2012 年 12 月 北京航空航天大学学报 December 2012
第38卷 第12期 Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics Vol. 38 No. 12

基于跟踪微分器的多目标数据关联算法

李 勇 霍 伟

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 根据目标在运动过程中位置与速度只能连续变化这一事实,提出了杂波环境下基于跟踪微分器的一种多目标数据关联算法. 算法利用跟踪微分器得到目标波门内所有量测的位置与速度,通过将其与目标前一时刻的位置和速度的比较来实现在未知杂波环境下的多目标数据关联. 该算法直接利用量测数据,不需要目标运动、传感器噪声及杂波的先验统计知识,在目标数已知杂波不很密集的情况下具有良好的数据关联能力. 此算法计算量小、结构简单,与目标状态滤波估计算法完全分离,便于模块化设计和与其他滤波算法结合,易于工程实现. 仿真结果验证了算法的有效性.

关 键 词: 目标跟踪; 关联; 跟踪微分器; 杂波

中图分类号: TP 273

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2012)12-1596-05

Multi-target data association algorithm based on tracking-differentiator

Li Yong Huo Wei

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: From the fact that position and velocity of a moving object can not vary discontinuously, a data association algorithm based on tracking-differentiator was presented for multi-target tracking in unknown clutters. The tracking-differentiator was applied to obtain positions and velocities corresponding to the measured data in target gates and multi-target data association in unknown clutter environment was realized by comparing these positions and velocities with target position and velocity at the previous moment. Since the algorithm utilizes measured data directly and does not depend on the prior statistics knowledge about target movements, sensor noise and clutter properties, it has good capability of data association in the environment with lower dense clutter and known number of targets. The algorithm possesses low computing burden and simple structure, and separates with target state filtering algorithms completely, which facilities modular design, combination with other filtering algorithms and implementation in practical engineering. Simulation results illustrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: target tracking; association; tracking-differentiator; clutter

多目标跟踪问题无论在军事和民用方面都有着十分广泛的应用,如弹道导弹防御、空防、空中打击、海洋监视、战场监视以及空中交通管制等等. 因此,这一问题一直是多年来研究的热点. 多目标跟踪过程的关键是如何进行有效的数据关联,数据关联是多目标跟踪技术中最重要而又最困难的方面. 传统的数据关联技术有很多,如最近邻(NN, Nearest Neighbor)[1]、联合概率数据关联(JPDA, Joint Probabilistic Data Association)[2]、多假设跟踪(MHT, Multiple Hypothesis Tracking)[3]等. MHT 考虑回波来源与目标、杂波和新目标等各种可能的情况,构造面向量测的关联假设数,以

收稿日期: 2011-09-05; **网络出版时间**: 2012-12-07 12:23

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20121207.1223.005.html

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61074010)

作者简介: 李 勇(1970-),男(土家族),湖北利川人,博士生,ly0329@163.com.

实现多目标的数据关联和跟踪. JPDA 是 MHT 方法的一个特例,避免了 NN 算法唯一性可能造成的关联出错. JPDA 一直是公认的精度较好的经典数据关联方法,但其计算量随着目标和回波数增长呈指数递增,往往难以满足实时性要求. 不少学者根据实际问题不断提出 JPDA 的一些改进算法,如文献[4-6]等. 这些改进算法都是在 JPDA 可行性规则的基础上进行某种假设,以牺牲精度为代价,未从根本上解决 JPDA 的计算量问题.

上述这些算法多基于概率统计方法,往往需要假设量测噪声、杂波服从某种统计规律,且关联算法与滤波跟踪算法耦合,滤波跟踪算法的精度直接影响数据关联的准确性. 针对这些问题,本文用不依赖于模型的跟踪微分器(TD, Tracking Differentiator)来实现杂波环境下的数据关联,在降低对计算能力要求的同时还可以避免因为目标模型或噪声等统计规律可能与实际情况不符合带来的误差.

1　基于 TD 的多目标数据关联

所谓 TD 是这样的机构:对它输入一个信号,它将输出两个信号,其中一个信号跟踪输入信号,而另一信号可近似为跟踪信号的微分. TD 因为其优秀的品质,在很多领域得到了广泛的应用[7]. 考虑到信号跟踪的快速性和滤波要求,文献[8]提出了如下形式的 TD,并证明了其全局收敛性:

$$\left.\begin{aligned} u(k) &= -\frac{x(k-1)-s(k)+1.5lTv(k-1)}{l^2T^2} \\ x(k) &= x(k-1)+Tv(k-1)+0.5T^2u(k) \\ v(k) &= v(k-1)+Tu(k) \end{aligned}\right\} \tag{1}$$

式中,$x(k)$ 和 $v(k)$ 为 k 时刻系统的输出信号;$u(k)$ 为该时刻控制量;$s(k)$ 为输入信号;T 为采样周期;l 为滤波因子.

在将式(1)用于目标跟踪时,当输入的信号 s 为目标位置时,则输出 x 跟踪目标的位置, 而 v 为目标的速度.

1.1　关联算法的基本思路

本文提出的算法先利用 TD 构造波门,然后用 TD 处理波门内所有量测. 将 TD 得到的量测的位置和速度与目标前一时刻的位置和速度进行比较,用同时满足位置和速度差最小作为第 1 关联条件,将波门内符合第 1 关联条件的量测与已知目标关联;若所有量测均不满足第 1 关联条件,则用当前 TD 得到的量测的位置和速度回推出上一时刻的目标位置,将此位置与目标前一时刻位置的距离差最小作为第 2 关联条件,将满足第 2 关联条件的量测与已知目标关联. 当一个循环周期所有目标关联完毕后,若出现某量测同时关联两个以上目标,首先用关联条件的优先级来确定是否将该量测与目标关联;当用关联条件优先级不能排除量测被同时关联时,则将相应目标关联条件中的次小值列为备选关联量测. 通过比较各次小值和上述最小值与相应目标预测位置的距离来确定将次小值还是最小值与该目标关联. 经上述步骤处理后,若出现某次小值被同时关联的情况,则将关联条件中的第 3 小值列为候选关联量测,用类似方法处理,直至所有目标被一一关联.

1.2　关联算法的基本步骤

下面以二维平面内的目标关联为例说明基于 TD 的多目标数据关联算法的具体步骤. 对于三维空间目标,只需要增加与立轴对应的一组 TD,关联方法与平面目标相同.

为简化问题,提出如下基本假设[9]:

1) 目标数及初始状态已知;

2) 每一量测有唯一的源,即任一量测不源于某个目标,则必然源于杂波或虚警;

3) 对于一个给定的目标,最多有一个量测以其为源. 如果一个目标产生多个量测,将取一个为真,其它为假.

基于 TD 的数据关联算法具体步骤如下:

1) 形成跟踪波门.

根据假设 1)对与 n 个目标对应的 TD 用两点差分法[9]初始化. 当处理中心接收到量测值,为减少计算量和杂波干扰,在目标状态的预测位置附近区域形成波门,波门大小依据目标最大机动能力确定(当对目标机动无先验知识时,可放宽波门的设置门限).

若已知第 i 个目标在 $k-1$ 时刻用 TD 关联算法处理后得到的位置和速度分别为 $(x_i(k-1), y_i(k-1))$ 和 $(v_{xi}(k-1), v_{yi}(k-1))$,则第 i 个目标 k 时刻的波门为

$$\left.\begin{aligned} x_{pi}(k) &= x_i(k-1)+r_1Tv_{xi}(k-1) \\ y_{pi}(k) &= y_i(k-1)+r_1Tv_{yi}(k-1) \\ R_{pi}(k) &= \sqrt{[r_2Tv_{xi}(k-1)]^2+[r_2Tv_{yi}(k-1)]^2} \\ \hat{R}_{i,j}(k) &= \\ &\sqrt{[\hat{x}_{i,j}(k)-x_{pi}(k)]^2+[\hat{y}_{i,j}(k)-y_{pi}(k)]^2} \\ \hat{R}_{i,j}(k) &\leqslant R_{pi}(k) \end{aligned}\right\} \tag{2}$$

式中,$(x_{pi}(k), y_{pi}(k))$ 为第 i 个目标 k 时刻的预

测位置;$(\hat{x}_{i,j}(k),\hat{y}_{i,j}(k))$为第 i 个目标对应的第 j 个量测;$R_{pi}(k)$为波门半径;$\hat{R}_{i,j}(k)$为第 j 个量测与第 i 个目标预测位置的距离;r_1 和 r_2 为可调参数.

2) 单个目标量测的 TD 处理.

设 k 时刻落入第 i 个目标 TD 波门内有 z 个量测$(\hat{x}_{i,j}(k),\hat{y}_{i,j}(k))$,$j=1,2,\cdots,z$. 将这 z 个量测序贯送入第 i 个目标的一对 TD 处理后得到 z 个与目标对应量测的位置$(x_{i,j}(k),y_{i,j}(k))$和速度$(v_{xi,j}(k),v_{yi,j}(k))$.

$$\left.\begin{aligned} u_{xi}(k) &= -\frac{x_i(k-1)-\hat{x}_{i,j}(k)+1.5lTv_{xi}(k-1)}{l^2T^2}\\ x_{i,j}(k) &= x_i(k-1)+Tv_{xi}(k-1)+0.5T^2u_{xi}(k)\\ v_{xi,j}(k) &= v_{xi}(k-1)+Tu_{xi}(k)\end{aligned}\right\} \tag{3}$$

$$\left.\begin{aligned} u_{yi}(k) &= -\frac{y_i(k-1)-\hat{y}_{i,j}(k)+1.5lTv_{yi}(k-1)}{l^2T^2}\\ y_{i,j}(k) &= y_i(k-1)+Tv_{yi}(k-1)+0.5T^2u_{yi}(k)\\ v_{yi,j}(k) &= v_{yi}(k-1)+Tu_{yi}(k)\end{aligned}\right\} \tag{4}$$

将 TD 得到的 k 时刻第 i 个目标量测的位置和速度与其在 $k-1$ 时刻的位置和速度分别进行比较,即

$$\left.\begin{aligned} \Delta\hat{x}_{i,j}(k) &= x_{i,j}(k)-x_i(k-1)\\ \Delta\hat{y}_{i,j}(k) &= y_{i,j}(k)-y_i(k-1)\\ \Delta xy_{i,j}(k) &= \sqrt{[\Delta\hat{x}_{i,j}(k)]^2+[\Delta\hat{y}_{i,j}(k)]^2}\end{aligned}\right\} \tag{5}$$

$$\left.\begin{aligned} \Delta\hat{v}_{xi,j}(k) &= v_{xi,j}(k)-v_{xi}(k-1)\\ \Delta\hat{v}_{yi,j}(k) &= v_{yi,j}(k)-v_{yi}(k-1)\\ \Delta\hat{v}_{i,j}(k) &= \sqrt{[\Delta\hat{v}_{xi,j}(k)]^2+[\Delta\hat{v}_{yi,j}(k)]^2}\end{aligned}\right\} \tag{6}$$

对这 z 个位置差和速度差求最小值,分别为

$$\Delta xy_{i,\min}(k)=\min\{\Delta xy_{i,j}(k)\quad j=1,2,\cdots,z\} \tag{7}$$

$$\Delta\hat{v}_{i,\min}(k)=\min\{\Delta\hat{v}_{i,j}(k)\quad j=1,2,\cdots,z\} \tag{8}$$

若量测$(\hat{x}_{i,m}(k),\hat{y}_{i,m}(k))$满足

$$\left.\begin{aligned} \Delta xy_{i,m}(k) &= \Delta xy_{i,\min}(k)\\ \Delta\hat{v}_{i,m}(k) &= \Delta\hat{v}_{i,\min}(k)\end{aligned}\right\} \tag{9}$$

则将此量测与目标 i 关联.

式(9)称为第 1 关联条件. 这一关联条件的依据是:目标从 $k-1$ 时刻经 1 个采样周期后其位置和速度均不应发生突变.

如无同时满足第 1 关联条件的量测存在,则需要计算:

$$\left.\begin{aligned} \hat{p}_{xi,j}(k-1) &= x_{i,j}(k)-Tv_{xi,j}(k)\\ \hat{p}_{yi,j}(k-1) &= y_{i,j}(k)-Tv_{yi,j}(k)\\ \Delta\hat{p}_{xi,j}(k) &= \hat{p}_{xi,j}(k-1)-x_i(k-1)\\ \Delta\hat{p}_{yi,j}(k) &= \hat{p}_{yi,j}(k-1)-y_i(k-1)\\ \Delta\hat{p}_{xyi,j}(k) &= \sqrt{[\Delta\hat{p}_{xi,j}(k)]^2+[\Delta\hat{p}_{yi,j}(k)]^2}\end{aligned}\right\} \tag{10}$$

式中,$\hat{p}_{xi,j}(k-1)$和 $\hat{p}_{yi,j}(k-1)$为通过 TD 得到的 k 时刻 z 个量测的位置和速度回推出目标在 $k-1$ 时刻的位置. 将其与已知的 $k-1$ 时刻目标位置的距离差作为关联条件,即

$$\Delta\hat{p}_{i,\min}(k)=\min\{\Delta\hat{p}_{xyi,j}(k)\quad j=1,2,\cdots,z\} \tag{11}$$

若量测$(\hat{x}_{i,m}(k),\hat{y}_{i,m}(k))$满足

$$\Delta\hat{p}_{xyi,m}(k)=\Delta\hat{p}_{i,\min}(k) \tag{12}$$

则将此量测与目标 i 关联.

式(12)称为第 2 关联条件. 该关联条件反映了目标 k 时刻的位置不应从 $k-1$ 时刻经突变得到.

落入其余 $n-1$ 个目标对应 TD 波门的量测用上述方法并行处理.

3) 多目标 TD 数据关联.

① 目标 TD 波门内无量测视为漏检;

② 目标 TD 波门内有 1 个量测,则将此量测与目标关联并用 TD 处理;

③ 目标 TD 波门内有 2 个以上量测,用关联条件将量测与目标一一关联;

④ k 时刻 n 个目标 TD 通过关联条件并行处理结束后,若出现某个量测同时关联上 1 个以上目标,则以满足第 1 关联条件的量测优先与其对应的目标关联. 若存在某量测均以第 1 关联条件或第 2 关联条件关联上 $n_s(n_s>2)$个目标,则需要考虑式(8)或式(11)中相应目标的次小值对应的量测$(\hat{x}_{i,s}(k),\hat{y}_{i,s}(k))$,计算:

$$\left.\begin{aligned} \Delta x_{i,m}(k) &= x_{i,m}(k)-x_{pi}(k)\\ \Delta y_{i,m}(k) &= y_{i,m}(k)-y_{pi}(k)\\ \Delta x_{i,s}(k) &= x_{i,s}(k)-x_{pi}(k)\\ \Delta y_{i,s}(k) &= y_{i,s}(k)-y_{pi}(k)\\ \hat{R}_{i,m}(k) &= \sqrt{[\Delta x_{i,m}(k)]^2+[\Delta y_{i,m}(k)]^2}\\ \hat{R}_{i,s}(k) &= \sqrt{[\Delta x_{i,s}(k)]^2+[\Delta y_{i,s}(k)]^2}\\ \Delta\hat{R}_{i,ms}(k) &= |\hat{R}_{i,m}(k)-\hat{R}_{i,s}(k)|\end{aligned}\right\} \tag{13}$$

式中,$\hat{R}_{i,m}(k)$和 $\hat{R}_{i,s}(k)$分别为相应的第 i 个目标量测通过式(8)或式(11)计算的最小值与次小值

和第 i 个目标预测位置的距离;$\Delta\hat{R}_{i,ms}(k)$ 为对应的距离差.

$$\Delta\hat{R}_{i,\max}(k)=\max\{\Delta\hat{R}_{i,ms}(k)\quad i=1,2,\cdots,n_s\} \tag{14}$$

若量测$(\hat{x}_{i,m}(k),\hat{y}_{i,m}(k))$满足

$$\Delta\hat{R}_{xyi,m}(k)=\Delta\hat{R}_{i,\max}(k) \tag{15}$$

则将此量测与目标 i 关联, 而将其余的 n_s-1 个目标对应的次小值量测与相应目标关联.

式(13)~式(15)的处理方法称为次小值处理法. 其依据是:当不能用最小值确定关联关系时, 可取次小值为备选关联量测. 计算出次小值和该最小值分别与目标预测位置的距离,最大距离对应的次小值予以排除,同时由假设 3)所述目标关联的唯一性知:应将最小值与该次小值对应的目标关联,其他次小值与各自目标预关联. 若有次小值不能被唯一关联,重复使用次小值处理法直至所有目标被一一关联.

1.3　关联算法的计算复杂度

表 1 列出了 MHT 和各种常用 JPDA 算法以及 TD 算法的计算时间复杂度,m 为波门内回波数,n 为目标数,从表中可以看出 TD 关联算法的计算复杂度最小.

表 1　算法时间复杂度比较

算法	复杂度
TD	$O(nm^2)$
MHT	$O\left(n\prod_1^k m_k\right)$
JPDA	$O(n4^m)$
深度 JPDA	$>O(nm^2+mn^2)$
次最优 JPDA	$O(nm^2+mn^2)$
经验 JPDA	$>O(mn^2)$

1.4　错误关联率分析

如图 1 所示,p 点和 q 点分别为目标 i 在 k 及 k+1 时刻的位置;$abcd$ 点为传感器测量值的最大偏差位置;若 x 与 y 方向的测量偏差为 σ_x 和 σ_y,则正方形的面积为 $4\sigma_x\sigma_y$. ef 点为线段 pd 和线段 pa 与波门边界的交点.

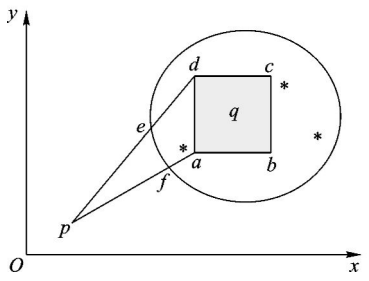


图 1　错误关联率示意图

根据 TD 关联算法,落在由点 $abcdef$ 围成的几何空间内的杂波点都有可能被错误关联. 设此图形面积为 S, 落入波门的杂波数为 c,则最大错误关联概率为

$$p_{i,\mathrm{m}}(k+1)=\frac{cS(k+1)}{\pi R_{\mathrm{p}i}(k+1)^2} \tag{16}$$

由式(16)可以看出:当波门面积一定时,算法最大错误关联概率与波门内杂波数以及传感器测量误差相关,杂波数越多,测量误差越大,算法错误关联率越高.

2　仿真实验

本例利用文献[9]数据进行算法仿真,并与常用的几种算法进行正确关联率比较以检验提出算法的可行性.

已知监视区域内有 10 个运动目标,目标状态 $\boldsymbol{X}_n=[x\quad \dot{x}\quad y\quad \dot{y}]$,起始状态分别为

$\boldsymbol{X}_1=[-15\,600\quad 500\quad 13\,000\quad 120]$

$\boldsymbol{X}_2=[-7\,600\quad 150\quad 30\,000\quad 250]$

$\boldsymbol{X}_3=[-21\,000\quad 350\quad 23\,000\quad -50]$

$\boldsymbol{X}_4=[-10\,500\quad -200\quad 24\,500\quad 200]$

$\boldsymbol{X}_5=[-18\,250\quad 0\quad 26\,500\quad -300]$

$\boldsymbol{X}_6=[-14\,600\quad -150\quad 9\,000\quad 50]$

$\boldsymbol{X}_7=[-29\,500\quad 400\quad 34\,500\quad -400]$

$\boldsymbol{X}_8=[-33\,250\quad 100\quad 38\,500\quad -200]$

$\boldsymbol{X}_9=[-26\,250\quad 296\quad 34\,500\quad -400]$

$\boldsymbol{X}_{10}=[-23\,250\quad 296\quad 24\,500\quad 400]$

在传感器测距误差 $\sigma_{\mathrm{r}}=100$ m,测角误差 $\sigma_\theta=0.01$ rad,采样间隔 $T=1$ s, 不同杂波密度,目标匀速运动条件下得到所需仿真数据. 图 2 为单位面积杂波数 $\lambda=10\times10^{-6}$的仿真结果. 图 3 为算法正确关联率比较,其他算法结果出自文献[9].

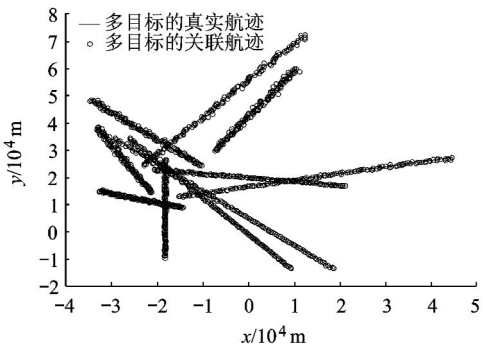


图 2　TD 关联算法仿真结果

通过图 3 及表 1 算法计算复杂度比较,MHT 算法在目标较为密集的情况下正确关联率最高,但算法的计算复杂度最大;JPDA 算法的正确关联率低于 MHT 算法但高于各种简化的 JPDA 算法,

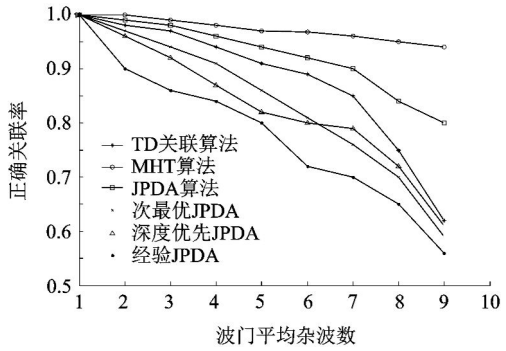


图 3 算法正确关联率随平均杂波数变化图

但该算法的计算复杂度仅次于 MHT 算法;在 3 种简化的 JPDA 算法中深度优先搜索法在杂波数小于 4 的时候正确关联率好于其他两种;次最优 JPDA 算法在杂波数小于 4 时算法正确关联率稍差于深度优先算法而在杂波数大于 4 时正确关联率好于其他两种算法;经验 JPDA 算法正确关联率差于其他两种算法.

仿真结果表明:TD 关联算法正确关联率低于 MHT 算法和 JPDA 算法,但其计算复杂度小于这两种算法;在杂波数小于 7 的时候正确关联率好于 3 种简化的 JPDA 算法,杂波数在 8 和 9 时其正确关联率与深度优先和次最优 JPDA 算法相当,杂波数在大于 8 后其正确关联率下降较快,不适于杂波较为密集的环境.

3 结 论

本文利用跟踪微分器的跟踪特性,提出了一种新的未知杂波环境下多目标跟踪关联算法. 此算法计算量小,实时性强,易于工程实现. 仿真结果表明算法在杂波不很密集的情况下对多目标具有良好的关联能力. 下一步将考虑如何利用跟踪微分器来实现目标数未知时的数据关联.

参考文献(References)

[1] Ruan Y, Hong L. Analytic performance prediction of feature aided global nearest neighbor algorithm in dense target scenarios [J]. Radar, Sonar and Navigation, 2007, 2(5): 369-376

[2] Blom H A P, Bloem E A. Probabilistic data association avoiding track coalescence[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(2): 247-259

[3] Obata Y, Ito M, Kameda H. Tracking algorithm using N-back scan MHT under dense environment[C]//2008 SCIE Annual Conference. Tokyo: IEEE Press, 2008: 3436-3440

[4] Puranik S, Tugnait J K. Tracking of multiple maneuvering targets using multiscan JPDA and IMM filtering[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2007, 43(1): 23-35

[5] Aoki E H, kienitz K H. Suboptimal JPDA for tracking in the presence of clutter and missed detections[C]//IEEE Proceedings of the 12th Conference on Information Fusion. Seattle WA: IEEE Press, 2009: 818-825

[6] Shi Zhangsong, Xiao Sheng. An improved data association algorithm for multiple-target tracking[C]//2010 International Conference on Computational and Informational Sciences. Chengdu: IEEE Press, 2010: 553-556

[7] 韩京清. 自抗扰控制技术[M]. 北京:国防工业出版社, 2008: 46-97
Han Jingqing. Active disturbance rejection control technique [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008: 46-97 (in Chinese)

[8] Li Yong. A complementary form of discrete tracking differentiator [C]//2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Changsha: IEEE Press, 2010: 46-49

[9] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京:电子工业出版社, 2006
He You, Xiu Jianjuan, Zhang Jingwei, et al. Radar data processing with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006 (in Chinese)

(编 辑:刘登敏)