

引用格式:张新堃,黄山. 结合 Kalman 滤波的时空上下文目标跟踪算法[J]. 电光与控制,2018,25(11):102-105,119. ZHANG X K, HUANG S. STC target tracking algorithm based on Kalman filter[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(11):102-105, 119.

## 结合 Kalman 滤波的时空上下文目标跟踪算法

张新堃, 黄山  
(四川大学,成都 610065)

**摘要:** STC 目标跟踪算法是一种基于贝叶斯框架、使用跟踪目标与目标周围区域的时空关系达到跟踪目的的跟踪算法,但是当目标快速移动或者受到剧烈干扰时容易丢失跟踪的目标。将时空上下文目标跟踪算法与 Kalman 滤波相结合,使用 Kalman 滤波对目标的位置进行预测,并使用 STC 目标跟踪算法对预测结果进行校正。结合 Kalman 滤波和 STC 的目标跟踪算法能在目标被遮挡或存在干扰目标情况下实现有效跟踪。实验结果表明,将 STC 目标跟踪算法与 Kalman 滤波结合后在目标跟踪中比单纯的 STC 目标跟踪算法具有更好的准确性和鲁棒性。

**关键词:** 目标跟踪; 时空上下文; Kalman 滤波; 置信图

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.11.020

## STC Target Tracking Algorithm Based on Kalman Filter

ZHANG Xin-kun, HUANG Shan  
(Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** The Spatio-Temporal Context (STC) target tracking algorithm is based on the Bayesian framework and uses the spatio-temporal relationship between the tracked target and its surroundings to achieve the purpose of target tracking. However, it is easy to lose the tracked target when the target is rapidly moving or violently interfered. Therefore, in this paper, the STC target tracking algorithm is combined with Kalman filtering, the position of the target is predicted by using Kalman filter, and the prediction result is corrected by using the STC target tracking algorithm. The target tracking algorithm combining Kalman filtering and STC can realize effective target tracking when the target is occluded or when there is interference targets. The experimental results demonstrate that the accuracy and robustness of the proposed target tracking algorithm are better than that of the original STC target tracking algorithm.

**Key words:** target tracking; STC; Kalman filter; confidence chart

### 0 引言

目标跟踪是目前计算机视觉领域研究的一个热点,包括了诸如目标定位、智能交通、人工智能、人体跟踪等许多领域,也取得了不少的研究成果<sup>[1-2]</sup>。时空上下文(Spatio-Temporal Context, STC)<sup>[3]</sup>目标跟踪算法是一个建立在贝叶斯框架下快速简单且鲁棒性好的目标跟踪算法。

STC 目标跟踪算法受到了生物视觉系统的关注焦点机制的启发,在目标跟踪中加入了对时空上下文信息的利用。由于 STC 目标跟踪算法是一个基于线性贝叶斯框架下的算法,不可避免地会有跟踪目标漂移问

题。当目标受到强干扰,比如严重遮挡或者严重形变时局部上下文区域的像素强度和相对位置很大的改变,会导致计算得到的先验概率模型不准确,最后通过计算得到的目标坐标也会与目标实际位置有较大的偏差。文献[4-6]对 STC 目标跟踪算法进行了改进,有效提升了 STC 目标跟踪算法的精度,克服了容易漂移等缺点,有了更好的抗干扰性,但是也存在实时性不佳等问题。

针对跟踪过程中出现的严重遮挡和高速高机动等问题,结合 Kalman 滤波改进了 STC 目标跟踪算法,在目标快速移动和被遮挡的情况下,仍能有效、稳定地跟踪目标。

### 1 Kalman 滤波算法简介

Kalman 滤波算法<sup>[7-8]</sup>是一种对动态系统的状态序列进行线性最小方差估计的算法,可以通过状态方程

收稿日期:2017-11-29

修回日期:2017-12-27

作者简介:张新堃(1992—),男,山东潍坊人,硕士生,研究方向为视频目标跟踪。

和观测方程描述离散的动态系统,即

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A}\mathbf{x}(n-1) + \mathbf{B}\mathbf{u}(n) + \mathbf{w}(n) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(n) = \mathbf{H}\mathbf{x}(n) + \mathbf{v}(n) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{A}$  是系统状态转移矩阵; $\mathbf{H}$  是系统观测矩阵; $\mathbf{x}(n)$  为系统状态向量; $\mathbf{u}(n)$  是输入向量; $\mathbf{w}(n)$  是估计噪声; $\mathbf{v}(n)$  是观测噪声。Kalman 滤波算法中估计噪声  $\mathbf{w}(n)$  和观测噪声  $\mathbf{v}(n)$  必须是满足高斯分布的白噪声。

Kalman 滤波的 5 个主要公式如下。

$$\hat{\mathbf{x}}(n|n-1) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(n-1|n-1) + \mathbf{B}\mathbf{u}(n) \quad (3)$$

$$\mathbf{P}(n|n-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}(n-1|n-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (4)$$

$$\mathbf{K}(n) = \frac{\mathbf{P}(n|n-1)\mathbf{H}^T(n)}{\mathbf{R}(n) + \mathbf{H}(n)\mathbf{P}(n|n-1)\mathbf{H}^T(n)} \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(n|n) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(n|n-1) + \mathbf{K}(n)[\mathbf{z}(n) - \mathbf{H}(n)\hat{\mathbf{x}}(n|n-1)] \quad (6)$$

$$\mathbf{P}(n|n) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n)\mathbf{H}(n)]\mathbf{P}(n|n-1) \quad (7)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}(n-1|n-1)$  为上一时刻的最佳估计值; $\mathbf{P}(n|n-1)$  是  $n$  时刻的方差矩阵的估计值; $\mathbf{K}(n)$  为估计最小均方误差除以  $n$  时刻测量误差加估计最小均方误差,也就是估计误差占总误差的权重; $\hat{\mathbf{x}}(n|n)$  是最优估计值; $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{R}$  分别是估计噪声和观测噪声的协方差矩阵。特别需要注意的是, $\hat{\mathbf{x}}(n|n)$  和  $\hat{\mathbf{x}}(n|n-1)$  是不一样的,可以将  $\hat{\mathbf{x}}(n|n-1)$  看作估计值(中间变量), $\hat{\mathbf{x}}(n|n)$  才是当前最优估计值(结果)。

Kalman 滤波器主要有两个计算步骤:第一步通过式(3)、式(4)得到估计值,也就是  $x$  和  $\mathbf{P}$  的中间值  $\hat{\mathbf{x}}(n|n-1)$  和  $\mathbf{P}(n|n-1)$ ;第二步是 Kalman 滤波的核心步骤,通过式(5)、式(6)、式(7)修正之前的估计值,得到当前时刻的最优估计值  $\hat{\mathbf{x}}(n|n)$ ,同时更新最优最小均方误差矩阵  $\mathbf{P}(n|n)$  为下一时刻使用 Kalman 滤波算法做准备。

Kalman 滤波原理简单模型如图 1 所示。



图 1 Kalman 滤波原理简单模型

Fig.1 Simple model of Kalman filter principle

## 2 结合 Kalman 滤波的 STC 目标跟踪算法

### 2.1 STC 目标跟踪算法

STC 目标跟踪算法<sup>[9]</sup>可以描述为计算一个估计目标位置  $x$  似然的置信图,置信图中最大值的坐标即为目标坐标。

$$m(x) = P(x|o) = \sum_{c(z) \in X^c} P(x, c(z)|o) = \sum_{c(z) \in X^c} P(x|c(z), o)P(c(z)|o) \quad (8)$$

式中: $c(z)$  表示  $z$  点处的上下文特征即  $c(z) = (I(z), z)$ ,它包括了图像点的像素强度  $I(z)$  和坐标信息  $z$ ;  $X^c$  是当前帧上下文特征集合即  $X^c = \{c(z) = (I(z), z) | z \in \Omega_c(x^*)\}$ ,其中,  $\Omega_c(x^*)$  表示以  $x^*$  为中心的局部上下文区域。

式(8)中条件概率函数  $P(x|c(z), o)$  被定义为

$$P(x|c(z), o) = h^{sc}(x-z) \quad (9)$$

式中,  $h^{sc}(x-z)$  对  $x$  和上下文区域坐标  $z$  之间的相对距离和相对方向进行编码,反映了目标中心坐标  $x$  与周围区域的空间关系。

式(8)中上下文先验概率模型  $P(c(z)|o)$  可以建模为

$$P(c(z)|o) = I(z)\omega_\sigma(z-x^*) \quad (10)$$

式中,  $\omega_\sigma(z-x^*) = ae^{-\frac{|z-x^*|^2}{\sigma^2}}$ ,  $a$  是规范化常数,  $\sigma$  是尺度参数,它表示越接近目标位置中心的点对预测未来目标位置越重要,因此被赋予更高的权重。

式(8)中置信图  $m(x)$  定义为

$$m(x) = be^{-\left|\frac{x-x^*}{\alpha}\right|^\beta} \quad (11)$$

式中: $b$  是规范化常数; $\alpha$  是尺度参数; $\beta$  是形状参数。

将式(9)、式(10)、式(11)代入式(8)中得到

$$m(x) = h^{sc}(x) \otimes (I(x)\omega_\sigma(x-x^*)) \quad (12)$$

式中,  $\otimes$  表示卷积。为了加快计算速度,通过快速傅里叶变换(FFT)进行加速,变换后式(12)变为

$$h^{sc}(x) = \Phi^{-1} \left[ \frac{\Phi(m(x))}{\Phi(I(x)\omega_\sigma(x-x^*))} \right] \quad (13)$$

然后使用此模型更新时空上下文模型,即

$$H_{t+1}^{sc} = (1-\rho)H_t^{sc} + \rho h_t^{sc} \quad (14)$$

式中,  $\rho$  表示学习率。

式(14)等同于对目标模型进行了低通滤波处理。得到目标的时空上下文模型后,在新的一帧使用式(15)计算当前帧目标的置信图为

$$m_{t+1}(x) = \Phi^{-1} \left[ \Phi(H_{t+1}^{sc}(x)) \odot \Phi(I_{t+1}(x)\omega_\sigma(x-x_t^*)) \right] \quad (15)$$

然后选择置信图中最大值的坐标作为目标位置坐标,即  $x_{t+1}^* = \arg \max_{x \in \Omega_c(x_t^*)} m_{t+1}(x)$ 。

### 2.2 改进的 STC 目标跟踪算法

当目标受到强烈干扰,如严重遮挡、快速运动等情况时,上下文区域中像素的强度发生了剧烈变化或者目标超出上下文区域,此时通过 STC 目标跟踪算法计算得到的先验概率模型  $P(c(z)|o)$  不够准确,导致最终计算得到的目标坐标位置 and 实际目标坐标位置出现较大的偏差。因此引入 Kalman 滤波算法,对目标的运动趋势做出预测,以此校正 STC 目标跟踪算法的跟踪结果。

改进算法过程如下。

1) 初始化。

在初始帧中,使用鼠标手工选定目标区域,利用式(10)、式(11)计算目标的时空上下文区域置信图  $m(x)$  和先验概率模型  $P(c(z)|o)$ ;同时得到目标跟踪框的几何中心位置  $x(0), y(0)$ ,将其作为 Kalman 滤波算法的初始状态,将误差噪声协方差矩阵  $P$  设为 0。

2) 跟踪目标。

在第  $n$  帧中,首先使用 STC 目标跟踪算法得到目标的置信图最大值位置,之后将 STC 目标跟踪算法输出的目标位置作为 Kalman 滤波器的观测值  $z(n)$  用来计算当前帧的最优估计值。使用 Kalman 滤波器对 STC 输出的目标位置进行修正,得到当前帧目标位置的最优估计值  $\hat{x}(n|n)$ ,将  $\hat{x}(n|n)$  作为目标的最终位置。同时,将  $\hat{x}(n|n)$  位置传递给 STC 目标跟踪算法,更新时空上下文模型  $h^{sc}(x)$  和  $H_{t+1}^{sc}$ 。

算法流程如图 2 所示。

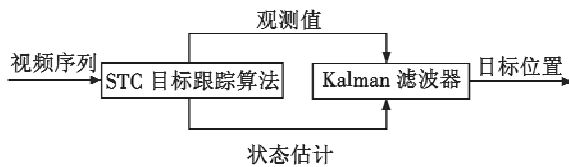


图 2 结合 Kalman 滤波的 STC 目标跟踪算法

Fig. 2 STC algorithm combined with Kalman filter

同时,为加快算法运行速度,将 STC 目标跟踪算法目标上下文区域由原来的目标区域 2 倍缩小为 1.8 倍。

### 3 实验与结果分析

#### 3.1 实验条件

实验在 Visual Studio2015 开发平台下基于 Opencv

3.2编程实现。Kalman 滤波器参数设置如下:状态转

$$\text{移矩阵为 } A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}; \text{观测矩阵为 } H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix};$$

估计噪声协方差矩阵为  $Q = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ ;观测噪声协方差矩

阵为  $R = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ ;状态向量  $x(n) = (x \ y \ \Delta x \ \Delta y)^T$ ;观测

向量  $z(n) = (x \ y)^T$ ,  $x$  表示目标在  $n$  时刻位置的横坐标,  $y$  表示目标在  $n$  时刻位置的纵坐标,  $\Delta x, \Delta y$  分别表示两帧之间目标横纵坐标的移动距离。

跟踪结果如图 3、图 4 所示。



a STC 目标跟踪算法                      b 本文算法

图 3 视频 1 跟踪结果

Fig. 3 Tracking results of Video 1



a STC 目标跟踪算法                      b 本文算法

图 4 视频 2 跟踪结果

Fig. 4 Tracking results of Video 2

#### 3.2 实验结果分析

使用矩形跟踪框的几何中心横纵坐标与目标实际位置中心横纵坐标的差值衡量跟踪的准确性。对视频 1 从第 35 帧到第 110 帧的跟踪结果以及视频 2 的第 20 帧到第 90 帧的跟踪结果进行分析。具体情况如图 5、图 6 所示。

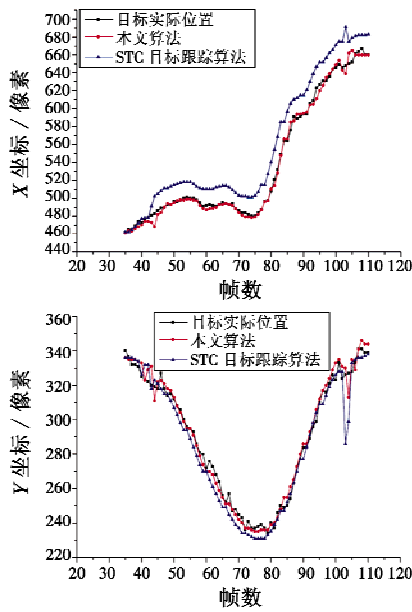


图 5 视频 1 跟踪位置曲线图

Fig. 5 Tracking position curve of Video 1

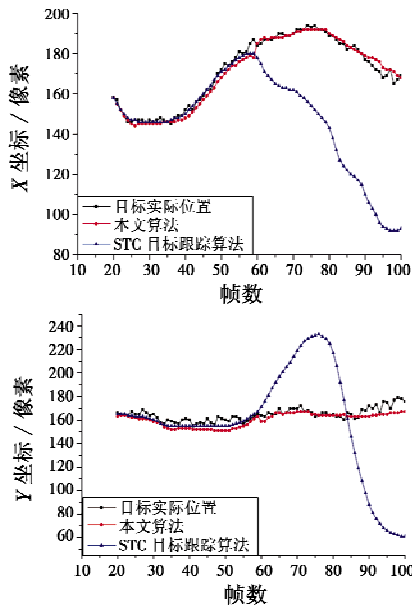


图 6 视频 2 跟踪位置曲线图

Fig. 6 Tracking position curve of Video 2

从图 5 和图 6 中可以看出,虽然缩小了时空上下文区域的大小,但是由于 Kalman 滤波的校正,改进算法在视频 1 和视频 2 的目标跟踪中跟踪精度高于 STC 目标跟踪算法。在视频 1 中,本文算法结果和目标之间平均偏差像素为(3.26,3.52),STC 目标跟踪算法结果和目标之间平均偏差像素为(20.01,5.59)。在视频 2 中,本文算法结果和目标之间平均偏差像素为(1.73,3.92),STC 目标跟踪算法结果和目标之间平均偏差像素为(17.92,20.55)。

算法对视频 1 和视频 2 进行目标跟踪耗时情况分

别如图 7、图 8 所示。

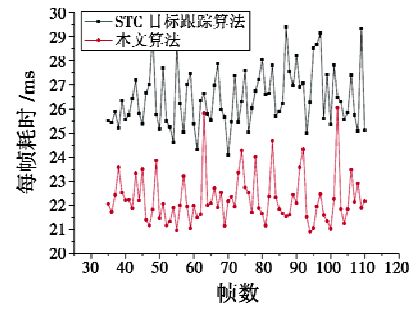


图 7 视频 1 跟踪速度曲线图

Fig. 7 Tracking speed curve of Video 1

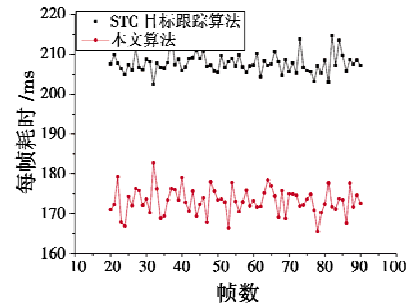


图 8 视频 2 跟踪速度曲线图

Fig. 8 Tracking speed curve of Video 2

从图 7 和图 8 中可以看出,改进的 STC 目标跟踪算法由于缩小了上下文区域面积,运算速度较原始 STC 目标跟踪算法有了一定的提高,可以满足实时性要求。

#### 4 结束语

本文在原本的 STC 目标跟踪算法中加入了 Kalman 滤波算法,使目标在被遮挡时可以使用 Kalman 滤波器对 STC 目标跟踪算法的输出进行校正,有效增加了算法的鲁棒性。本文算法的不足是目标跟踪框尺度不能变化,丢失目标后不能寻回目标,没有考虑多目标等。后续工作将针对这些不足做进一步改进。

#### 参考文献

- [1] WU Y, LIM J W, YANG M H. Online object tracking: a benchmark [C]//Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Piscataway: IEEE Press, 2013: 2411-2418.
- [2] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey[J]. ACM Computer Survey, 2006, 38(4): 13-57.
- [3] ZHANG K H, ZHANG L, LIU Q S, et al. Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning [M]. Zurich: Springer, 2014: 127-141.
- [4] DAI M, LIN P J, WU L J, et al. Orderless and blurred visual tracking via spatio-temporal context [C]//Conference on Multimedia Modeling, Sydney: Springer, 2015: 25-36.

(下转第 119 页)

- [3] 杨丁中,姜培培,陈滔,等. 基于周期性畴极化反转掺镁铌酸锂晶体的脉冲光纤激光器抽运的高功率光参量振荡器[J]. 中国激光,2010,37(1):34-37.
- [4] 杨剑,李晓芹,姚建铨,等. 基于周期极化铌酸锂晶体的高功率可调谐光参量振荡器[J]. 中国激光,2008,35(10):1459-1462.
- [5] 魏星斌,彭跃峰,王卫民,等. 基于周期极化钽酸锂晶体的光参量振荡器技术研究[J]. 光学学报,2011,31(6):145-149.
- [6] 雷仕湛. 激光技术手册[M]. 北京:科学出版社,1992:157-158.
- [7] 姚建铨,徐德刚. 全固态激光及非线性光学频率变换技术[M]. 北京:科学出版社,2007:48-70.
- [8] 崔前,徐一汀,宗楠,等. 高功率腔内双共振 2  $\mu\text{m}$  光参量振荡器特性研究[J]. 物理学报,2009,28(3):1715-1718.
- [9] 沈兆国,付洁,唐刚锋,等. 多光束泵浦中红外激光器[J]. 应用光学,2013,34(3):517-519.
- [10] 尚亚萍,李霄,王鹏,等. 10 W 级中红外光学参量振荡器偏振合成技术[J]. 光学学报,2016,36(10):195-201.
- 
- (上接第 101 页)
- [J]. 中国航天,2015(7):40-42.
- [2] KIM T H, SIN C S, LEE S, et al. Analysis of effect of spoofing signal in GPS receiver[C]//International Conference on Control, Automation and Systems, IEEE, 2012:2083-2087.
- [3] 戴文博,肖明波,黄苏南. 无人机 GPS 欺骗干扰方法及诱导模型研究[J]. 通信技术,2017,50(3):496-501.
- [4] 王海洋,姚志成,范志良,等. 对 GPS 接收机的欺骗式干扰试验研究[J]. 火力与指挥控制,2016,41(7):184-187.
- [5] 闫占杰,吴德伟,何晶,等. GPS 转发欺骗式干扰源部署方法[J]. 现代雷达,2015,37(3):75-79.
- [6] 李雅宁,蔚保国,甘兴利. 卫星导航接收端反电子欺骗技术比较研究[J]. 无线电工程,2016,46(3):49-53.
- [7] 周轩,李广侠,蔡锭波,等. 卫星导航系统反欺骗技术的回顾与展望[J]. 导航定位学报,2013,1(3):79-84.
- [8] BRUGGEMANN T S, GREER D G, WALKER R A. GPS fault detection with IMU and aircraft dynamics[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2011, 47(1):305-316.
- [9] ZOU Q, HUANG S N, CONG M. Detection of GPS spoofing based on UAV model estimation[C]//Industrial Electronics Society, Conference of the IEEE, 2016:6097-6102.
- [10] 张华强,赵剡,连远峰. 基于自适应概率神经网络的 SINS/GPS 组合导航系统故障诊断方法[J]. 中国惯性技术学报,2012,20(6):749-753.
- [11] 陈碧,郭承军. GPS 欺骗干扰过程研究[J]. 科技通报,2016,32(10):164-169.
- 
- (上接第 105 页)
- [5] WEI X, ZHANG S, CHAN S C. A novel visual object tracking algorithm using multiple spatial context models and Bayesian Kalman filter[C]//IEEE International Symposium on Circuits & Systems, 2015:1034-1037.
- [6] 吕柄蓬,蔡肖芋,董亮,等. 基于 TLD 框架的上下文目标跟踪算法[J]. 电视技术,2015,39(9):6-9,43.
- [7] CHEN S Y. Kalman filter for robot vision: a survey[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11):4409-4420.
- [8] 王向华,覃征,杨新宇,等. 基于多次卡尔曼滤波的目标自适应跟踪算法与仿真分析[J]. 系统仿真学报,2008,20(23):6458-6460,6465.
- [9] 李帅. 基于稠密时空上下文的跟踪算法研究[D]. 重庆:重庆大学,2016.
- 
- (上接第 115 页)
- Transactions on Control Systems, 1996, 17(4):71-76.
- [3] BO L. Nonlinear induced disturbance rejection in inertial stabilization systems[J]. SPIE, 1996, 2739(3):421-427.
- [4] 石红生,卢广山. 一种新型状态观测器在陀螺稳定平台中的应用[J]. 电光与控制,1999,6(1):24-28.
- [5] HAN J Q. Active disturbances rejection controller and its applications[J]. Control and Decision, 1998, 13(1):19-23.
- [6] 韩京清. 自抗扰控制技术 - 估计补偿不确定因素的控制技术[M]. 北京:国防工业出版社,2008.
- [7] GAO Z Q. Scaling and parameterization based controller tuning[C]//Proceedings of the American Control Conference, Denver:IEEE Press, 2003:4989-4996.
- [8] 高志强. 自抗扰控制思想探究[J]. 控制理论与应用, 2013,30(12):1498-1510.
- [9] 郑春艳,张红刚,冯兴伟,等. 机载光电稳定平台自抗扰控制研究[J]. 电光与控制,2017,24(2):51-54.
- [10] 高志强. 浅谈工程控制的信息问题[J]. 系统科学与数学,2016,36(7):908-923.
- [11] 朱斌. 自抗扰控制入门[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2017.