

基于高分辨一维多普勒像的雷达目标机动检测算法

祝依龙¹ 范红旗¹ 卢再奇¹ 付强¹

摘要 目标机动过程中通常伴随着剧烈的姿态变化,有利于雷达目标的横向高分辨成像,从而为基于高分辨一维多普勒像(One-dimensional high resolution Doppler profile, 1D-HRDP)进行机动检测提供了可行性.文中给出了高分辨一维多普勒像的成像公式后,首先分析了成像对目标转角、积累时间和采样率的约束条件,并给出了成像处理流程.随后着重分析了机动检测原理,得到了目标机动与非机动两类运动条件下姿态变化率的差异,为机动检测提供了基础.由于多普勒像的非平稳特性,本文将目标机动检测问题视作机动、非机动两类分类识别问题,并基于反向传播神经网络设计实现了机动检测器,提出了两项新的机动检测算法性能评估指标,与传统平均检测延迟指标相比能更准确地反映检测器的动态性能.仿真实验表明本文提出的机动检测算法总体性能好于其他三种基于特征的机动检测算法.

关键词 机动检测, 高分辨一维多普勒像, 反向传播神经网络, 检测延迟, 接收机工作特性曲线

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00901

A Radar Target Maneuver Detection Algorithm Based on the One-dimensional High Resolution Doppler Profile

ZHU Yi-Long¹ FAN Hong-Qi¹ LU Zai-Qi¹ FU Qiang¹

Abstract Target maneuvering is always accompanied with rapid attitude variations, which are helpful to achieve high cross-range resolution for coherent pulse radar. Thus it provides the feasibility to detect target maneuver based on one-dimensional high resolution Doppler profile (1D-HRDP). In this paper, the formulation of the HRDP is first introduced, and the profiling requirements are derived subsequently, including rotation angle, coherent processing time (CPI), and digital sampling rate. The profiling procedure is thus shown. The principle of maneuver detection based on the HRDP is then fully exploited. The difference of target attitude rates between nonmaneuvering and maneuvering motion modes is analyzed, which is the basis for maneuver detection. Due to the nonstationarity of the HRDP, the maneuver detection problem is reformulated as a pattern classification problem, where nonmaneuvering and maneuvering motion modes are distinguished. A novel detector is then developed based on the back propagation (BP) neural network. Two novel indices for performance evaluation are proposed. They reflect the dynamic performance of the maneuver detector more reasonably than the classical index, which is the average detection delay. Finally, the simulation results show that the proposed detector performs better than the other three up-to-date feature-based detectors as a whole.

Key words Maneuver detection, one-dimensional high resolution Doppler profile (1D-HRDP), back propagation (BP) neural network, detection delay, receiver operating characteristic (ROC) curve

目标机动检测是基于决策的单模机动目标跟踪方法的重要模块^[1-3],研究表明配合良好的机动检测算法,基于决策的单模方法可以获得与多模机动目标跟踪方法相近的跟踪性能^[4-6],因此及时稳健的机动检测就成为这类方法的关键.在诸如防空、反导、远程空空等应用中,往往需要对空中高速大机动目标进行跟踪,因此对机动检测器性能的要求也极

为苛刻^[7].为了降低检测延迟、提高检测性能,需要挖掘蕴藏在雷达回波信号中与目标运动直接相关的信息,例如姿态、速度变化等,很多学者就诉诸于雷达目标特征信号^[8].

目前,用于机动检测的雷达目标特征信号主要有:多普勒观测序列、测角偏差、幅度/雷达散射截面(Radar cross section, RCS)起伏、一维多普勒像、二维距离-多普勒像等. Bizup 等^[5]假设在观测周期内目标作恒速转弯(Constant turn, CT)运动,根据多普勒观测值和跟踪滤波器的输出估计目标法向加速度大小,并据此判断目标是否机动. Ru 等^[6]在此基础上,同时考虑了目标的切向加速度和法向加速度,获得了更加有效的机动检测器.但他们的方法未考虑观测序列之间的相关性,对加速度的估计具有多值性.由于雷达目标角闪烁、幅度/RCS起伏等特征信号敏感于目标姿态, Hughes 等^[9-10]

收稿日期 2010-09-14 录用日期 2010-12-09
Manuscript received September 14, 2010; accepted December 9, 2010

国防科技预研跨行业综合技术项目(51301050102),国防科技重点实验室基金(9140C800103090C80)资助

Supported by Comprehensive Multidisciplinary Advance Research Project of Defense Technology (51301050102) and National Key Laboratory of Defense Technology Foundation (9140C800103090C80)

1. 国防科学技术大学 ATR 重点实验室 长沙 410073
1. ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073

将单脉冲雷达测角偏差信号用于目标机动检测,并设计了一种基于模糊逻辑的机动检测器.范红旗^[11]对利用目标回波幅度/RCS起伏特征进行机动检测做了研究.但由于特征-姿态-运动之间关系的复杂性,无法得到目标机动和非机动两类情形下检验统计量概率密度的解析表达式,需要由实验数据统计得到.当目标做法向加速运动时,伴随着剧烈的姿态变化,为实现横向高分辨,即成一维多普勒像,提供了可行性.范红旗在文献[11]中对利用多普勒像进行机动检测做了初步研究,但未对机动检测条件等关键参数做更为深入分析.若目标同时在距离上也能分辨,则可对其成二维的距离-多普勒像,并且机动目标在图像上会发生倾斜,目标转动角速度与该倾角的变化率有着严格关系.Yang等^[12-13]利用这一点对目标转动角速度的估计进行了探索性的研究,但未针对机动检测做进一步研究.

由于脉冲多普勒(Pulsed Doppler, PD)雷达在火控、预警、战场监视、寻的制导等领域都有着广泛的应用^[14],本文研究面向高重频PD雷达,以空中大机动目标为研究对象,以目标横向分辨为主要技术途径,基于一维多普勒像提取机动特征做机动检测.实际上多普勒像在目标检测、识别、多目标分辨、机动检测等方面都有一定应用.Berizzi等^[15]研究了利用最小熵(等效锐化度最大)准则进行成像加速度的补偿算法;邢孟道等^[16]指出了影响多普勒像分辨率的因素,并研究了提高成像分辨率的方法;夏桂芬等^[17]研究了多普勒像在强杂波背景下弱小目标检测中的应用;高峰等在文献[18]中指出美国ERINT拦截弹导引头能够根据目标多普勒像自动选择攻击点;姜正林等^[19]利用多普勒像实现多目标分辨;范红旗^[11]利用其对空中目标机动检测进行了研究.但是,各类文献中对多普勒像的称呼却不尽相同,如“一维横向像”^[15-16,19]、“频域仿形”^[17-18]、“高分辨多普勒像”^[20]等.在本文研究中称其为“高分辨一维多普勒像”(One-dimensional high resolution Doppler profile, 1D-HRDP),简称为“一维多普勒像”或“多普勒像”.

本文后续安排如下:第1节首先给出高分辨一维多普勒像的成像公式,成像对目标转角、积累时间和采样率的约束条件,以及成像处理流程.随后,第2节重点分析了目标机动检测原理,指出机动与非机动条件下目标姿态变化率的差异是检测算法的基础,由此得到检测积累时间的约束条件;将目标机动检测问题视作机动、非机动两类分类识别问题,并基于反向传播(Back propagation, BP)神经网络设计实现了机动检测器;由于机动检测问题不同于传统目标检测问题,是一个动态过程的变化检测,文中提出了两项新的机动检测器性能评估指标,与传统平

均检测延迟指标相比更能准确反映检测器动态性能.最后,第3节基于高保真运动仿真软件和电磁计算提供的目标特性数据,合成产生目标非机动飞行和机动飞行状态下的回波数据,仿真验证了所提出的机动检测算法的有效性.

1 高分辨一维多普勒像

1.1 多普勒像及其性质

为简便起见,本文分析目标在二维平面内的运动,如图1所示.图中涉及三个坐标系,即目标本体坐标系(o_T-xy)、雷达坐标系(o_R-uv)和视线坐标系(o_T-rl).

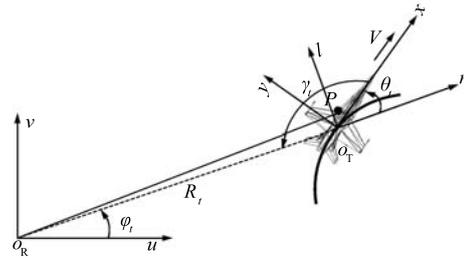


图1 雷达-目标相对运动关系

Fig. 1 The relative motion between radar and target

假设目标尺寸远小于雷达与目标之间距离,并且相参积累时间内目标做匀速小角度转动,转动角速度为 ω ,则高重频PD雷达的目标基带回波信号可表示为^[15,21]

$$s(t) = \exp\left(j4\pi f_c \frac{R_t}{c}\right) \times \iint \sigma(r, l) \exp\left(j4\pi f_c \frac{r}{c}\right) dr \times \exp\left(-j4\pi f_c \omega l \frac{t}{c}\right) dl \quad (1)$$

其中, f_c 为雷达载频, R_t 为目标距离, $\sigma(r, l)$ 为目标散射分布函数, $[r, l]^T$ 为目标散射点在视线坐标系(o_T-rl)中坐标, c 为光速.

记第一层积分表达式如下:

$$\sigma_l = \int \sigma(r, l) \exp\left(j4\pi f_c \frac{r}{c}\right) dr \quad (2)$$

其中, σ_l 表示横向坐标同为 l 的所有散射点总的散射强度.式(1)中,若对目标平动引入的相位进行补偿,即乘上相位因子 $\exp(j4\pi f_c R_t/c)$,得到补偿后信号为

$$s'(t) = \int \sigma_l \exp\left(-j2\pi \frac{2f_c \omega t}{c} l\right) dl \quad (3)$$

对信号 $s'(t)$ 做逆傅里叶变换可获得目标散射强度沿横向分布 σ_l , 这就是目标的高分辨一维多普勒像. 实际上由于目标转动角速率 ω 无法得知, 难以对多普勒像进行横向定标, 未标定的结果相当于横向位置 l 乘上尺度因子 $2\omega/\lambda$, 即多普勒频移, 这也是本文采用多普勒像而非横向距离像称谓的原因之一.

由逆傅里叶变换性质容易得到, 若成像积累时间为 T , 则目标多普勒像分辨率为^[22]

$$\Delta l = \frac{\lambda}{2\omega T} = \frac{\lambda}{2\Delta\theta} \quad (4)$$

其中, λ 为波长; $\Delta\theta = \omega T$ 为目标在成像积累时间内转过的角度.

由式 (4), 积累时间越长, 目标转角越大, 多普勒像分辨率越高; 但积累时间过长时, 由于小角度匀速转动假设不成立以及多普勒徙动等因素, 会限制多普勒像分辨率的提高. 但对于机动检测而言, 清晰可辨的多普勒像并非必要条件, 只要保证多普勒像分辨率小于目标横向尺寸 L 即可. 于是可得到关于横向成像相参积累时间或目标转角的限制条件.

结论 1 (积累时间和目标转角). 对目标进行横向分辨成多普勒像, 相参积累时间或目标转角需满足:

$$\begin{cases} T > \frac{\lambda}{2\omega L} \\ \Delta\theta > \frac{\lambda}{2L} \end{cases} \quad (5)$$

由于实际信号处理系统中多普勒成像通常采用数字方式实现, 需要对式 (3) 的信号进行离散采样, 再对其做逆离散傅里叶变换 (Inverse discrete Fourier transform, IDFT). 根据 IDFT 性质, 为使多普勒像不发生折叠, 可得采样率的限制条件.

结论 2 (采样率). 为使多普勒像不发生折叠, 对信号的离散采样率要求如下:

$$f_s \geq 2\omega \frac{L}{\lambda} \quad (6)$$

由式 (6), 最小采样率与目标转动角速率和目标横向尺寸有关, 实际中可根据目标先验知识确定采样率大小.

1.2 成像处理流程

文献 [16] 对实测数据进行了多普勒成像处理, 在完成平动补偿之后, 采用 Relax 超分辨算法估计目标横向各散射中心的瞬时多普勒, 从而大大提高了目标多普勒像的分辨率. 本文利用多普勒像进行机动检测, 对其分辨率的要求远低于其他应用 (参看机动检测原理分析), 所以这里只进行平动补偿.

由前述分析, 平动补偿相位因子为 $\exp(-j4\pi \times f_c R_t/c)$, 在成像积累时间内, 假设目标在径向上做匀加速运动, 加速度为 a_r , 则相位因子可表示为

$$\phi_T = \exp \left[-j4\pi f_c \frac{(R_0 + V_r t + \frac{1}{2} a_r t^2)}{c} \right] \quad (7)$$

由式 (7), 第 1 项为常数, 不影响多普勒像; 第 2 项为线性项, 使多普勒像位置发生偏移, 但不影响其形状; 第 3 项二次相位项会使多普勒像展宽, 是需要补偿的. 本文为后续处理方便, 一并将一次项也进行补偿.

为使补偿后信号多普勒展宽不超过一个分辨单元, 则加速度补偿精度 Δa_r 需满足下式:

$$|\Delta a_r| < \frac{\lambda}{2T^2} \quad (8)$$

由式 (8), 若成像积累时间 T 较长, 则对加速度补偿的精度要求甚高, 如 $\lambda = 3 \text{ cm}$, $T = 100 \text{ ms}$, 则要求 $|\Delta a_r| < 1.5 \text{ m/s}^2$. 文献 [15] 利用最小熵 (等效锐化度最大) 准则研究了多普勒像加速度补偿算法, 获得了较高的加速度估计精度, 本文采用文献 [15] 的算法完成加速度补偿, 其中锐化度函数采用标准差幅度锐度函数 C_2 , 而速度估计直接由补偿后多普勒像测量得到.

实际中, 为了得到频域高分辨信号, 常采用高重频 PD 雷达体制, 成像处理首先采用插值方法计算各次回波峰值或中心处复振幅. 这样得到信号采样率与脉冲重复频率 (Pulse repetition frequency, PRF) 相等, 通常远大于式 (6) 横向成像对采样率的要求. 实际处理可在运动补偿后对采样信号进行抽取. 当然为防止噪声的混叠, 抽取之前需要进行抗混叠滤波处理, 由此可以得到本文多普勒成像处理的流程, 如图 2 所示.

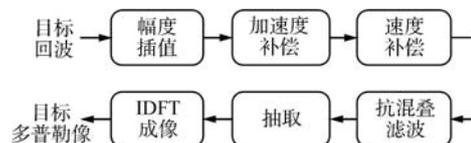


图 2 多普勒像处理流程

Fig. 2 Doppler profiling procedure

2 机动检测算法

本部分首先分析目标机动与非机动运动条件下姿态变化率的差异, 这也是利用多普勒像进行机动检测的内在机理.

2.1 机动检测原理

目标在具有法向加速度的机动中通常伴随姿态的转动, 特别是空中飞行器的 (Bank-to-turn, BTT)

机动. 实际上, 目标非机动运动, 即做匀速直线运动时, 当其速度不沿雷达视线方向时, 它相对雷达的姿态也有变化. 但是两种情况下, 姿态变化的快慢 (以目标坐标系中视线转动角速率衡量, 下文称为目标姿态变化率) 却迥然不同. 下面做具体分析.

如图 1 所示, 假设目标速度方向沿目标系 x 轴, 为简便起见, 以下省去时间下标 t , 则目标姿态角为

$$\gamma = \pi + \varphi - \theta \quad (9)$$

假设目标运动的切向和法向加速度分别为 a_t 和 a_n , 则由目标运动方程可得

$$\begin{cases} \dot{V} = a_t \\ \dot{\theta} = \frac{a_n}{V} \end{cases} \quad (10)$$

目标非机动运动时, 其速度的方向不变, 则其姿态变化率及其导数可表示为

$$\begin{cases} \omega_n = \dot{\gamma} = \dot{\varphi} = \frac{V \sin \gamma}{R} \\ \alpha_n = \dot{\omega}_n = \frac{V^2 \sin 2\gamma}{R^2} \end{cases} \quad (11)$$

式 (11) 的推导利用到关系式 $\dot{R} = -V \cos \gamma$, \dot{R} 为目标径向速度.

目标机动运动时, 其姿态变化率及其导数可表示为

$$\begin{cases} \omega_m = \dot{\gamma} = \dot{\varphi} - \dot{\theta} = \frac{V \sin \gamma}{R} - \frac{a_n}{V} \\ \alpha_m = \dot{\omega}_m = \frac{V^2 \sin 2\gamma}{R^2} + \frac{a_t \sin \gamma}{R} + \frac{a_n a_t}{V^2} - \frac{\dot{a}_n}{V} \end{cases} \quad (12)$$

因此, 成像积累区间内目标姿态转角可近似表示为

$$\Delta \gamma_i \approx \left| \omega_i T + \frac{1}{2} \alpha_i T^2 \right|, \quad i = m, n \quad (13)$$

式 (12) 的形式较为复杂, 下面考虑两种特殊情况:

1) 若 $a_t = 0$, $a_n = c_1$ 为常数时, 即目标做 CT 运动, 有:

$$\begin{cases} \omega_{m1} = \frac{V \sin \gamma}{R} - \frac{a_n}{V} \\ \alpha_{m1} = \frac{V^2 \sin 2\gamma}{R^2} \end{cases} \quad (14)$$

由式 (14) 可知, 若要使此时的目标姿态变化率与非机动运动时差别很大, 即 $|\omega_{m1}| \gg |\omega_n|$ 成立, 则要求 $a_n \gg 2V^2 \sin \gamma / R$ 成立, 通常该条件在诸如空空拦截、末制导机动目标拦截等应用中都是可以满足的. 以典型的空空弹对飞机的拦截为例, 由于经中

制导阶段的弹道调整, 末制导阶段弹目相对状态位于零控拦截曲面附近^[23], 此时弹目相对速度方向几乎平行于弹目视线, 即目标姿态角满足 $\sin \gamma \approx 0$, 将如下典型值代入上式, $V = 1000 \text{ m/s}$, $\sin \gamma = 0.02$, $R = 5000 \text{ m}$, 则有 a_n 只要大于 24 m/s^2 , 就可以保证 $|\omega_{m1}| \geq 5 |\omega_n|$. 因此积累时间区间内目标姿态转角差别也非常大, 这就是本文机动检测的基础.

2) 若 $a_n = 0$, $a_t = c_2$ 为常数时, 即目标做匀加速运动, 则有:

$$\begin{cases} \omega_{m2} = \frac{V \sin \gamma}{R} \\ \alpha_{m2} = \frac{V^2 \sin 2\gamma}{R^2} + \frac{a_t \sin \gamma}{R} \end{cases} \quad (15)$$

式 (15) 与式 (11) 相比, 仅在姿态变化率的导数上相差一项 $a_t \sin \gamma / R$, 且在目标距离较远的条件下, 此项数值也很小, 所以此时目标姿态转角与非机动运动时差别较小. 因此, 本文主要考虑存在法向加速度的目标机动检测问题, 这也是机动检测问题研究的焦点与热点, 因为它是空中目标, 尤其是军事目标, 常见的机动方式, 而且它对目标状态估计和跟踪性能的影响更大^[3,5,9-11].

由前述分析, 目标在非机动与有法向加速度机动情况下, 其姿态变化率相差非常大, 又根据结论 2, 成多普勒像时对目标姿态转角有一定要求. 若限定积累时间, 使得目标非机动与机动时多普勒像存在明显差异, 则可以顺利完成目标机动检测. 最简单的做法就是使得目标非机动时, 目标姿态转角小于最小值, 而目标机动时, 其姿态转角满足成像要求. 这样非机动时, 目标多普勒像无法分辨目标横向上多散射中心, 即表现为点目标; 而目标机动时, 目标多普勒像可以区分横向多散射中心, 表现为扩展目标.

因此, 积累时间 T 是个关键参数, 它应使下式成立:

$$\Delta \gamma_n < \frac{\lambda}{2L} < \Delta \gamma_m \quad (16)$$

由于 α_n 和 α_{m1} 与距离的平方成反比, 通常该项数值很小可忽略, 同时忽略 ω_{m1} 表达中 $V \sin \gamma / R$, 因此由式 (16) 可得:

$$\frac{\lambda V}{2L a_n} = \frac{\lambda \rho}{2VL} < T < \frac{\lambda R}{2VL \sin \gamma} \quad (17)$$

其中, $\rho = V^2 / a_n$ 为目标转弯半径, 通常远小于目标距离 R .

2.2 机动检测器

根据前面推导的目标回波平动补偿后的信号形式, 若目标横向离散分布 K 个散射中心, 式 (3) 的积分形式可写成求和形式, 并对其离散采样可得:

$$s(n) = \sum_{i=1}^K \sigma_i \exp(-j2\pi\lambda_i n) + w(n) \quad (18)$$

$$n = 0, 1, \dots, N-1$$

其中, $w(n)$ 为信号观测噪声; $\lambda_i = 2\omega l_i / \lambda f_s$ ($i = 1, 2, \dots, K$) 为归一化数字频率. 对信号 $s(n)$ 做 IDFT, 可得多普勒像如下:

$$S(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \sigma_i \frac{\sin[N\pi(\frac{k}{N} - \lambda_i)]}{\sin[\pi(\frac{k}{N} - \lambda_i)]} \times \exp\left[j\pi\left(\frac{k}{N} - \lambda_i\right)(N-1)\right] + W(k) \quad (19)$$

其中, $W(k)$ 表示噪声的 IDFT. 由于采样点 N 有限, $S(k)$ 的幅度在峰值附近有一定展宽, 由式 (19) 其展宽形式为

$$g(x) = \left| \frac{\sin(N\pi x)}{N \sin(\pi x)} \right| = \left| \frac{\sin(N\pi x)}{N\pi x} \right| \times \left| \frac{\pi x}{\sin(\pi x)} \right| \quad (20)$$

其形状由两个 sinc 函数决定. 通常我们只考虑多普勒像的幅度, 而忽略其相位信息, 后续的检测算法也是针对幅度多普勒像进行的.

由前面分析, 若恰当选取机动检测积累时间 T , 则在该段时间区间内, 当目标机动时, 其横向多散射中心在多普勒像上可分辨; 而目标非机动时, 则无法区分. 因此, 目标机动检测问题可建模为如下二元假设检验问题:

$$\begin{cases} H_0 : S(k) = \sigma_0 \delta(k - k_0) + W(k) \\ H_1 : S(k) = \sum_{i=1}^K \sigma_i \delta(k - k_i) + W(k) \end{cases} \quad (21)$$

$$k = 0, 1, \dots, N-1$$

对于式 (21) 中 H_1 假设下多普勒像的表达式, 实际上隐含假设机动起始时刻为该帧信号的初始时刻, 这样必然导致机动起始时刻估计精度的降低. 因此实际处理时将相邻相参帧信号首尾重叠, 采用帧重叠方法来提高机动起始时刻的估计精度^[24].

由式 (21), 目标非机动运动时, 其幅度多普勒像表现为单散射中心; 而目标机动运动时, 其幅度多普勒像表现为多散射中心. 因此, 二者的多普勒像有明显差异. 因为式 (21) 中 H_1 假设下, 目标多普勒像表达式存在多个未知参数, 尤其散射中心个数 K 也未知, 且随目标的运动和姿态变化而变化, 所以目标多普勒像是非平稳变化的, 因此传统的假设检验方法对于式 (21) 的问题常常得不到好的效果. 在此将其当作一个两类的模式分类问题处理, 这样可以避免

未知参数估计问题, 同时对非平稳过程有很好的适应性^[25].

本文首先提取多普勒像特征, 采用 BP 神经网络对其进行分类, 网络输出经线性组合得到检验统计量, 并与门限比较得到检测结果, 整个检测器结构如图 3 所示. 值得一提的是, 考虑到目标机动形式的多样性, 多普勒像也形态各异, H_1 假设下检验统计量的分布很难得到, 在此采用门限检测器, 其本质属于显著性检验, 门限大小仅由 H_0 假设下检验统计量的分布和虚警概率确定. 根据此前分析, H_0 假设下目标多普勒像的形状相对固定, 所以此时检验统计量的分布可以通过经验数据统计得到.

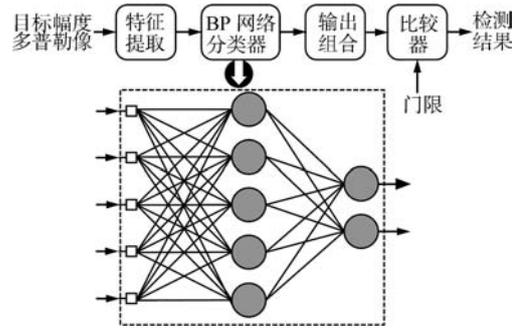


图 3 检测器结构

Fig. 3 The architecture of the detector

考虑两种假设下多普勒像的差异, 图 3 中对幅度多普勒像提取的特征包括以下五个:

- 特征 1. 过门限峰值点数, 门限取为均值的 5 倍;
- 特征 2. 多普勒像 10 dB 宽度;
- 特征 3. 峰值附近左右两侧多普勒像相关系数;
- 特征 4. 多普勒像峰值位置;
- 特征 5. 多普勒像质心位置.

其中, 后三个特征在一定程度上反应了幅度多普勒像的对称性. 此处特征提取针对式 (21) 模型, 即 H_0 假设下目标表现为点目标, 所以对称性特征具有很好的可分性, 若在实际应用中 H_0 假设下多普勒像也有展宽, 需要提取其他可分性好的特征进行模式分类.

图 3 中同时给出了 BP 网络的结构, 由三层组成, 其中输入层、隐层和输出层的神经元个数分别为 5、5、2, 网络为全连接结构, 输入层和隐层的神经元激活函数都采用 S 型正切函数, 输出层采用线性函数. 为简便起见, 训练时目标函数为均方误差 (Mean square error, MSE) 函数. 但文献 [26] 指出, 用于检测时该目标函数在纽曼-皮尔逊 (Neyman-Pearson, NP) 准则下不是最优的, 并提出了修正的目标函数, 更多细节可参看文献 [26].

2.3 算法性能评估指标

由于机动检测问题不同于传统目标检测问题,

是一个动态过程的变化检测. 传统的平均检测延迟难以准确反映检测器动态性能, 本节来讨论机动检测性能的评估指标. 图 4 表示了目标机动和机动检测器响应的时序关系.

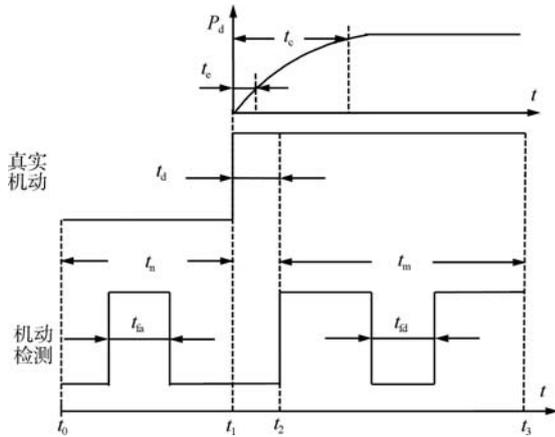


图 4 机动检测时序图

Fig. 4 The timing diagram of the detection

与其他检测问题类似, 机动检测同样会出现两类错误: 1) 虚警, 即目标未发生机动而判为机动; 2) 漏警, 目标机动而判目标未机动. 图 4 中 t_{fa} 为虚警时间, t_{fd} 为漏警时间. 实验中分别对虚警概率和检测概率进行统计, 虚警概率的计算表达式为

$$P_{fa} = \frac{t_{fa}}{t_n} \quad (22)$$

由于检测概率 P_d 随时间变化, 所以需要通过 Monte Carlo 仿真实验统计得到某个时刻的检测概率. 另外, 将检测器对机动过程无任何反应的行为定义为检测失败, 其次数在实验过程中也被统计.

与其他检测问题不同的是, 机动检测过程是动态的变化检测. 如图 4 所示, 目标在时刻 t_1 开始机动, 而检测器在时刻 t_2 首次检测到机动发生. 传统的机动检测性能评估将二者之差定义为机动检测延迟, 记为 $t_d = t_2 - t_1$. 显然, t_d 是个随机量, 通常采用其均值 \bar{t}_d 来衡量机动检测器的性能^[3, 6, 8-11]. 但是, 平均检测延迟 \bar{t}_d 并未反映出该时刻的检测性能如何; 并且由于检测延迟为一随机变量, 仅利用其均值来刻画检测延迟性能有失全面性.

事实上, 对于机动检测这类变化检测问题, 如图 4 所示, 目标机动后, 检测器的检测概率随时间会逐渐增大直到稳定, 或者说检验统计量随时间依概率收敛于常数. 为衡量这个动态过程中检测器的性能, 准确刻画检测器的检测延迟, 我们可将目标机动状态的变化视作阶跃输入, 将检测概率视作系统响应, 采用下面两项新指标来评价检测延迟.

1) 检测器的延迟常数 t_e : 设检测器经过时间 t_e

后检测概率达到稳态时的 $(1 - 1/e)$ (e 为自然常数);

2) 检测器的收敛时间 t_c : 设检测器经过时间 t_c 后检测概率达到稳态时的 95%.

因为检测概率是在统计意义下得到的, 这两项时间指标, 在一定意义上比常用的平均检测延迟更能准确反映目标机动状态变化过程中检测器的动态性能, 而且直接反映了该时刻的检测概率.

3 仿真实验

考虑战斗机 F18 的空中 CT 机动检测, CT 机动是战斗机等大机动目标规避逃逸时常见机动方式, 也是各种目标机动检测和机动目标跟踪算法研究的热点^[3, 5, 9-11]. 为使读者对本文算法的机动检测性能有更深入了解, 下文实验中将文献 [6] 中基于法向加速度的方法、文献 [9-10] 中基于角闪烁的方法以及文献 [11] 中基于幅度/RCS 起伏的方法的检测性能与本文方法进行比较. 为区别起见, 将文献 [6]、文献 [9-10]、文献 [11] 和本文方法分别称为 Cmin 方法、Glint 方法、RCS 方法和 HRDP 方法. 为使上述文献中的检测算法在本文实验的高数据率条件下有很好的检测性能, 下面对这些方法做了一定的改进. 对于 Cmin 方法, 由于高数据率相邻多普勒观测测量之间的差异很小, 所以法向加速度的估计非常敏感于观测噪声, 因此文中的法向加速度由当前多普勒观测测量和 50 个观测周期之前的状态估计量得到. 对于 Glint 方法, 文献 [9-10] 中基于模糊逻辑构建了检测器, 本文则构造如下检验统计量:

$$L_k = \sum_{j=k-s+1}^k \left(\hat{B}_{y,j}^2 + \hat{B}_{z,j}^2 \right) \quad (23)$$

其中, $\hat{B}_{y,j}$ 和 $\hat{B}_{z,j}$ 分别为时刻 j 方位和俯仰向归一化测角误差信号; s 为累积和窗口长度, 文中设为 40. 将检验统计量 L_k 与门限比较完成机动检测. 对于 RCS 方法, 文献 [11] 首先对目标幅度起伏信号进行三阶 Daubechies 小波 (db3) 分解, 将细节部分的平方作为检验统计量, 本文对其滑窗积累, 窗口长度设为 6. 算法的相关处理参数在表 1 列出, 更加详细的算法细节可参看文献 [6, 9-11].

3.1 仿真场景

实验中, 目标 F18 初始高度 6000 英尺 (约 1800 m), 初始速度 0.8 马赫 (约 270 m/s), 前 1 s 内目标保持初始速度平飞, 之后做 CT 机动, 机动加速度大小为 6 g (g 为重力加速度), 运动时间 3 s. 考虑雷达与目标相对位置和姿态对目标多普勒像和机动检测的影响, 实验中初始时刻雷达观测位置在水平面内随机分布, 具体设置为: 雷达与目标的水平距离在 20 km ~ 50 km 之间均匀分布; 方位角在 $0^\circ \sim$

360° 之间均匀分布. Monte Carlo 仿真实验次数设定为 1000 次. 实验中的目标运动轨迹如图 5 所示, 雷达在水平面内的随机位置如图 6 所示, 实验中仿真参数如表 2 所示.

表 1 信号处理参数

Table 1 Signal processing parameters

方法	参数	取值 (ms)
HRDP 方法	成像积累时间	100
	帧间重叠长度	95
Cmin 方法	观测周期	5
	处理间隔	250
Glint 方法	观测周期	5
	窗口长度	200
RCS 方法	观测周期	5
	窗口长度	30

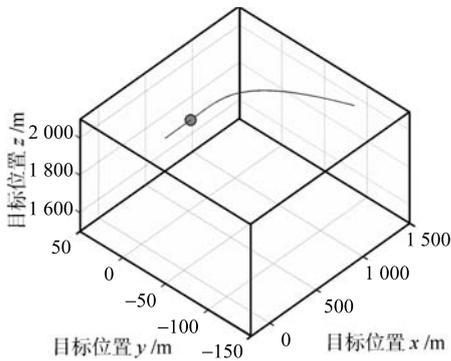


图 5 目标运动轨迹

Fig. 5 Target trajectory

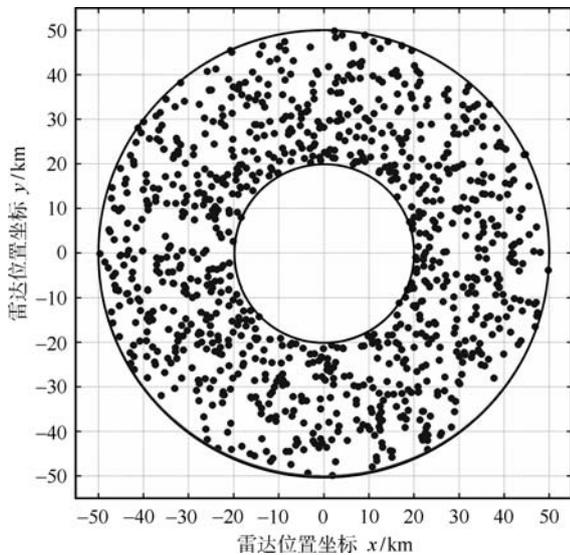


图 6 Monte Carlo 实验雷达位置分布图

Fig. 6 Radar location distribution during Monte Carlo runs

表 2 仿真实验参数

Table 2 Simulation parameters

参数	取值	
雷达波形	载频	10 GHz
	波长	3 cm
	脉冲重复频率	100 kHz
雷达位置	高度	0
	水平距离	20 ~ 50 km
	方位角	0° ~ 360°
目标尺寸	翼展	11.43 m
	高度	4.66 m
	长度	17.07 m
飞机初态	高度	6 000 feet
	速度大小	0.8 mach
	侧滑角 β	0°
	轨迹倾角 γ	0°

3.2 仿真平台

本实验涉及复杂目标的动态回波仿真, 整个仿真平台框图如图 7 所示. F18 的六自由度机动飞行轨迹由基于气动力学仿真软件 JSBSim¹产生, 目标在各姿态下全极化散射矩阵由高频电磁计算软件 RadBase²得到, 再根据天线的收发极化方式和极化旋转角得到目标 RCS, 从而得到目标回波信号. 根据图 2 流程便可得到目标多普勒像, 用于机动检测. 此外, FlightGear³可实现飞行仿真的三维视景, 性能评估部分用来考察机动检测器的性能. 该回波仿真平台的更多细节可参考文献 [11].

3.3 仿真结果

3.3.1 目标多普勒像与检验统计量

图 8(a) 给出了某次实验中回波多普勒像序列分布图, 图中每一列为一幅多普勒像, 相邻两幅多普勒像间隔 5 ms, 即相邻帧重叠长度 95 ms, 由图可以看出, 目标机动 ($t = 1$ s) 后多普勒像明显展宽 (图中方框内). 图 8(b) 给出了 $t = 2$ s 时的多普勒像, 图中可明显分辨横向多散射中心, 同时给出了两个幅度最大散射中心参数的估计结果.

其他三种方法的仿真结果和检验统计量如图 9 ~ 11 所示. Cmin 方法的检验统计量为法向加速度的估计, 图 9 给出了 Cmin 方法对法向加速度估值的统计结果, 由于 Cmin 方法对法向加速度的估计存在多值性, 所以 Cmin 的分布不仅在 6g 附近出现峰值, 在 0 处也出现峰值, 在文献 [5] 中被称为多模态, 这一固有缺陷限制了其检测性能.

¹<http://www.jsbsim.org>

²<http://www.surfaceoptics.com>

³<http://www.flightgear.org>

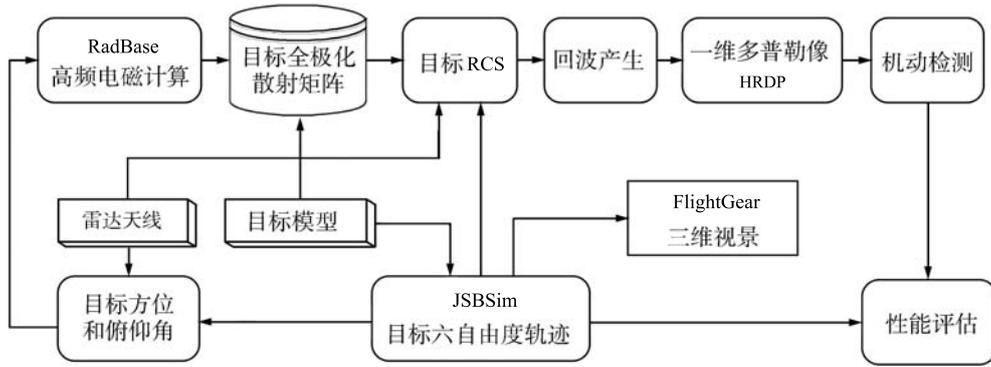
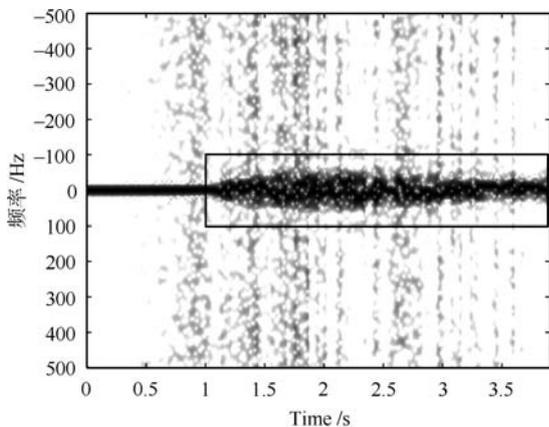


图 7 回波仿真平台框图

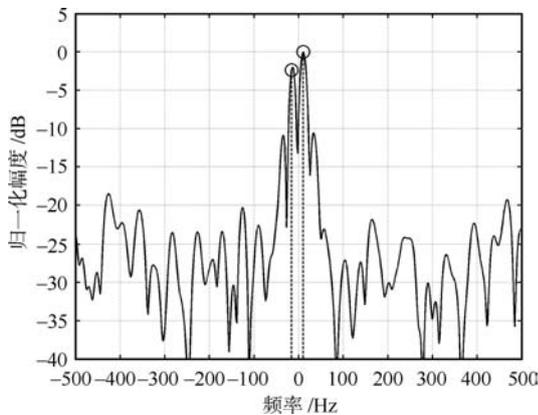
Fig. 7 Block diagram of echo simulation environment

Glint 方法利用归一化测角偏差来构造检验统计量, 图 10(a) 和 10(b) 给出了单次实验中的归一化方位向和俯仰向测角偏差信号, 图 10(c) 给出了检验统计量的变化情况, 由图可知目标机动后, 检验统计量的变化非常明显.



(a) 目标多普勒像序列

(a) Target HRDP series

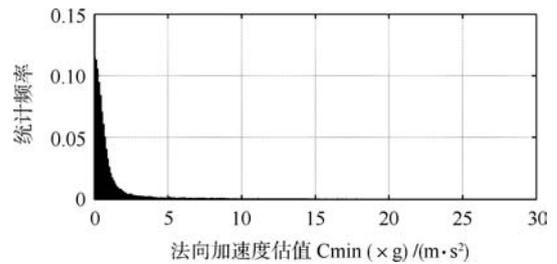


(b) $t = 2s$ 多普勒像

(b) HRDP at $t = 2s$

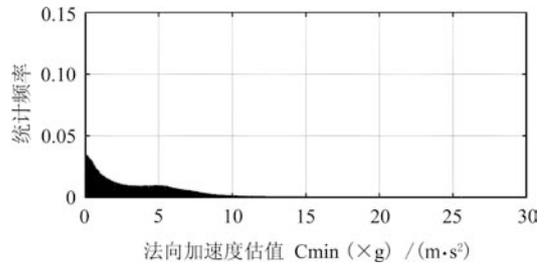
图 8 目标多普勒像结果

Fig. 8 Simulation results of HRDP



(a) 目标非机动时检验统计量分布

(a) Statistics distribution for nonmaneuvering target



(b) 目标机动时检验统计量分布

(b) Statistics distribution for maneuvering target

图 9 Cmin 方法单次仿真实验仿真结果

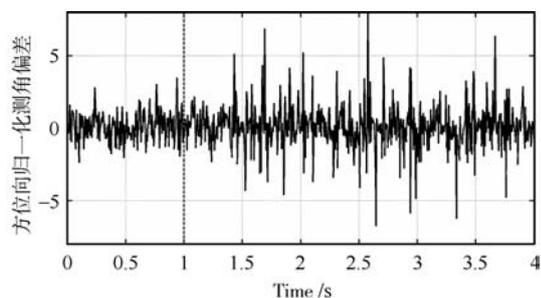
Fig. 9 Simulation results of Cmin approach

RCS 方法利用目标幅度起伏特征建立检验统计量, 图 11(a) 和 11(b) 分别给出了某次实验中目标幅度信号及其小波分解结果, 图 11(c) 为检验统计量. 图中结果与图 10 中结果为同一次实验得到.

3.3.2 平均检测延迟

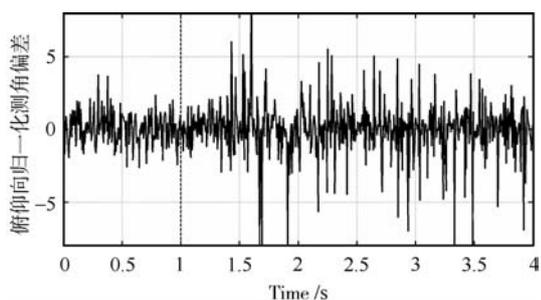
图 12~15 给出了各种方法的检测延迟统计图. 总体来看, HRDP 方法的检测延迟时间最短, 而 Cmin 方法最长. 由图 12 可见, HRDP 方法检测延迟集中在 250 ms 以内, 当虚警概率为 5% 和 1% 时, 实验统计得到检测延迟在 250 ms 以内分别占总数的 89.4% 和 81.9%, 平均检测延迟分别为 131 ms 和 202 ms. 检测器的延迟量与光学传感器相当. 从图 13 可以看出, Cmin 方法不仅检测延迟时间长, 而且检测延迟的分布也相对分散, 这也从一方面反

映了 Cmin 方法检测器的稳定性较差. Glint 方法和 RCS 方法的性能相当, 比 HRDP 方法略差, 表 3 (见第 913 页上方) 给出了详细的有关检测延迟的统计结果.



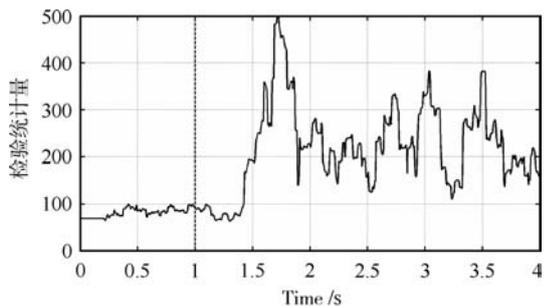
(a) 方位向归一化测角偏差

(a) Azimuth boresight error signals



(b) 俯仰向归一化测角偏差

(b) Elevation boresight error signals

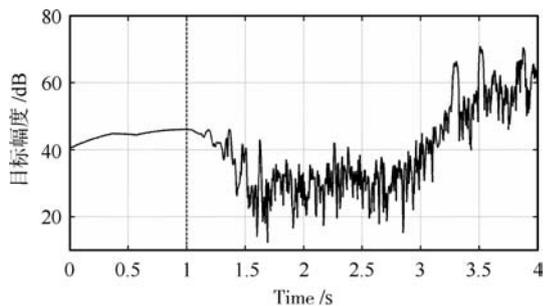


(c) 检验统计量

(c) Statistic

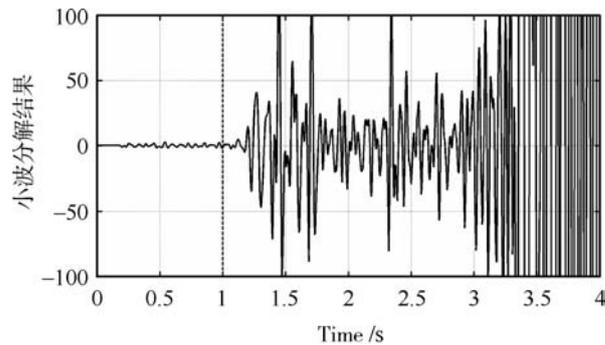
图 10 Glint 方法单次仿真实验仿真结果

Fig. 10 Simulation results of Glint approach



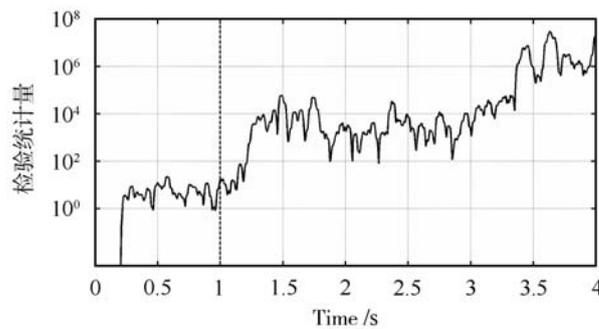
(a) 目标幅度信号

(a) Amplitude signal



(b) 小波分解结果

(b) Results of wavelet decomposition

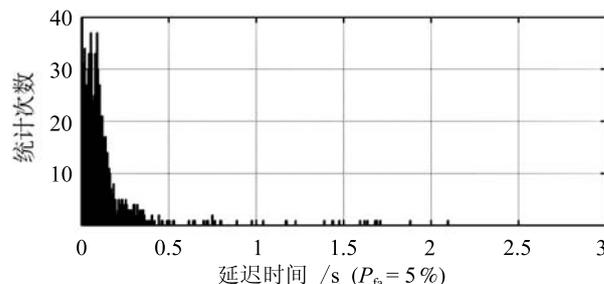


(c) 检验统计量

(c) Statistic

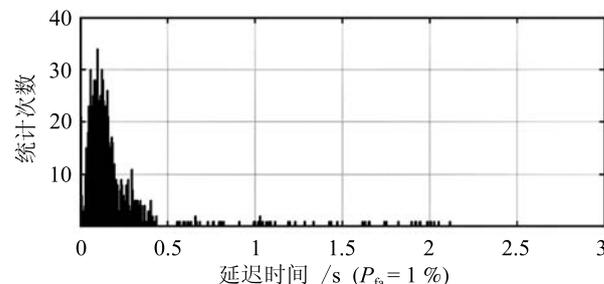
图 11 RCS 方法单次仿真实验仿真结果

Fig. 11 Simulation results of RCS approach



(a) 当虚警概率 $P_{fa} = 5\%$ 时

(a) $P_{fa} = 5\%$

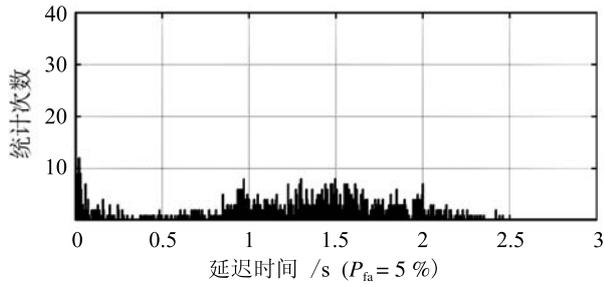


(b) 当虚警概率 $P_{fa} = 1\%$ 时

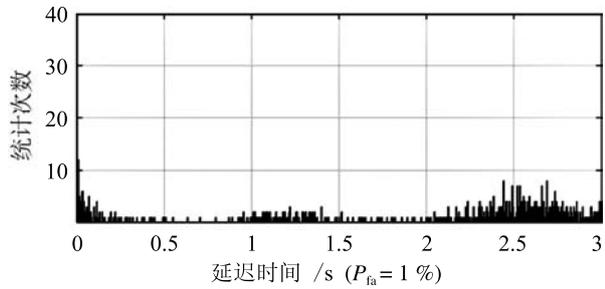
(b) $P_{fa} = 1\%$

图 12 HRDP 方法检测延迟统计图

Fig. 12 Histograms of detection delays for HRDP approach

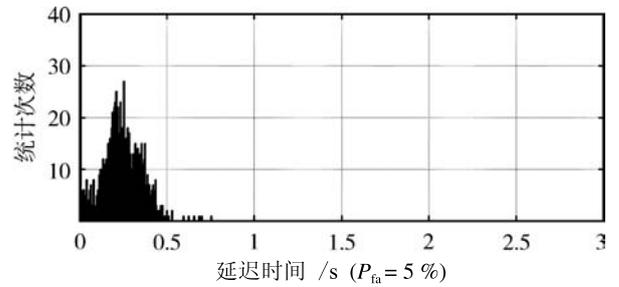


(a) 当虚警概率 $P_{fa} = 5\%$ 时
(a) $P_{fa} = 5\%$

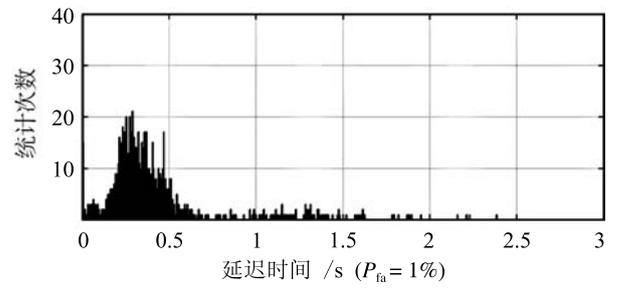


(b) 当虚警概率 $P_{fa} = 1\%$ 时
(b) $P_{fa} = 1\%$

图 13 Cmin 方法检测延迟统计图
Fig. 13 Histograms of detection delays for Cmin approach

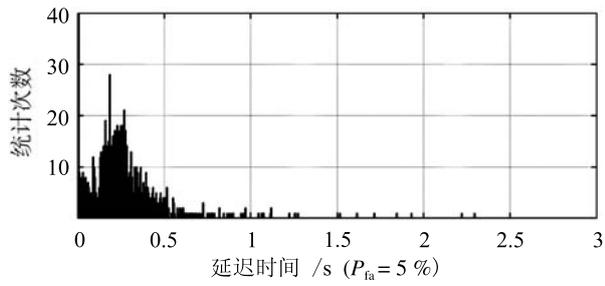


(a) 当虚警概率 $P_{fa} = 5\%$ 时
(a) $P_{fa} = 5\%$

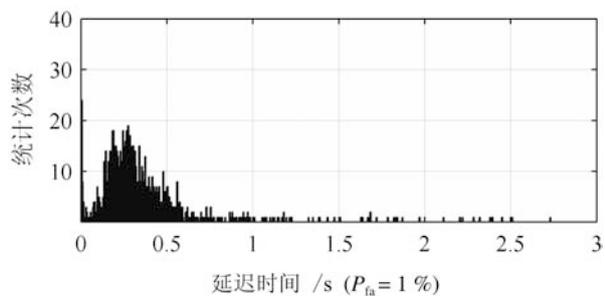


(b) 当虚警概率 $P_{fa} = 1\%$ 时
(b) $P_{fa} = 1\%$

图 15 RCS 方法检测延迟统计图
Fig. 15 Histograms of detection delays for RCS approach



(a) 当虚警概率 $P_{fa} = 5\%$ 时
(a) $P_{fa} = 5\%$



(b) 当虚警概率 $P_{fa} = 1\%$ 时
(b) $P_{fa} = 1\%$

图 14 Glint 方法检测延迟统计图
Fig. 14 Histograms of detection delays for Glint approach

3.3.3 ROC 曲线

图 16 为四种方法在不同时刻的接收机工作特性 (Receiver operating characteristic, ROC) 曲线组成的一簇曲线图, 图 17 是图 16 中各时刻 ROC 曲线所包围的面积. 由图 16 和图 17 可见, 两种方法在目标机动 ($t = 1$ s) 后, 检测性能逐渐提高, 在一定延迟时间后, 检测性能趋于稳定, 但显然 RCS 方法所需时间最短, Cmin 方法最长, HRDP 方法和 Glint 方法相当, 略长于 RCS 方法, 这在本文定义的两个新指标中得到进一步体现. 图 18 给出了在四个固定时刻四种方法的 ROC 曲线对比图. 实际应用中, 检测器往往工作在低虚警概率条件下, 此时 HRDP 方法检测概率高于其他方法, Cmin 方法检测概率最低.

3.3.4 延迟常数与收敛时间

图 19 给出了虚警概率为 5% 和 1% 条件下, 四种方法机动检测概率随时间变化的情况, 实际上, 该图为一定虚警概率下图 16 的切片图, 图中分别标出了检测器延迟常数 t_e 、收敛时间 t_c 以及平均检测延迟 \bar{t}_d 的位置, 同时这些结果也在表 3 中列出.

由图 19 和表 3 可以看出, HRDP 方法的延迟常数最小, 而 Cmin 方法的最大, 这与平均检测延迟结果一致. 收敛时间却有所不同, RCS 方法的收敛时间最短, 即 RCS 方法的检测概率随时间上升最快,

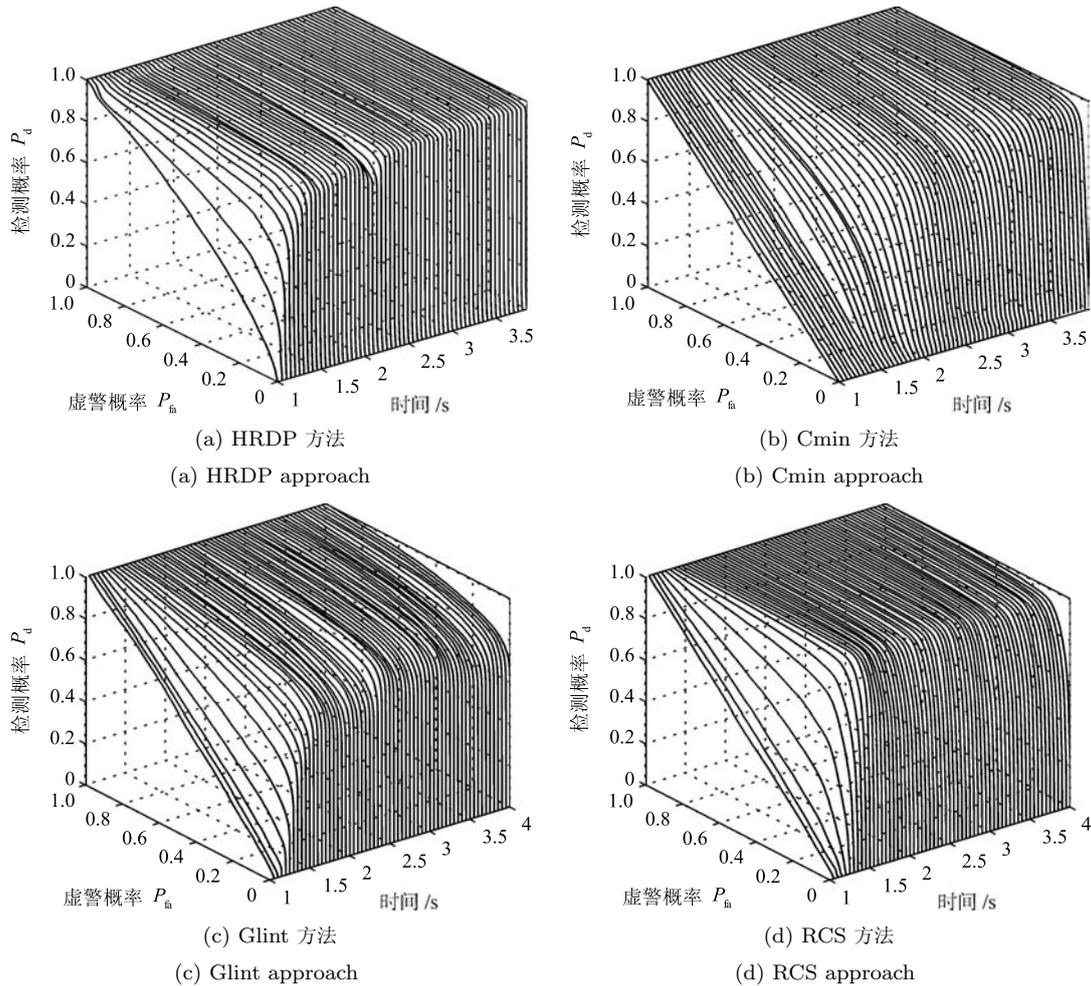


图 16 不同时刻 ROC 曲线
 Fig. 16 ROC curves at different time

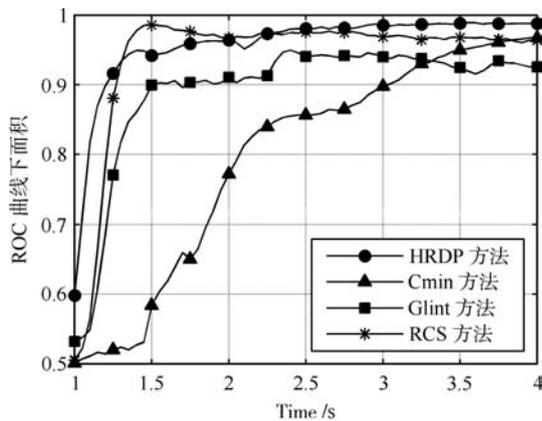


图 17 不同时刻 ROC 曲线下面积
 Fig. 17 Areas under ROC curves at different time

最先达到稳定状态,但其稳态检测概率小于 HRDP 方法,这可能是引起收敛时间结果不同的原因. Glint 方法性能稍逊于 HRDP 方法, Cmin 方法仍然是性能最差的. 值得一提的是,图 19 (b) 中虚警概率 P_{fa}

= 1% 时, Cmin 方法在仿真结束时仍然未达到稳态,所以延迟常数和收敛时间均未给出.

此外由统计结果来看,不同方法在平均检测延迟处的检测概率差别较大,例如,在虚警概率 $P_{fa} = 5\%$ 时, HRDP 方法的检测概率为 49.43%,而 Cmin 方法为 22.08%,这也进一步验证了本文提出的评估指标的合理性.

从实验结果可以看出,ROC 曲线随时间变化图全面反映了检测算法性能. 本文提出的两个性能指标合理地反映了检测器延迟性能. 总体来说,本文提出的基于高分辨多普勒像的机动检测算法相对其他三种基于特征的算法具有更低的检测延迟和更高的检测概率. 表 3 给出了实验结果的总体情况统计,其中平均检测延迟、延迟常数和收敛时间处的检测概率分别用 P_{td} 、 P_{te} 和 P_{tc} 表示.

4 结论与展望

雷达目标特征信号蕴含目标结构、姿态等运动

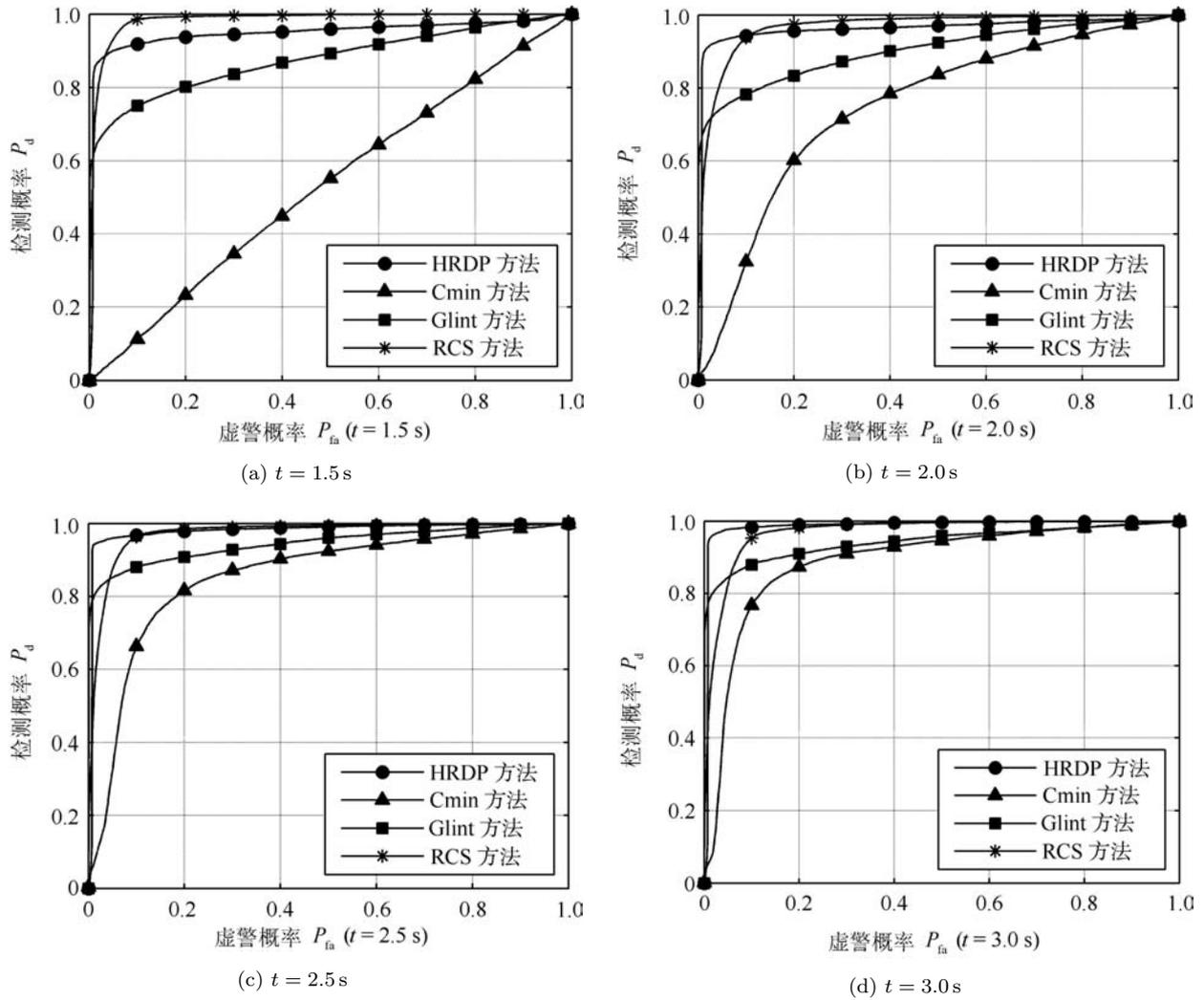


图 18 固定时刻 ROC 曲线比较

Fig. 18 ROC curves of the four approaches at fixed time

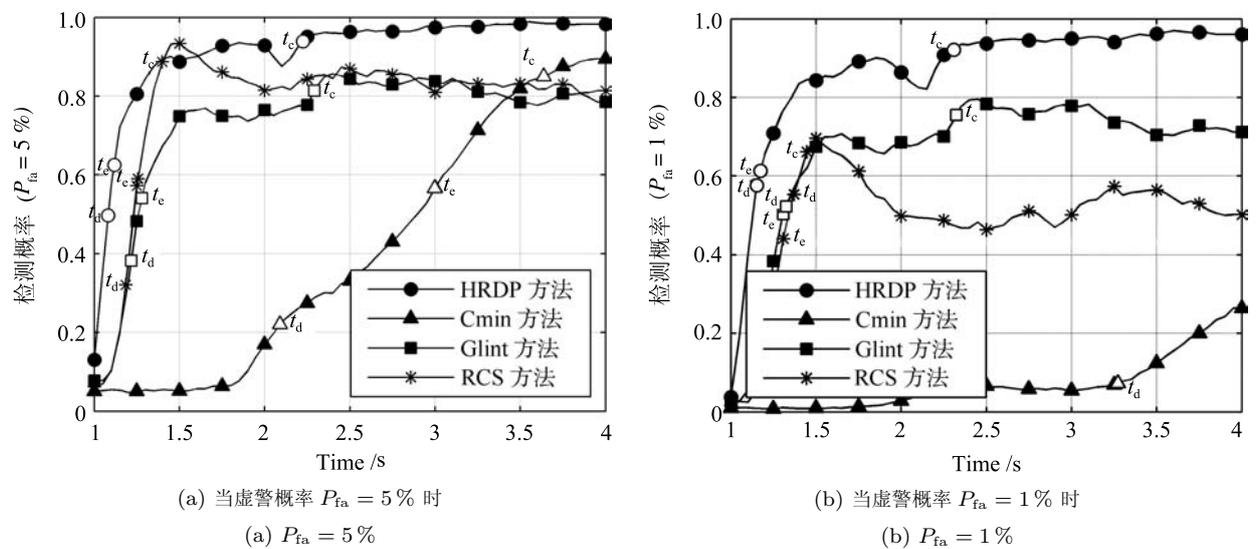


图 19 延迟常数与收敛时间

Fig. 19 Delay constants and convergence time

表 3 机动检测实验结果
Table 3 Simulation results of maneuver detection

参数	HRDP 方法		Cmin 方法		Glint 方法		RCS 方法	
Monte Carlo 实验次数	1 000		1 000		1 000		1 000	
虚警概率 P_{fa} (%)	5	1	5	1	5	1	5	1
平均检测延迟 \bar{t}_d (ms)	131	202	1 140	2 323	267	374	234	421
最大检测延迟 $t_{d,max}$ (s)	2.095	2.115	2.460	3.000	2.295	2.730	0.755	2.385
延迟常数 t_e (ms)	167	224	2 049	—	330	358	307	358
收敛时间 t_c (ms)	1 274	1 359	2 688	—	1 341	1 374	450	496
检测概率 P_{td} (%)	49.43	57.60	22.08	7.33	38.20	52.23	32.04	55.33
检测概率 P_{te} (%)	62.51	61.33	56.56	—	54.12	50.27	59.03	44.00
检测概率 P_{tc} (%)	93.95	92.17	85.01	—	81.34	75.55	88.72	66.12
稳态检测概率 (%)	98.89	97.02	89.48	—	85.62	79.53	93.39	69.60
检测失败次数	0	0	0	3	0	0	0	0

状态信息, 充分挖掘这些信息为目标机动检测提供了可行性. 本文首先给出了多普勒成像公式, 分析了成像条件, 给出了成像流程, 为机动检测提供了基础. 随后着重分析了目标机动检测原理, 指出机动与非机动条件下目标姿态变化率的差异是检测算法的基础, 由此得到检测积累时间的约束条件. 将目标机动检测问题视作机动、非机动两类分类识别问题, 并基于 BP 神经网络设计实现了机动检测器. 由于机动检测问题不同于传统目标检测问题, 是一个动态过程的变化检测, 文中提出了两项新的机动检测器性能评估指标, 与传统平均检测延迟指标相比更能准确反映检测器动态性能. 仿真实验表明检测算法大大降低了检测延迟, 显著提高了检测概率. 可以预见, 所得结果不仅可直接应用于跟踪模型的切换来改善机动目标跟踪状态估计的精度; 而且对诸如传感器管理、目标威胁估计、战场态势评估以及战术自动决策等需要及时预知目标行为信息的应用, 都具有非常重要的应用价值.

由于实际中非机动可视为机动的特殊情况, 使用机动运动模型跟踪非机动运动目标时, 仅会导致少许的性能下降, 因而机动起始检测远比机动结束检测更为重要^[2], 所以本文重点研究了机动起始的检测, 这也是目前多数学者关注的焦点^[3], 当然本文的方法也可直接用于机动结束的检测. 此外, 本文提出的机动检测器可用于目标姿态变化快慢的判别, 因而可直接用于解决逆合成孔径雷达 (Inverse synthetic aperture radar, ISAR) 成像时数据区间的选择问题; 而且文中提出的两项检测性能评估指标也可推广应用于其他动态过程的变化检测问题, 如故障检测等.

总体来说, PD 雷达等低分辨雷达获取的目标信息量还是很有限的, 高分辨雷达图像包含着目标更加丰富的信息, 所以基于高分辨雷达信号特征的机动检测是一个非常值得研究的方向, 并且已有学者

做出了探索性的研究^[12-13]. 文中将目标机动检测问题视作目标机动、非机动两类分类识别问题, 为机动检测器的设计提供了新思路, 在特征提取中可以研究构造可分性更好的特征来改善检测性能, 这也是本文后续努力的方向之一.

References

- 1 Fan Hong-Qi, Wang Sheng, Fu Qiang. Survey of algorithms of target maneuver detection. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, **31**(5): 1064–1070
(范红旗, 王胜, 付强. 目标机动检测算法综述. 系统工程与电子技术, 2009, **31**(5): 1064–1070)
- 2 Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking — part IV: decision-based methods. In: *Proceedings of the SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*. Orlando, USA: SPIE, 2002. 511–534
- 3 Ru J F, Jilkov V P, Li X R, Bashi A. Detection of target maneuver onset. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, **45**(2): 536–554
- 4 Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking — part V: multiple-model methods. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, **41**(4): 1255–1321
- 5 Bizup D F, Brown D E. Maneuver detection using the radar range rate measurement. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, **40**(1): 330–336
- 6 Ru J F, Chen H M, Li X R, Chen G S. A range rate based detection technique for tracking a maneuvering target. In: *Proceedings of the SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*. San Diego, USA: SPIE, 2005. 59131Q-1–59131Q-13
- 7 Fan H Q, Zhu Y L, Fu Q. Impact of mode decision delay on estimation error for maneuvering target interception. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, **47**(1): 702–711
- 8 Huang Pei-Kang, Yin Hong-Cheng, Xu Xiao-Jian. *Radar Target Characteristics*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005
(黄培康, 殷红成, 许小剑. 雷达目标特性. 北京: 电子工业出版社, 2005)
- 9 Hughes E J, Leyland M. Target manoeuvre detection using radar glint. *Electronics Letters*, 1998, **34**(17): 1695–1696

- 10 Hughes E J. Radar Cross Section Modeling Using Genetic Algorithms [Ph. D. dissertation], Cranfield University, UK, 1998. 86–108
- 11 Fan Hong-Qi. Technology on Maneuvering Target Motion Mode Identification in Active Homing Guidance [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2008
(范红旗. 主动寻的制导中机动目标运动模式辨识技术 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2008)
- 12 Yang C, Garber W, Mitchell R, Blasch E. A simple maneuver indicator from target's range-Doppler image. In: Proceedings of the 10th International Conference on Information Fusion. Quebec, Canada: IEEE, 2007. 1–8
- 13 Yang C, Blasch E. Estimating target range-Doppler image slope for maneuver indication. In: Proceedings of the SPIE Conference on Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition. Orlando, USA: SPIE, 2008. 696808.1–696808.12
- 14 Mao Shi-Yi, Zhang Rui-Sheng, Xu Wei-Wu, Li Shao-Hong, Miao Nan, Zhu Gu-Chuan. *Pulsed Doppler Radar*. Beijing: National Defense Industry Press, 1990
(毛士艺, 张瑞生, 许伟武, 李少洪, 苗楠, 朱谷川. 脉冲多普勒雷达. 北京: 国防工业出版社, 1990)
- 15 Berizzi F, Corsini G. Autofocusing of inverse synthetic aperture radar images using contrast optimization. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, **32**(3): 1185–1191
- 16 Xing Meng-Dao, Bao Zheng. One-dimensional cross-range imaging and the method of improving resolution for a low resolution radar target. *Journal of Xidian University (Natural Science)*, 2000, **27**(6): 700–704
(邢孟道, 保铮. 低分辨雷达的一维横向成像及提高分辨率的方法. 西安电子科技大学学报 (自然科学版), 2000, **27**(6): 700–704)
- 17 Xia Gui-Fen, Zhu Huai-Cheng, Li Tian-Chi, Su Hong-Yan, Huang Pei-Kang. Study on the frequency profile modeling technology of the MMW radar seeker. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, **30**(9): 1649–1652
(夏桂芬, 朱淮城, 李天池, 苏宏艳, 黄培康. 毫米波雷达导引头频域仿形技术研究. 系统工程与电子技术, 2008, **30**(9): 1649–1652)
- 18 Gao Feng, Wang Shu-Wen. Profile modeling technology of moni-pulse radar seeker. *Guidance and Fuze*, 2003, **24**(2): 1–5
(高烽, 王树文. 单脉冲雷达导引头仿形技术. 制导与引信, 2003, **24**(2): 1–5)
- 19 Jiang Zheng-Lin, Bao Zheng, Xing Meng-Dao. Resolving multiple targets of the low resolution radar. *Journal of Xidian University (Natural Science)*, 2001, **28**(4): 482–486
(姜正林, 保铮, 邢孟道. 低分辨雷达编队目标分辨新方法. 西安电子科技大学学报 (自然科学版), 2001, **28**(4): 482–486)
- 20 Chen V C, Ling H. *Time-Frequency Transforms for Radar Imaging and Signal Analysis*. Norwood: Artech House, 2002. 1–24
- 21 Chen V C, Miceli W J. Time-varying spectral analysis for radar imaging of maneuvering targets. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 1998, **145**(5): 262–268
- 22 Bao Zheng, Xing Meng-Dao, Wang Tong. *Radar Imaging Technology*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005
(保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术. 北京: 电子工业出版社, 2005)
- 23 Adler F P. Missile guidance by three-dimensional proportional navigation. *Journal of Applied Physics*, 1956, **27**(5): 500–507

- 24 Fan H Q, Wang S, Chen F B, Zhu Y L. Frame-overlapped zoom-FFT optimization in PD radar application. In: Proceedings of the International Conference on Radar. Shanghai, China: IEEE, 2006. 660–664
- 25 Haykin S, Thomson D J. Signal detection in a nonstationary environment reformulated as an adaptive pattern classification problem. *Proceedings of the IEEE*, 1998, **86**(11): 2325–2344
- 26 Principe J C, Kim M, Fisher M III. Target discrimination in synthetic aperture radar using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(8): 1136–1149

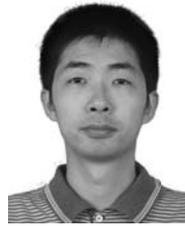


祝依龙 国防科学技术大学 ATR 重点实验室博士研究生. 主要研究方向为雷达信号与数据处理, 机动目标跟踪与数据融合. 本文通信作者.

E-mail: yilongzhu@yahoo.com.cn

(**ZHU Yi-Long** Ph. D. candidate at the ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology. His

research interest covers radar signal and data processing, maneuvering target tracking, and data fusion. Corresponding author of this paper.)



范红旗 国防科学技术大学 ATR 重点实验室讲师. 主要研究方向为雷达信号与数据处理, 目标跟踪与信息融合, 以及多智能体系统.

E-mail: fhongqi@gmail.com

(**FAN Hong-Qi** Lecturer at the ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology. His

research interest covers radar signal and data processing, target tracking and information fusion, and multi-agent systems.)



卢再奇 国防科学技术大学 ATR 重点实验室副教授. 主要研究方向为制导雷达信号处理, 实时系统设计, 以及机动目标跟踪. E-mail: luzaiqi@yahoo.cn

(**LU Zai-Qi** Associate professor at the ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology. His

research interest covers guidance radar signal processing, real-time system design, and maneuvering target tracking.)



付强 国防科学技术大学 ATR 重点实验室教授. 主要研究方向为自动目标识别, 精确制导, 以及雷达信号与数据处理. E-mail: fuqiang1962@vip.sina.com

(**FU Qiang** Professor at the ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology. His research interest

covers automatic target recognition, precision guidance, and radar signal and data processing.)