

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2016.07.027

基于信息矩阵的自适应卡尔曼目标跟踪滤波器^①

宁多彪, 张 兵

成都东软学院 计算机科学与技术系, 成都 610065

摘要: 为了克服线性系统中卡尔曼滤波发散这一问题, 提出了一种基于信息矩阵的 AKF. 首先, 通过对 AKF 滤波方程的等价推导, 针对性解决了协方差矩阵的初始值问题, 在信息矩阵初值 \mathbf{P}_0^{-1} 未知 (\mathbf{P}_0 一般初始化为 $\mathbf{0}$) 时, 滤波的稳定性和准确性都不受影响. 另外, 在基于信息矩阵的 AKF 基础上, 为了更好适应实时场景, 一种简化 AKF 算法 (SAKF) 被提出. 仿真结果表明, 基于信息矩阵的 AKF 与传统 AKF (基于 Sage-Husa 的 AKF) 相比较, 在 \mathbf{P}_0 未知时, 其目标跟踪滤波效果明显优于传统 AKF, 该滤波算法在运动目标跟踪、航迹描绘等领域都有广泛的应用前景.

关键词: 自适应卡尔曼滤波器; 信息矩阵; 滤波发散; 目标跟踪

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2016)07-0172-07

卡尔曼滤波器^[1-3] 作为重要的信息数据处理手段, 在目标定位与跟踪^[4-6]、导航技术、机器人控制等技术中都有着广泛的应用, 但随着技术的发展, 不同学科对线性系统滤波提出了新的要求.

传统运动目标跟踪中, 由于系统噪声与观测噪声的不确定性, 很多文献提出了基于自适应卡尔曼滤波 (AKF)^[7-9] 的目标跟踪算法, 其中具有代表性的方法是一种基于 Sage-Husa 的 AKF^[10-11], 在系统噪声较小或者比较稳定的情况下, 利用统计信息对当前观测噪声进行估计. 该自适应滤波算法运算简单, 可以很好地在观测噪声 \mathbf{R} 和系统噪声 \mathbf{Q} 未知时进行处理, 但是该方法仍然没有对未知参数即协方差矩阵 \mathbf{P}_k 时进行处理.

在常见线性系统中, 协方差矩阵的初始值通常是非常难以确定的, 而且不同的初始值会使滤波结果收敛速度变慢甚至不收敛, 影响滤波效果, 最终导致滤波发散. 在缺乏先验知识时, 我们寄希望于初始协方差矩阵为 $\mathbf{0}$, 并能够迭代收敛, 但是在传统 AKF 中, 初始协方差矩阵为 $\mathbf{0}$ 时, 会引起严重的滤波发散.

基于上述研究, 本文提出了一种基于信息矩阵的 AKF, 比较基于 Sage-Husa 的 AKF, 该目标跟踪滤波器与 AKF 等价, 因此在一定条件下, 滤波精度与 AKF 算法相同, 但基于信息矩阵的 AKF 最大的优点是滤波基于信息传播, 并且可以指定初始信息量为 $\mathbf{0}$, 因此在先验知识不足的滤波环境中更有更强的自适应性.

为了更好适应实时滤波环境, 本文在基于信息矩阵的 AKF 基础上, 利用滤波方程特点, 通过简化改造得到基于信息矩阵的 SAKF, 该滤波器不仅在计算速度上明显加快, 而且在滤波精度上与基于信息矩阵的 AKF 差别不大.

1 自适应卡尔曼目标跟踪滤波器

首先, 对于传统的线性系统, 定义其系统方程如式(1), (2) 所示, 且系统噪声 \mathbf{w}_k 和观测噪声 \mathbf{v}_k 满足零均值高斯白噪声^[12-13] 如式(3) 所示:

$$\mathbf{x}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

① 收稿日期: 2015-03-17

基金项目: 四川省科技厅基金项目(2015FZ0088).

作者简介: 宁多彪(1969-), 男, 四川成都人, 硕士, 副教授, 主要从事信息融合、模式识别、网络体系结构的研究.

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

$$\begin{cases} E(\mathbf{w}_k) = \mathbf{q}_k, E(\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T) = \mathbf{Q}_k \boldsymbol{\delta}_{kj} \\ E(\mathbf{v}_k) = \mathbf{r}_k, E(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T) = \mathbf{R}_k \boldsymbol{\delta}_{kj} \\ E(\mathbf{w}_k \mathbf{v}_k^T) = \mathbf{0} \end{cases} \quad (3)$$

其中由文献[10]可以得到基于 Sage-Husa 的 AKF 方程, 如式(4) – (9) 所示:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{z}}_k \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} = \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (5)$$

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} \quad (6)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k,k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k]^{-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k-1}^T \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k,k-1} [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k]^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T \quad (9)$$

为了得到实时准确的系统噪声和观测噪声方差值, 文献[10]提出了噪声估计方程(10), (11), 可以获得时变过程中观测噪声 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 和系统噪声 $\hat{\mathbf{Q}}_k$ 的值.

$$\hat{\mathbf{R}}_{k+1} = (1 - d_k) \hat{\mathbf{R}}_k + d_k (\tilde{\mathbf{z}}_{k+1} \tilde{\mathbf{z}}_{k+1}^T - \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1,k} \mathbf{H}_{k+1}^T) \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{Q}}_{k+1} = (1 - d_k) \hat{\mathbf{Q}}_k + d_k (\mathbf{K}_{k+1} \tilde{\mathbf{z}}_{k+1} \tilde{\mathbf{z}}_{k+1}^T \mathbf{K}_{k+1}^T + \mathbf{P}_{k+1} - \boldsymbol{\Phi}_{k+1,k} \mathbf{P}_k \boldsymbol{\Phi}_{k+1,k}^T) \quad (11)$$

式中: $d_k = \frac{1-b}{1-b^{k+1}}$, $0 < b < 1$, b 为迭代因子.

通过上述噪声估计器, 可以很大程度提高卡尔曼滤波的自适应性, 在时变噪声环境下很好地抑制滤波发散, 并保证滤波的稳定性. 在系统噪声的初始值 $\hat{\mathbf{Q}}_0$ 和观测噪声的初始值 $\hat{\mathbf{R}}_0$ 的选取上, 由于噪声估计器在初始时可以快速收敛, 因此初始值的选取对滤波本身效果并没有很大影响.

但在缺乏先验信息的情况下, 协方差的初始值 \mathbf{P}_0 往往会对 AKF 滤波效果有着较大影响. 例如在上述 Sage-Husa 滤波方程中, 当初始协方差矩阵 \mathbf{P}_0 为 $\mathbf{0}$ 时, 如果系统噪声较小, 则此时的滤波增益 \mathbf{K}_k 也趋近于 $\mathbf{0}$, 在较长时间里, 滤波增益不能收敛为最优值, 最终引起滤波发散.

2 基于信息矩阵的自适应卡尔曼滤波器

为了更好地解决协方差矩阵 \mathbf{P}_k 的初值问题, 我们引入了信息矩阵的概念. 一般情况下, 我们将卡尔曼滤波方程中 \mathbf{P}_k 和 $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 的逆矩阵 \mathbf{P}_k^{-1} 和 $\mathbf{P}_{k,k-1}^{-1}$ 称为滤波信息矩阵, 简称为信息矩阵, 使用信息矩阵的滤波方程称为信息滤波方程. 通过矩阵求逆公式, 可以将以传播方差矩阵 $\mathbf{P}_{k,k-1}, \mathbf{P}_k$ 为特点的 AKF 方程转换为以传播信息矩阵 \mathbf{P}_k^{-1} 和 $\mathbf{P}_{k,k-1}^{-1}$ 为特点的 AKF 方程.

首先, 按式(12)所示求逆方程:

$$[\mathbf{A} + \mathbf{BC}]^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B} [\mathbf{I} + \mathbf{CA}^{-1} \mathbf{B}]^{-1} \mathbf{CA}^{-1} \quad (12)$$

设变量 \mathbf{M}_{k-1} 如式(13)所示:

$$\mathbf{M}_{k-1} = \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}^{-T} \mathbf{P}_{k-1}^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{k,k-1}^{-1} \quad (13)$$

由式(8)可得如式(14)所示信息矩阵:

$$\mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} = [\mathbf{M}_{k-1}^{-1} + \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k-1}^T]^{-1} = \{\mathbf{I} - \mathbf{M}_{k-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} [\boldsymbol{\Gamma}_{k-1}^T \mathbf{M}_{k-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} + \mathbf{Q}_{k-1}^{-1}]^{-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k-1}^T\} \mathbf{M}_{k-1} \quad (14)$$

其中, 设变量 \mathbf{N}_{k-1} 如式(15)所示:

$$\mathbf{N}_{k-1} = \mathbf{M}_{k-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} [\boldsymbol{\Gamma}_{k-1}^T \mathbf{M}_{k-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k-1} + \mathbf{Q}_{k-1}^{-1}]^{-1} \quad (15)$$

可得

$$\mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} = \{\mathbf{I} - \mathbf{N}_{k-1} \boldsymbol{\Gamma}_{k-1}^T\} \mathbf{M}_{k-1} \quad (16)$$

此时设中间变量 $\mathbf{a}_{k,k-1}, \mathbf{a}_k$ 如式(17)所示:

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{k,k-1} = \mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \\ \mathbf{a}_k = \mathbf{P}_k^{-1} \hat{\mathbf{X}}_k \end{cases} \quad (17)$$

根据式(16),(17) 以及 $\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 可得:

$$\mathbf{a}_{k,k-1} = \{\mathbf{I} - \mathbf{N}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T\} \mathbf{M}_{k-1} \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (18)$$

将式(13) 中的变量 \mathbf{M}_{k-1} 代入式(18) 可知:

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_{k,k-1} &= \{\mathbf{I} - \mathbf{N}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T\} \Phi_{k,k-1}^T \mathbf{P}_{k-1}^{-1} [\Phi_{k,k-1}^{-1} \Phi_{k,k-1}] \hat{\mathbf{x}}_{k-1} = \\ & \{\mathbf{I} - \mathbf{N}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T\} \Phi_{k,k-1}^T \mathbf{P}_{k-1}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} = \\ & \{\mathbf{I} - \mathbf{N}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T\} \Phi_{k,k-1}^T \mathbf{a}_{k-1} \end{aligned} \quad (19)$$

由式(19) 得到了 $k-1$ 时刻到 k 时刻的中间变量一步转移方程. 根据 AKF 方程, 可知:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k,k-1} \quad (21)$$

利用式(20),(21) 可推导出:

$$\mathbf{P}_k^{-1} = \mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k \quad (22)$$

式(22) 即为信息矩阵的观测更新方程.

对于中间变量 \mathbf{a}_k 来说, 将 AKF 方程 $\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{z}}_k$ 展开后代入式(17) 可得:

$$\mathbf{a}_k = \mathbf{P}_k^{-1} \hat{\mathbf{X}}_k = \mathbf{P}_k^{-1} \{\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} [\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}]\} \quad (23)$$

将式(22) 代入式(23) 可得:

$$\mathbf{a}_k = \mathbf{a}_{k,k-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{Z}_k \quad (24)$$

式(24) 即为中间变量 \mathbf{a}_k 的观测更新方程.

综上所述, 可以将基于信息矩阵的 AKF 分为方程(25),(26),(27) 所示 3 部分:

1) 时间更新方程

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} &= \{\mathbf{I} - \mathbf{N}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T\} \mathbf{M}_{k-1} \\ \mathbf{M}_{k-1} &= \Phi_{k,k-1}^T \mathbf{P}_{k-1}^{-1} \Phi_{k,k-1}^{-1} \\ \mathbf{N}_{k-1} &= \mathbf{M}_{k-1} \Gamma_{k-1} [\Gamma_{k-1}^T \mathbf{M}_{k-1} \Gamma_{k-1} + \mathbf{Q}_{k-1}^{-1}]^{-1} \\ \mathbf{a}_{k,k-1} &= [\mathbf{I} - \mathbf{N}_{k-1} \Gamma_{k-1}^T] \Phi_{k,k-1}^T \mathbf{a}_{k-1} \end{aligned} \quad (25)$$

2) 观测更新方程

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k^{-1} &= \mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{a}_k &= \mathbf{a}_{k,k-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{Z}_k \end{aligned} \quad (26)$$

3) 状态转换方程

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_{k,k-1} &= \mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \\ \mathbf{a}_k &= \mathbf{P}_k^{-1} \hat{\mathbf{X}}_k \end{aligned} \quad (27)$$

通过上述推导, 可得该目标跟踪滤波器的结构示意图(图 1):

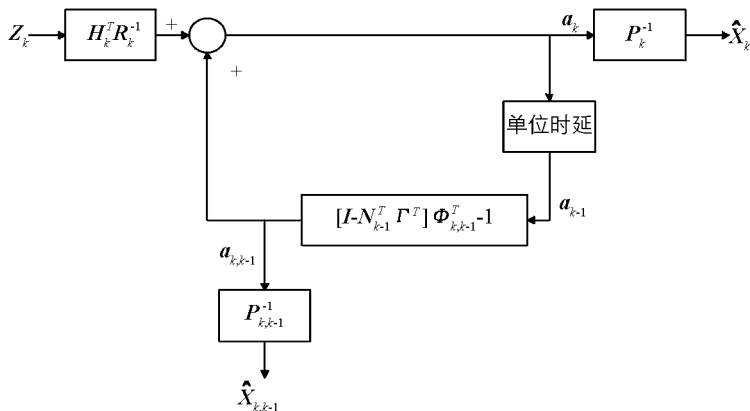


图 1 基于信息矩阵的 AKF 结构示意图

如图 1 所示, 基于信息矩阵的 AKF 是以信息矩阵为基础, 首先获取中间状态, 然后利用转换公式得到最终的估计状态.

由 AKF 迭代过程可知, 迭代的准确性和收敛性取决于中间过程的协方差矩阵(AKF 为 \mathbf{P}_k , 基于信息矩阵的 AKF 为 \mathbf{P}_k^{-1}) 的准确性和到达收敛值的迭代次数. 通过上述分析, 在缺乏 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 先验信息时, 传统 AKF 的协方差矩阵初始值(\mathbf{P}_0) 无法准确估计, 往往会设为 $\mathbf{0}$, 而如果此时过程噪声较小(假设为 $\mathbf{0}$), 则由式(7), (8) 可知, 在迭代 k 次后, \mathbf{P}_k 依然为 $\mathbf{0}$ 或趋近于 $\mathbf{0}$, 则滤波无法启动.

在基于信息矩阵的 AKF 中, 当协方差矩阵初始值(\mathbf{P}_0^{-1}) 为 $\mathbf{0}$ 时, 并不会影响滤波的效果, 其主要原因如式(22) 所示, \mathbf{P}_{k-1}^{-1} 到 \mathbf{P}_k^{-1} 的更新过程中, \mathbf{P}_{k-1}^{-1} 与观测噪声 \mathbf{R} 之间是和的关系, 即在迭代一次后, \mathbf{P}_k^{-1} 会初始化为观测噪声方差值, 滤波也能快速启动并稳定.

3 基于信息矩阵的自适应卡尔曼滤波器简化方法

在常见线性系统中, 系统噪声一般较小而且稳定, 因此可以近似认为系统噪声 \mathbf{Q} 为 $\mathbf{0}$, 则可以认为 $\mathbf{\Gamma}_{k-1}^T \mathbf{M}_{k-1} \mathbf{\Gamma}_{k-1} + \mathbf{Q}_{k-1}^{-1}$ 为无穷大, 即如方程(28) 所示

$$[\mathbf{\Gamma}_{k-1}^T \mathbf{M}_{k-1} \mathbf{\Gamma}_{k-1} + \mathbf{Q}_{k-1}^{-1}]^{-1} = \mathbf{0} \quad (28)$$

此时, 利用基于信息矩阵的 AKF 方程可以改写为方程(29), (30), (31) 3 部分, 即基于信息矩阵的 SAKF 方程:

1) 时间更新方程

$$\mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} = \mathbf{\Phi}_{k,k-1}^{-T} \mathbf{P}_{k-1}^{-1} \mathbf{\Phi}_{k,k-1}^{-1} \quad (29)$$

$$\mathbf{a}_{k,k-1} = \mathbf{\Phi}_{k,k-1}^{-T} \mathbf{a}_{k-1} \quad (30)$$

2) 观测更新方程

$$\mathbf{P}_k^{-1} = \mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k$$

$$\mathbf{a}_k = \mathbf{a}_{k,k-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{Z}_k \quad (31)$$

3) 状态转换方程

$$\mathbf{a}_{k,k-1} = \mathbf{P}_{k,k-1}^{-1} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$$

$$\mathbf{a}_k = \mathbf{P}_k^{-1} \hat{\mathbf{X}}_k \quad (32)$$

由 SAKF 方程(30)–(32) 发现, 在系统噪声 \mathbf{Q} 忽略时, 信息矩阵的一步转移矩阵可以利用状态转移矩阵的逆矩阵 $\mathbf{\Phi}_{k,k-1}^{-1}$ 与信息矩阵 \mathbf{P}_{k-1}^{-1} 快速获得.

该滤波虽然忽略了系统噪声 \mathbf{Q} , 在滤波精度上有所影响, 但是在滤波时间上却有很大提高, 可以更好满足实时环境的要求.

4 实验结果与分析

例 1 已知如下线性系统

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{\Phi} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H} \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (33)$$

其中: \mathbf{W}_{k-1} 是均值为 $\mathbf{0}$, 方差较小且稳定的高斯白噪声; \mathbf{V}_k 为均值为 $\mathbf{0}$, 方差为 $[10 \ 0 \ 0]$ 的高斯噪声. 对传统卡尔曼滤波器选取初始值 $\mathbf{P}_0 = \mathbf{0}$, $\mathbf{Q}_0 = [0.001]$, $\mathbf{R}_0 = \mathbf{0}$; 对本文提出的基于信息矩阵的 AKF 选取初始值 $\mathbf{P}_0^{-1} = \mathbf{0}$, $\mathbf{Q}_0 = [0.001]$, $\mathbf{R}_0 = \mathbf{0}$. 若利用方程(33) 表示目标运动模型, 设 $\mathbf{X}_k = [s_k \ v_k \ a_k]^T$, 则可得到

$$\mathbf{\Phi} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中观测值 $\mathbf{Z}_k = [s_k]$.

图 2 为文献[10] 中提出的基于 Sage-Husa 的 AKF 与本文基于信息矩阵的 AKF 在观测点跟踪滤波模拟实验中的效果和误差对比图.

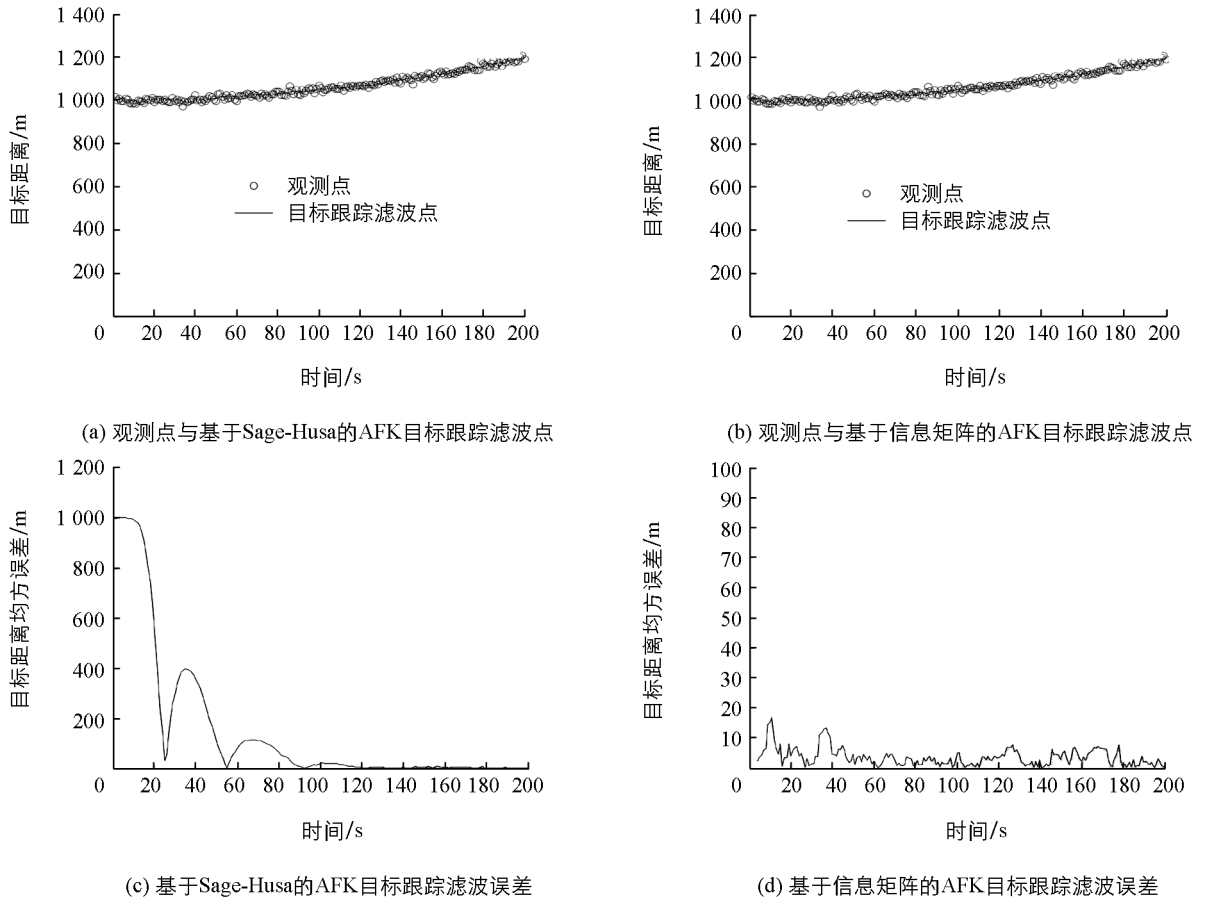
图 2 $P_0 = 0$ 时, 两种滤波器目标跟踪误差比较

表 1 为图 2 中的误差统计值:

表 1 图 2 滤波误差对比表

滤 波 名 称	最大误差 /m	平均误差 /m	是否发散
基于 Sage-Husa 的 AKF	1 020	122	是
基于信息矩阵的 AKF	18	2.4	否

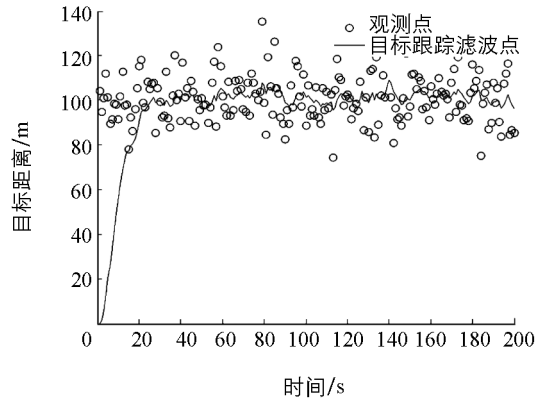
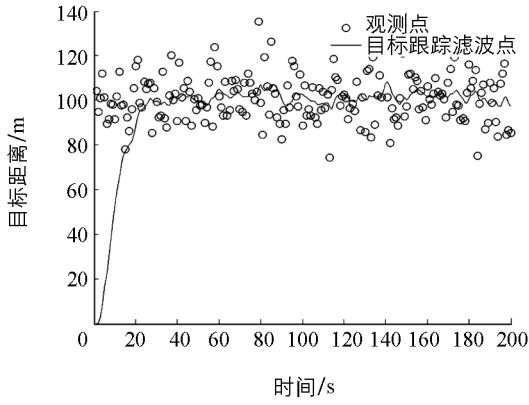
通过实验发现, 在对状态矩阵为 $\mathbf{X}_k = [s_k \mathbf{v}_k \mathbf{a}_k]^T$ 的线性系统进行滤波时, 由于当前初始状态不确定, 因此设置基于 Sage-Husa 的 AKF 初始协方差矩阵 \mathbf{P}_0 为 $\mathbf{0}$, 基于信息矩阵的 AKF 的初始信息矩阵 \mathbf{P}_0^{-1} 也为 $\mathbf{0}$, 观测噪声初值均为 0, 且用相同的噪声估计器进行估计. 如图 2(a) 所示, 基于 Sage-Husa 的 AKF 启动困难, 目标跟踪滤波在开始 100 s 内有严重的发散, 但在图 2(b) 中, 基于信息矩阵的 AKF 的滤波点有很好的收敛性与稳定性, 没有出现明显滤波发散. 综上所述, 在初始信息不明确的情况下, 基于信息矩阵的 AKF 在目标跟踪滤波效果上明显优于基于 Sage-Husa 的 AKF.

例 2 已知如下线性系统

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H} \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (34)$$

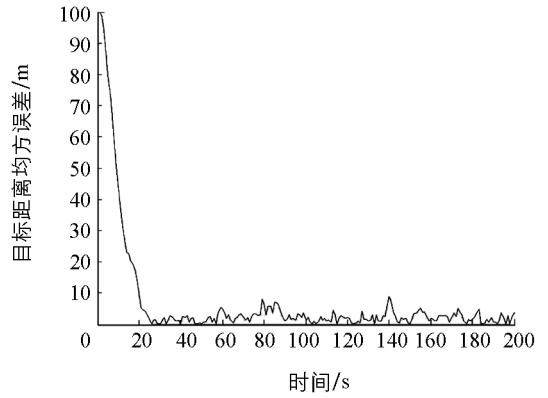
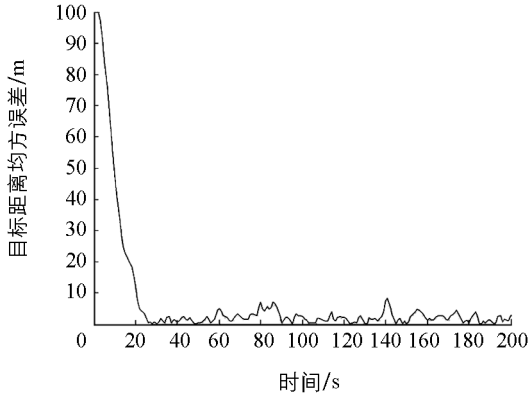
其中: \mathbf{W}_{k-1} 是均值为 $\mathbf{0}$, 方差较小且稳定的高斯白噪声; \mathbf{V}_k 为均值为 $\mathbf{0}$, 方差为 $[100 \ 0 \ 0]$ 的高斯噪声. 对基于信息矩阵的 AKF 设定初始值 $\mathbf{P}_0 = \mathbf{0}$, $\mathbf{Q}_0 = [0.001]$, $\mathbf{R}_0 = \mathbf{0}$; 对本文提出的基于信息矩阵的 SAKF 设定初始值 $\mathbf{P}_0^{-1} = \mathbf{0}$, $\mathbf{Q}_0 = [0.001]$, $\mathbf{R}_0 = \mathbf{0}$. 若利用方程(34)表示目标运动模型, 设 $\mathbf{X}_k = [s_k]$, 则可以得到 $\Phi = [1]$, 其中观测值 $\mathbf{Z}_k = [s_k]$.

图 3 为基于信息矩阵的 AKF 与基于信息矩阵的 SAKF 在模拟观测点滤波中的效果和误差对比图.



(a) 观测点与基于信息矩阵的AKF目标跟踪滤波点

(b) 观测点与基于信息矩阵的SAKF目标跟踪滤波点



(c) 基于信息矩阵的AKF目标跟踪滤波误差

(d) 基于信息矩阵的SAKF目标跟踪滤波误差

图 3 相同条件下基于信息矩阵的 AKF 与基于信息矩阵的 SAKF 效果对比图

表 2 为图 3 中基于信息矩阵的 AKF 和基于信息矩阵的 SAKF 的时间开销对比.

表 2 图 3 时间开销对比

滤波名称	总耗时 /ms	单一滤波点平均耗时 /ms
基于信息矩阵的 AKF	382	1.91
基于信息矩阵的 SAKF	185	0.93

在观测状态 $\mathbf{X}_k = [\mathbf{s}_k]$ 的线性滤波中, 假设系统噪声很小且稳定, 并且将系统噪声初值 \mathbf{Q}_0 设为 $[0.001]$. 如图 3 所示, 基于信息矩阵的 AKF 滤波效果与基于信息矩阵的 SAKF 在过程噪声很小且稳定时, 滤波效果几乎完全相同, 其滤波误差也几乎相同. 但通过表 2 统计发现, 基于信息矩阵的 SAKF 的耗时小于基于信息矩阵的 AKF. 因此在过程噪声很小且稳定时, 基于信息矩阵的 SAKF 在滤波效果方面没有明显亏损, 同时可提高滤波的实时性.

5 结 论

本文通过对传统自适应卡尔曼目标跟踪滤波的研究, 提出了一种基于信息矩阵 \mathbf{P}_k^{-1} 的自适应卡尔曼目标跟踪滤波器. 该目标跟踪滤波器更好地解决了协方差矩阵初始值不确定问题, 增加了滤波的稳定性. 此外, 为了能够更好地适应实时场景, 在过程噪声稳定且很小时, 提出了该滤波器的一种简化滤波器. 通过仿真实验发现, 基于信息矩阵的 AKF 在初始状态未知和实时场景下, 其滤波效果要明显好于传统 AKF, 其在航迹点描绘、运动目标跟踪等领域都有着广泛的应用前景.

参考文献:

[1] 唐春玲, 康 勤, 肖国强. 基于 Kalman 滤波的 UWB 的 TOA 估计 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2010, 32(1): 129-133.

- [2] 靳宗信, 樊红娟. 一种基于 Chebyshev 正交多项式的卡尔曼滤波器 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2015, 37(8): 138-143.
- [3] 杨 柳. 改进卡尔曼滤波的目标跟踪研究 [J]. 计算机仿真, 2010, 27(9): 351-355.
- [4] 辛云宏, 杨万海. 基于伪线性卡尔曼滤波的多站IRST系统跟踪技术 [J]. 红外与毫米波学报, 2005, 24(5): 374-377.
- [5] 吴凤柱, 何 裔, 焦 旭, 等. GPS/SINS 紧组合导航系统信息融合技术研究 [J]. 电子技术应用, 2013, 39(2): 67-69.
- [6] 李增科, 王 坚, 高井祥, 等. 利用 SVM 的 GPS/INS 组合导航滤波发散抑制方法研究 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013, 38(10): 1216-1220.
- [7] STAUFFER C, ERIC L. GRIMSON W. Learning Patterns of Activity Using Real-Time Tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(8): 745-757.
- [8] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman Filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [9] 刘春旭. 一种基于交互式多模型算法的联邦滤波器 [J]. 电光与控制, 2014, 21(7): 51-55.
- [10] 周 勇, 张玉峰, 张 超, 等. 基于 Sage-Husa 的线性自适应平方根卡尔曼滤波算法 [J]. 西北工业大学学报, 2013, 31(1): 89-93.
- [11] 赵 琳, 王小旭, 孙 明, 等. 基于极大后验估计和指数加权的自适应 UKF 滤波算法 [J]. 自动化学报, 2010, 36(7): 1007-1019.
- [12] DAI H D, DAI S W, CONG Y C, et al. Performance Comparison of EKF/UKF/CKF for the Tracking of Ballistic Target [J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2012, 10(7): 1692-1699.
- [13] HUANG L S, GUO X L, LI Y X. Application of Kalman Filter on Mobile Robot Self-Localization [J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2014, 5(2): 52-54.

Adaptive Kalman Target Tracking Filter Based on Information Matrix

NING Duo-biao, ZHANG Bing

Department of Computer Science and Technology, Chengdu Neusoft University, Chengdu 610065, China

Abstract: In target tracking based on adaptive Kalman filter (AKF), the initial value of covariance matrix has great influence on the accuracy and stability of target tracking filtering. On the consequence of the lack of prior information, the initial value of covariance is often unknown. Therefore, it will cause serious filter divergence, which affects the filtering performance. In order to overcome the divergence problem of Kalman filter, an AKF based on information matrix is proposed in this paper. First, by using the equivalent derivation of AKF equation, an new AKF algorithm is developed based on the information matrix, which focuses on solving the initial value of covariance matrix. Especially, when the initial value of the information matrix is unknown (generally, initializes 0), the stability and accuracy of filter is almost not affected. In addition, on the basis of new AKF, a simple AKF (SAKF) is presented to adapt the real-time scene. Simulation results show that the filter effects surpass traditional AKF (based on Sage-Husa), which leading to a broad application prospects in the field of the moving object tracking and tracking depicting.

Key words: adaptive Kalman filter; information matrix; filter divergence; moving object tracking

