

基于 STF 的“当前”统计模型及自适应跟踪算法

范小军, 刘 锋, 秦 勇, 张 军
(北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100083)

摘要: 在“当前”统计模型(CS)的基础上, 提出了一种新的机动目标自适应跟踪算法 STF-CS. 该算法通过引入强跟踪滤波器(STF)的渐消因子, 实时调节滤波器增益, 增强了系统对突发机动的自适应跟踪能力, 同时保留了“当前”统计模型跟踪算法对一般机动目标跟踪精度高的特点. 仿真结果表明, 在跟踪一般机动目标时, 其误差和“当前”统计模型算法相当; 在跟踪突发机动目标时, 本文算法的误差明显小于“当前”统计模型及自适应算法.

关键词: 机动目标跟踪; 当前统计模型; 强跟踪滤波器; 卡尔曼滤波

中图分类号: TN953 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2006)06-0981-04

Current Statistic Model and Adaptive Tracking Algorithm Based on Strong Tracking Filter

FAN Xiaojun, LIU Feng, QIN Yong, ZHANG Jun
(School of Electronic Information Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract: A new adaptive maneuvering target tracking algorithm STF-CS is presented based on the “current” statistical model (CS). By introducing a fading factor of Strong Tracking Filter (STF), this algorithm improves the adaptive tracking performance greatly when there is a sudden maneuver, and has the same high precision to track common maneuvering targets as the “current” statistical model and adaptive tracking algorithm. Simulation results show that, when there is only common maneuver the performance of the two algorithms is the same, when there is a sudden maneuver, the performance of STF-CS is much better than the CS.

Key words: maneuvering target tracking; “current” statistical model; strong tracking filter; Kalman filter

1 引言

在机动目标跟踪中, 建立符合实际的目标运动模型一直是人们关注的重点. 在过去的三十年中各种关于目标运动的数学模型被提出来^[1], 其中主要分为单模型和多模型两类. 机动目标跟踪的单模型算法主要包括动态模型和滤波两个部分. 在已有的动态模型中, “当前”统计模型^[2,3]较为典型, 它创造性地将 Singer 模型^[4]中加速度零均值改进为自适应的加速度均值, 认为目标下一时刻的加速度只能在“当前”加速度的邻域内, 使得跟踪精度和性能得到较大提高, 因此得到广泛的应用^[5,6]. 但另一方面, “当前”统计模型是建立在卡尔曼滤波器(KF)或扩展的卡尔曼滤波器(EKF)为理论上. 卡尔曼滤波器(KF)或扩展的卡尔曼滤波器(EKF)存在一些不足^[7]: 对参数不确定模型的鲁棒性较差; 当系统达到稳态时, 其增益趋于极小值, 此时将丧失对突变状态的跟踪能力; 对初始值的依赖性较大. 所以

当前统计模型及其自适应跟踪算法很难对突发机动目标进行有效跟踪^[8,9], 同时该算法对初始参数的依赖性也较大.

在非线性滤波器设计方面, 周东华等人提出了一种强跟踪滤波器算法(Strong Tracking Filter, STF)^[10,11], 通过引进时变的渐消因子, 动态调节增益矩阵, 迫使输出残差近似正交, 使得滤波器具有自适应地校正估计偏差和迅速跟踪状态变化的能力. 与通常的滤波器相比, STF 具有以下优点: (1) 对突变状态极强的跟踪能力; (2) 较好的鲁棒性; (3) 适中的计算复杂度.

本文在“当前”统计模型中, 引入强跟踪滤波器的渐消因子, 实时调节增益矩阵, 迫使输出残差近似正交, 自适应的校正估计偏差, 从而提高对目标发生突发机动时的跟踪能力. 文章首先介绍了“当前”统计模型及其自适应跟踪算法, 然后在此基础上提出了 STF-CS 算法, 并给出仿真结果, 最后给出结论.

2 “当前”统计模型(CS)及其自适应跟踪算法

机动目标“当前”统计模型是一种非零均值时间相关模型,它假设目标加速度 $a(t)$ 满足: $a(t) = \tilde{a}(t) + \bar{a}(t)$, 这里 $\tilde{a}(t)$ 是零均值的一阶马尔可夫过程, $\bar{a}(t)$ 是加速度的均值,假设在每个采样周期内是不变的,且“当前”时刻加速度均值为前一个时刻加速度的估值。

采用“当前”统计模型,一维情况下的离散状态方程为:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k+1, k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{U}(k) \bar{a}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

$$\text{式中 } \mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k) \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{F}(k+1, k) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{\alpha^2}(-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T}) \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{U}(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha} \left(-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \right) \\ T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 T 为采样周期, $\bar{a}(k)$ 为“当前”加速度均值。当 $\bar{a}(k) \equiv 0$ 时,即退化为 Singer 模型。 α 为机动时间常数的倒数(机动频率)。

过程噪声 $\mathbf{w}(k)$ 是一零均值、方差为 $Q(k)$ 的白噪声,且

$$E[\mathbf{w}(k) \mathbf{w}^T(k+j)] = 0, \quad \forall j \neq 0$$

文献[2]给出了其方差 $Q(k)$ 的自适应算法:

$$Q(k) = E[\mathbf{w}(k) \mathbf{w}^T(k)] = 2\alpha \alpha_0^2 Q_0 \quad (4)$$

$$\text{其中 } Q_0 = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{12} & q_{22} & q_{23} \\ q_{13} & q_{23} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$q_{11} = \frac{1}{2\alpha^3} (1 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T + \frac{2\alpha^3 T^3}{3} - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T e^{-\alpha T})$$

$$q_{12} = \frac{1}{2\alpha^2} (e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} + 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2\alpha T + \alpha^2 T^2)$$

$$q_{13} = \frac{1}{2\alpha^2} (1 - e^{-2\alpha T} - 2\alpha T e^{-\alpha T})$$

$$q_{22} = \frac{1}{2\alpha^3} (4e^{-\alpha T} - 3 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T)$$

$$q_{23} = \frac{1}{2\alpha^2} (e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T})$$

$$q_{33} = \frac{1}{2\alpha} (1 - e^{-2\alpha T})$$

α_0^2 为系统噪声方差,按下式计算^[2]

$$\alpha_0^2 = \begin{cases} \frac{4-p}{p} [a_{\max} - \bar{a}(k)]^2, & \bar{a}(k) > 0 \\ \frac{4-p}{p} [a_{-\max} + \bar{a}(k)]^2, & \bar{a}(k) < 0 \end{cases} \quad (6)$$

a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 分别为最大正负加速度。

测量方程为:

$$y(k+1) = \mathbf{H}(k+1) \mathbf{x}(k+1) + \mathbf{v}(k+1) \quad (7)$$

式中测量噪声 $\mathbf{v}(k)$ 是均值为零,方差为 $R(k)$ 的高斯白噪声序列。

从式(4)、(6)不难看出,“当前”统计模型中系统噪声方差 α_0^2 直接受到 a_{\max} 、 $a_{-\max}$ 的影响,而 α_0^2 的大小又直接影响过程噪声的方差 $Q(k)$,从而影响滤波器的跟踪性能。

当目标以较为稳定的加速度运动时,可以选取适当的 a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 值使 α_0^2 值较小,从而使跟踪精度较高。但当目标以变化范围较大的加速度运动或者是状态发生突变时,由于系统参数 a_{\max} 和 $a_{-\max}$ 在跟踪过程中不能自适应调整,使得系统噪声方差 $Q(k)$ 的调整有限,因此不能保证在跟踪过程中一直保持较高的跟踪精度。这就导致了在目标以大机动运动或状态发生突变时,原“当前”统计模型及自适应算法的跟踪性能会变差。

基于“当前”统计模型的自适应跟踪算法^[2,3]采用 KF (或 EKF) 作为跟踪滤波器,来对机动目标进行跟踪。

对于上述系统,进行卡尔曼滤波时,其状态估计算法的增益 $\mathbf{K}(k+1)$ 和残差 $\mathbf{r}(k+1)$ 计算公式为

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k) \mathbf{H}^T(k+1) [\mathbf{H}(k+1) \mathbf{P}(k+1|k) \mathbf{H}^T(k+1) + R(k)]^{-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{r}(k+1) = \mathbf{y}(k+1) - \mathbf{H}(k+1) \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) \quad (9)$$

其中 $\mathbf{P}(k+1|k)$ 是预测误差协方差矩阵

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \mathbf{F}(k) \mathbf{P}(k|k) \mathbf{F}^T(k) + \Gamma(k) \mathbf{Q}(k) \Gamma^T(k) \quad (10)$$

当系统达到稳态,并且 KF(EKF) 也达到稳态时,其预测误差协方差 $\mathbf{P}(k+1|k)$ 将趋于极小值^[7],使得 $\mathbf{K}(k+1)$ 也趋于极小值。此时,当状态 $\mathbf{x}(k+1)$ 发生突变时,就会导致残差增大,但 $\mathbf{P}(k+1|k)$ 和 $\mathbf{K}(k+1)$ 并不能随之改变,从而 KF(EKF) 基本丧失对突变状态的跟踪能力。

3 基于 STF 的“当前”统计模型及自适应跟踪算法 (STF-CS)

针对 KF(EKF) 的预测误差协方差 $\mathbf{P}(k+1|k)$ 和增益矩阵 $\mathbf{K}(k+1)$ 并不能随残差改变的缺点,周东华提出了一种强跟踪滤波器(STF)^[10]。该滤波器采用在线选择适当的时变增益 $\mathbf{K}(k+1)$,使得(i)均方误差最小;(ii)输出残差近似为高斯白噪声。经证明^[7],当模型与实际系统完全匹配时, Kalman 滤波器的输出残差序列是不自相关的高斯白噪声序列,因此当目标状态发生突变时,强跟踪滤波器仍能较好地保持对目标实际状态跟踪。

STF 在引入渐消因子后,能根据残差自适应的调节增益,增强了系统对突变状态的跟踪能力。因此我们借鉴强跟踪滤波器的思想,引入时变渐消因子,根据目标运动情况实时调整增益,以提高跟踪性能,从而提出一种具有强跟踪能力的“当前”统计模型及自适应跟踪滤波算法 STF-CS。

STF-CS 算法如下:

首先按“当前”统计模型中的式(1)和(7)建立状态方程和测量方程, 然后采用如下的强跟踪滤波器(STF)算法来进行滤波处理.

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1)\mathbf{r}(k+1) \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \mathbf{F}(k+1, k)\mathbf{x}(k|k) + \mathbf{U}(k)\mathbf{a}(k) \quad (12)$$

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1)[\mathbf{H}(k+1)\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1) + \mathbf{R}(k)]^{-1} \quad (13)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = l(k+1)\mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k|k)\mathbf{F}^T(k) + \Gamma(k)\mathbf{Q}(k)\Gamma^T(k) \quad (14)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}(k+1)]\mathbf{P}(k+1|k) \quad (15)$$

一种次优的渐消因子的近似算法如下^[10]:

$$l(k+1) = \begin{cases} \eta(k+1), & \eta(k+1) > 1 \\ 1, & \eta(k+1) \leq 1 \end{cases} \quad (16)$$

其中:

$$\eta(k+1) = \frac{\text{tr}[\mathbf{N}(k+1)]}{\text{tr}[\mathbf{M}(k+1)]} \quad (17)$$

$$\mathbf{N}(k+1) = \mathbf{V}_0(k+1) - \hat{\mathbf{R}}(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\Gamma(k)\mathbf{Q}(k)\Gamma^T(k)\mathbf{H}^T(k+1) \quad (18)$$

$$\mathbf{M}(k+1) = \mathbf{H}(k+1)\mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k|k)\mathbf{F}^T(k)\mathbf{H}^T(k+1) \quad (19)$$

$\mathbf{V}_0(k+1)$ 是残差方差矩阵

$$\mathbf{V}_0(k+1) = E[\mathbf{r}(k+1)\mathbf{r}^T(k+1)] = \begin{cases} \mathbf{r}(1)\mathbf{r}^T(1), & k=0 \\ \frac{\mathbf{V}_0(k) + \mathbf{r}(k+1)\mathbf{r}^T(k+1)}{1+\rho}, & k \geq 1 \end{cases} \quad (20)$$

$0 < \rho \leq 1$ 是遗忘因子, 一般取 $\rho = 0.95$. β 是弱化因子, 可根据经验值来选定. $\mathbf{r}(1)$ 是初始残差.

把 $\dot{\mathbf{x}}(k)$ 的一步预测 $\dot{\mathbf{x}}(k|k-1)$ 看作在 kT 瞬时的“当前”加速度即随机机动加速度的均值 $\mathbf{a}(k)$, 就可得到系统噪声方差计算式为,

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{4-\rho}{\rho} [a_{\max} - \dot{\mathbf{x}}(k|k-1)]^2, & \dot{\mathbf{x}}(k|k-1) > 0 \\ \frac{4-\rho}{\rho} [a_{\min} + \dot{\mathbf{x}}(k|k-1)]^2, & \dot{\mathbf{x}}(k|k-1) < 0 \end{cases} \quad (21)$$

式(9)经过推导被替换成:

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1/k) = \mathbf{F}_1(T)\hat{\mathbf{x}}(k/k) \quad (22)$$

其中

$$\mathbf{F}_1(T) = \begin{pmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (23)$$

本文提出的 STF-CS 算法, 通过引入时变的渐消因子 $l(k+1)$, 促使测量残差近似正交, 使得滤波器关于模型不确定保持了较好的鲁棒性. 并根据输出残差 $\mathbf{r}(k)$ 实时调节过程噪声方差 $\mathbf{P}(k+1|k)$ 和系统增益 $\mathbf{K}(k)$, 增大了目标状态估计的补偿值, 从而提高对机动目标估计和跟踪精

度.

在跟踪一般机动目标时, 输出残差方差较小, 根据式(17)求得的 $\eta(k+1)$ 较小, 使得渐消因子 $l(k+1) = 1$, 此时本算法退化为原“当前”统计模型及自适应算法, 保持了对一般机动目标的较高跟踪精度. 在目标发生突发机动或者机动加速度变化较大时, 强跟踪滤波器根据残差的增大而增大渐消因子, 自适应地调节增益, 迫使残差近似正交, 从而提高状态突变时的跟踪性能. 整体上 STF-CS 算法可以较好的自适应跟踪大小机动目标.

强跟踪滤波器(STF)本身是收敛的, 基于 STF 的“当前”统计模型及自适应算法 STF-CS 仍然保持了原“当前”统计模型及自适应跟踪算法的收敛性.

4 仿真结果分析

通过 Monte-Carlo 仿真来验证算法的有效性. 假设测量噪声符合零均值高斯分布. 采用原“当前”统计模型和 STF-CS 算法对几种不同的典型运动航迹进行模拟, 采样周期 $T_s = 1s$.

考虑两种情况: (1) 目标只发生小机动. 假设目标在 $1km \leq k < 150km$ 时作 $v = 0.5km/s$ 的匀速直线运动, 在 $150km \leq k < 200km$ 时作 $a = 0.01km/s^2$ 的匀加速直线运动, 在 $200km \leq k < 340km$ 时在 $v = 1km$ 的匀速直线运动; (2) 目标发生大机动. 假设目标在 $1km \leq k < 100km$ 时作 $v = 0.5km/s$ 的匀速直线运动; 在 $100km \leq k < 104km$ 时作 $a = 0.5km/s^2$ 的匀加速直线运动; 在 $104km \leq k < 340km$ 时作 $v = 2.5km/s$ 的匀速直线运动;

图 1~ 2 给出了本文提出的 STF-CS 算法, 文献[3]中提到的“当前”统计模型及自适应算法在各仿真中的结果对比, 纵轴表示 X 方向位置、速度误差的绝对值.

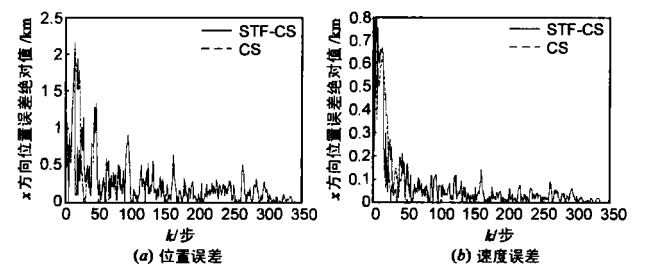


图 1 目标作小机动运动时的跟踪结果

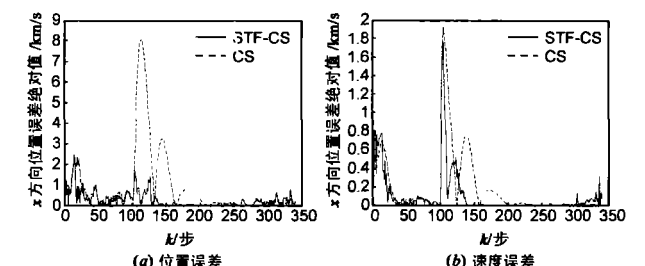


图 2 目标作大机动运动时的跟踪结果

通过仿真结果可以看出, 在目标以同一种机动形式运动或只发生小机动变化时, STF-CS 跟踪效果与“当前”统

计模型效果相当,这时渐消因子均为 1,不起到调节作用;但在目标发生大机动或者突发机动时,“当前”统计模型会发生发散现象,而 STF-CS 通过渐消因子自适应调整,能很好的抑制发散。同时研究还表明当参数选择不当时,“当前”统计模型跟踪精度会下降,而 STF-CS 模型能保持较高的精度。

Monte Carlo 仿真结果和前面的理论分析结果一致。

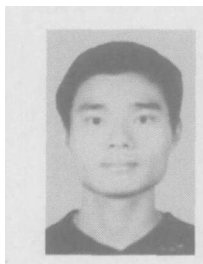
5 结论

本文在“当前”统计模型的基础上引入强跟踪滤波器的时变渐消因子,根据残差动态的调节增益,迫使输出残差近似正交,增强了目标发生状态突变时的跟踪能力,同时跟踪一般机动目标时性能保持不变。仿真结果表明,在跟踪小机动目标时,STF-CS 性能和原“当前”统计模型及自适应算法的性能相当;在跟踪大机动或突发机动目标时,STF-CS 性能明显优于原“当前”统计模型及自适应算法。

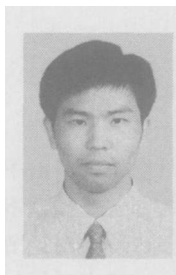
参考文献:

- [1] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking part I: Dynamic models [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, 2003, 39(4): 1333-1364.
- [2] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991. 134-176.
ZHOU Hongren, JING Zhong-liang, WANG Pei-de. Maneuvering Target Tracking[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1991. 134-176. (in Chinese)
- [3] Zhou H R, Kumar K S P. A current statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets[J]. AIAA Journal of Guidance, 1984, 7(5): 596-602.
- [4] Singer R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1970, AES-6: 473-483.
- [5] 陈非, 敬忠良, 李建勋. 基于当前统计模型的机动目标被动跟踪[J]. 上海交通大学学报, 2003, 37(3): 366-369.
CHEN Fei, JING Zhong-liang, LI Jian-xun. Passive tracking of maneuvering targets based on current statistical model[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003, 37(3): 366-369. (in Chinese)
- [6] 焦淑红, 刘申建, 司锡才. 机动运动辐射源的单站无源定位自适应算法[J]. 系统工程与电子技术, 2000, 22(11): 7-9, 24.
JIAO Shuhong, LIU Shen-jian, SI Xi-cai. Single station passive location and tracking method for maneuvering target using DOA and TOA[J]. Systems Engineering and Electronics, 2000, 22(11): 7-9, 24. (in Chinese)
- [7] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000. 250-260.
ZHOU Dong-hua, YE Yin-zhong. Modern fault diagnose and fault tolerant control[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. 250-260. (in Chinese)
- [8] 敬忠良, 徐宏, 周雪琴, 等. 基于神经网络的机动目标信息融合与并行自适应跟踪[J]. 航空学报, 1995, 16(6): 715-719.
JING Zhong-liang, XU Hong, ZHOU Xue-qin. Neural network based information fusion and parallel adaptive tracking of maneuvering targets[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1995, 16(6): 715-719. (in Chinese)
- [9] 嵇成新, 张永胜. 机动目标跟踪的一种模糊算法[J]. 现代雷达, 2002, 11(6): 35-38, 55.
JI Cheng-xin, ZHANG Yong-sheng. A fuzzy algorithm for maneuvering target tracking[J]. Modern Radar, 2002, 11(6): 35-38, 55. (in Chinese)
- [10] Zhou D H, Frank P M. Strong tracking filtering of nonlinear time varying stochastic systems with coloured noise: application to parameter estimation and empirical robustness analysis[J]. Int J Control, 1996, 65(2): 295-307.
- [11] 周东华. 时变时延的在线自适应估计[J]. 电子学报, 1999, 27(12): 61-63.
Zhou Dong-hua. On-line adaptive estimation of time-varying time delay[J]. Chinese Journal of Electronics, 1999, 27(12): 61-63. (in Chinese)
- [12] Li X R, Bar-Shalom Y. Multiple-model estimation with variable structure[J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 1996, 41(4): 478-493.

作者简介:



范小军 男, 1982 年出生于湖北公安, 现为北京航空航天大学在读硕士研究生, 研究方向为机动目标跟踪、无源定位。
E-mail: xiaojun_fan@126.com



刘锋 男, 1970 年出生于湖北麻城, 北京航空航天大学电子信息工程学院副教授, 博士, 2000 年毕业于西安交通大学控制科学与工程专业, 目前感兴趣的研究方向主要有天空地一体化通信网络和互联网络动力学及其控制。
E-mail: liuf@buaa.edu.cn