼滤波器能够有效地保证跟踪性能。

## 参考文献

- [1] 秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 3 版. 西安:西北工业大学出版社, 2015.
- [2] LEFFERTS E J, MARKLEY F L, SHUSTER M D. Kalman filtering for spacecraft attitude estimation[J]. Journal of Guidance Control & Dynamics, 2015, 26(4): 536-542.
- [3] 杨新欣, 邓联文, 陈鸿飞, 等. 基于强跟踪 UKF 的视频目标跟踪算法[J]. 电子测量技术, 2016, 39(10): 95-99.
- [4] 孙超, 张美君. 基于 Kalman 滤波的头盔运动姿态的预测方法[J]. 国外电子测量技术, 2015(2): 82-86.
- [5] 徐诚, 黄大庆, 孔繁镛. 一种小型无人机无源目标定位方法及精度分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1115-1122.
- [6] 刘春, 马颖. 改进卡尔曼滤波在北斗伪距定位中的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(5): 779-785.
- [7] SUN T, XING F, YOU Z. Research on dynamic performance of star tracker [J]. Instrumentation, 2015, 2(1): 17-26.
- [8] 沈晔青, 龚华军, 熊琰. 自适应卡尔曼滤波在目标跟踪系统中的应用[J]. 计算机仿真, 2007, 24(11): 210-213.
- [9] 符拯, 王书满, 刘丙杰, 等. 自适应卡尔曼滤波的最新进展[J]. 战术导弹技术, 2009(6): 62-66.
- [10] 魏伟, 秦永元, 张晓冬, 等. 卡尔曼滤波系统和量测噪声自适应估计的关联性[J]. 测控技术, 2012, 31(12): 98-103.
- [11] 徐定杰, 沈忱, 沈锋. 时变有色观测噪声下基于变分贝叶斯学习的自适应卡尔曼滤波[J]. 电子与信息学报, 2013(7): 1593-1598.
- [12] 崔先强, 杨元喜, 高为广. 多种有色噪声自适应滤波算法的比较[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2006, 31(8): 731-735.
- [13] 秦雷, 李君龙, 周荻. 基于交互式多模型算法跟踪临近空间目标[J]. 系统工程与电子技术, 2014(7): 1243-1249.
- [14] KRISTAN M, KOVACIC S, LEONARDIS A, et al. A two-stage dynamic model for visual tracking[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2010, 40(6): 1505-1520.
- [15] 钱锋, 贾建军, 张亮, 等. 捕获、跟踪、瞄准系统中光斑探测相机的定位精度[J]. 中国激光, 2013(2): 171-177.

## 作者简介

李力行, 1988 年出生, 博士研究生, 主要研究方向为空间激光通信、光电跟踪控制等。

E-mail: icecliff@126.com