

基于 VFDT 特征的空中飞机目标分类方法

李秋生^{1,2}, 张华夏^{1,2}

(1. 赣南师范大学智能控制工程技术研究中心, 江西赣州 341000;

2. 赣南师范大学物理与电子信息学院, 江西赣州 341000)

摘要: 飞机机身的非刚性振动、飞行姿态的改变以及机上旋转部件的转动等均会引发对其雷达回波的非线性调制,采用多重分形测度可以对飞机回波的非线性调制特征进行细致的刻画。文中引入方差分形维轨迹(VFDT)这一种新的多重分形算法对飞机回波进行特性分析和特征提取,基于提出的 VFDT 特征并结合支持向量机(SVM),对实际录取的多种类型飞机回波进行了目标分类识别实验。实验结果表明,VFDT 特征可以较好地对多种不同类型的飞机目标进行分类辨识,并具有较小的计算量。

关键词: 特征提取; 方差分形维轨迹; 目标分类; 低分辨率雷达

中图分类号:TN957.51 文献标志码:A 文章编号:1672-2337(2020)04-0438-05

VFDT Features Based Classification Method for Aircraft

LI Qiusheng^{1,2}, ZHANG Huaxia^{1,2}

(1. *Research Center of Intelligent Control Engineering Technology, Gannan Normal University, Ganzhou 341000, China;*

2. *School of Physics and Electronic Information, Gannan Normal University, Ganzhou 341000, China*)

Abstract: The non-rigid vibration of the fuselage, the change of flying attitude and the rotation of the rotating parts of the aircraft will produce nonlinear modulation on the aircraft target radar echo. The multifractal measure can be used to describe the modulation features of the aircraft echo in detail. In this paper, a new multifractal algorithm, variance fractal dimension trajectory (VFDT), is introduced to analyze and extract the features of aircraft echoes, and the target classification experiments of various types of aircraft echoes are carried out based on the extracted VFDT features combined with support vector machine (SVM). The experimental results show that the VFDT features can effectively classify different types of experimental targets, and the computational cost is small.

Key words: feature extraction; variance fractal dimension trajectory (VFDT); target classification; low-resolution radar

0 引言

现役对空警戒雷达多为常规低分辨率体制,受重复频率低、系统带宽窄、目标照射时间短等体制所限,要在其上实现对目标的分类和辨识一直是一个难点^[1]。飞机是此类雷达监视的一类重要目标,它们的形状较为复杂,其机身的非刚性振动和机上的旋转部件(如喷气机的涡轮叶片、直升机的主翼和尾翼以及螺旋桨飞机的桨叶等)均会引发对飞机目标雷达回波的幅相、频率以及极化等特性的非线性调制^[1]。这类调制反映了飞机目标的微动特性,体现了目标的空间结构和材料构成等信息,因而若能有效地对它们进行提取,将有助于

飞机目标的分类和辨识^[1-2]。

迄今为止,有关学者在对飞机回波数学模型的研究基础上,提出了诸多飞机目标雷达回波特征提取方法,如复倒谱、周期图、奇异值分解(SVD)和经验模态分解(EMD)^[3-8]等。这些已提出的特征提取方法所提取的大多为时频域特征,它们虽然能在一定条件下反映飞机回波的调制特性,但在短照射条件下,其所含目标信息较少,分辨率势必大幅下降;而在低重频情况下,由于目标回波的时域采样率偏低,易造成回波频谱的混叠,从而导致其分类性能的恶化。综上,已有的这些特征提取办法通常需要雷达具有较长的目标照射时间和较高的脉冲重复频率。实际工作情形中,

常规低分辨雷达很难满足它们的要求。

已有研究表明,分形理论可以较好地对地、海、空等各类雷达杂波进行建模,而飞机等人造物体的存在将明显改变杂波的分形行为,且不同类型飞机目标由于其材质组成和结构设计等方面的差别,其对于杂波的分形行为也会产生不同的影响。文献[5]利用基于分形谱的多重分形分析法探讨了低分辨雷达体制下飞机目标的分类识别问题。本文拟引入一种新的多重分形分析方法研究低分辨雷达体制下的飞机目标分类识别问题,并通过实测回波数据对所提出的分类方法的分类识别性能进行验证。

1 方差分形维

通过分析信号的幅度增量可以实现时间序列的直接实时处理。假设信号 $s(t)$ 和时间 t 可以是离散的或连续的,并且在短时间内 $s(t)$ 的幅度增量的方差 σ^2 服从随时间增量的幂律关系:

$$\text{var}[s(t_2) - s(t_1)] \propto |t_2 - t_1|^{2H} \quad (1)$$

式中, $\text{var}(\cdot)$ 表示求方差, H 表示 Hurst 指数。如果记 $\Delta t = t_2 - t_1$, $\Delta s_{\Delta t} = s(t_2) - s(t_1)$, 那么 Hurst 指数 H 可计算如下:

$$2H \cdot \lg(\Delta t) = \lg[\text{var}(\Delta s_{\Delta t})] + c \quad (2)$$

式中, c 为常数。当 Δt 取值较小的情况下,取一条直线通过平面上 $\lg(\Delta t)$ 和 $\lg[\text{var}(\Delta s_{\Delta t})]$ 坐标对的点,再取其斜率的 $1/2$ 就是 H 值,即

$$H = \frac{1}{2} \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\lg[\text{var}(\Delta s_{\Delta t})]}{\lg(\Delta t)} \quad (3)$$

若引入欧几里得维数(即所观察信号中的独立变量的个数)为 E , 则其方差分形维数 D_σ (VFD) 为

$$D_\sigma = E + 1 - H \quad (4)$$

在实际应用中,不可能取到 $\Delta t \rightarrow 0$ 。可以通过找一组有限时间增量 $\{\Delta t_1, \Delta t_2, \dots, \Delta t_k\}$ 的基数 -10 对数来获得 H 值的估计,用直线对这些数据点进行拟合,而用拟合所得直线的斜率来代替先前获得的斜率。此时,可得如下关系式:

$$\begin{cases} X_k = \lg(\Delta t_k) \\ Y_k = \lg[\text{var}(\Delta s_{\Delta t})] \end{cases} \quad (5)$$

式中, k 在 $[k_1, k_2]$ 之间。在该范围内式(2)的幂律关系成立,此时拟合直线的斜率可计算如下:

$$s_l = \frac{(k_2 - k_1) \sum_{k=k_1}^{k_2} X_k Y_k - \sum_{k=k_1}^{k_2} X_k \cdot \sum_{k=k_1}^{k_2} Y_k}{(k_2 - k_1) \sum_{k=k_1}^{k_2} X_k^2 - \left(\sum_{k=k_1}^{k_2} X_k \right)^2} \quad (6)$$

则 Hurst 指数 $H = s_l / 2$ 。

通过 VFD 方法计算的分形维数通常自动限制在 1(直线)和 2(白噪声)之间。通常,聚类还需要限制输入信号的维数,因此 VFD 的这一特点可以很容易地应用于信号的分类。

2 方差分形维轨迹

通常,在实际中遇到的物体往往都不是单一分形,而是时间和空间上多个分形的组合。也就是说,这些物体是多重分形的。对前述方差分形维稍加扩展,可以将其用于多重分形分析。该方法称为方差分形维轨迹(VFDT)法。通过对信号进行加窗来计算每个滑动窗口中信号的分形维数。通常在相邻的滑动窗口之间存在一定的混叠。通过计算每个滑动窗口中信号的分形维数,即可获得相应的 VFDT。

若信号为单一分形,那么 VFDT 方法在所有滑动窗口中只能得到一个分形维数值;对于大多数自然界中的信号,单一分形不能完全描述它们的形态,也就是说,它们是多重分形的。通过计算每个滑动窗口中信号的 VFD 可以获得一个维数序列。该序列称为方差分形维轨迹(VFDT)。由于仅计算每个滑动窗口中信号的分形维数值,因此 VFDT 方法实际上减少了用于计算分形维数的数据总量。VFDT 方法的这一特性对于长时间序列或大采样序列的处理尤为有效。

通过 VFDT 方法获得的分形维数轨迹通常不服从高斯分布,但它们的均值、方差等仍然为目标的分类和识别提供了有用的信息。

$$m = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} f_d(i) \quad (7)$$

$$v = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} [f_d(i) - m]^2 \quad (8)$$

式中, m 和 v 分别为 VFD 的均值和方差, N_d 为 VFDT 中所有 VFD 的数量。通过这两个统计特征,结合支持向量机(SVM)分类器,能够对不同飞机目标的雷达回波信号进行分类,进而达到目标分类的目的。

3 飞机回波的 VFDT 特性

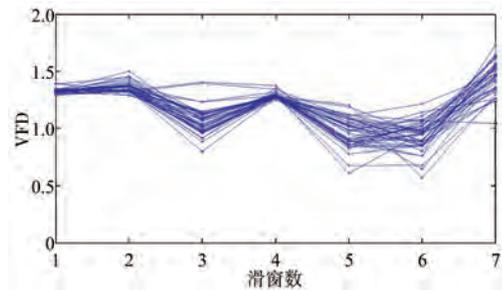
本节以某 VHF 波段防空预警雷达上的若干

不同类型飞机目标的回波数据为例对飞机回波的 VFDT 特性进行分析。在对原始回波数据进行 VFDT 特性分析以前,首先对其进行姿态角度分集(向站飞行、侧向飞行和离站飞行)和能量归一化等的预处理^[9],以降低目标飞行姿态角度和距离等因素对目标回波特性分析的不利影响。在侧向飞行姿态下,飞机目标的非刚性振动很难被雷达所观测到。此外,对大多数喷气机来说,在目标分类中起重要作用的 JEM 现象也很难观测到。因此,以下主要是针对向站飞行和离站飞行这两种飞行姿态下录取的回波数据进行 VFDT 特性分析。

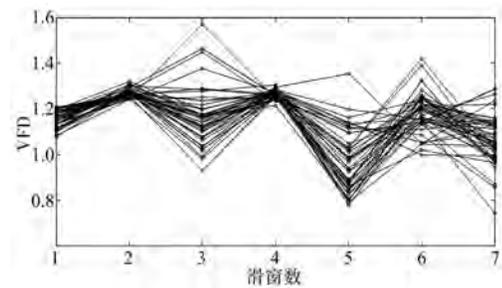
VFDT 是通过在信号上施加分形维数滑动窗口来进行计算。每个滑动窗口中计算的分形维数值只有一个,从而实现了数据的压缩。滑动窗口宽度 N_{ww} 和滑动步长 N_{ws} 的选择会影响 VFDT 的计算。对于滑动窗口宽度 N_{ww} 的选择,若太大,则包含若干分形特性的数据将被归为一个 VFD 值,丢失有用信息;否则,若太小,则在滑动窗口中所包含的数据点数不足以进行 VFD 的计算,并且由于滑动窗口的数量增加,计算复杂度也增加。 N_{ws} 控制相邻滑动窗口之间重叠的大小,其值为 1(最大重叠)和 N_{ww} (不重叠)之间。若取 $N_{ws}=1$,则计算的 VFD 序列将很大并有明显的自相关性,这是由于用于计算当前滑动窗口中的 VFD 的数据点对下一个滑动窗口中的 VFD 计算影响较大;若取 $N_{ws}=N_{ww}$,因每个滑动窗口中的数据点只计算一次,因此相关性将非常小。由于各种类型的飞机目标的一组回波数据包括 1 024 个采样点,为使计算所得的 VFDT 值不过于精细,并且可以表达足够的信号特性,在下面的分析中,我们选择 $N_{ww}=256, N_{ws}=128$ 。

图 1(a)和(b)分别给出了向站和离站飞行姿态下某民航机若干组回波数据的 VFDT 曲线。从图中可以看出,无论是向站飞行姿态还是离站飞行姿态,飞机目标雷达回波均具有显著的多重分形特性。图 2(a)和(b)分别给出了向站飞行姿态下某民航机和战斗机回波的 VFDT 的均值和方差的统计直方图,图 3(a)和(b)则分别给出了它们在离站飞行姿态下的回波 VFDT 的均值和方差的统计直方图。从图 2、图 3 可以看出,无论是在向站还是离站飞行姿态下,VFDT 的均值均具有较好的

目标分类辨识能力,而 VFDT 方差的目标分类辨识能力相对较差。但从图 4 两种飞行姿态下的 VFDT 均值和方差的二维特征分布图可以看出,虽然两类目标回波的 VFDT 均值和方差二维特征存在一定的交叠,但总体上还是分得比较开。所以,如果融合两类 VFDT 特征对不同类型飞机目标进行分类辨识,分类识别性可能得到较大程度的提升。此外,从图 4 还可以看出,两类飞机目标回波的 VFDT 均值大多落在区间 $[0.9, 1.3]$ 中,且总体而言民航机回波的 VFDT 均值要大于战斗机回波的 VFDT 均值,说明相比战斗机回波,民航机回波中的大幅值分量占比较大,且高频成分所占比也更大,这也从另一个侧面说明,民航机机身的非刚性振动、飞行姿态角度的变化以及机上旋转部件的转动等对雷达照射电磁波引起了更为剧烈的调制效应,因而 VFDT 可以揭示不同类型飞机目标对雷达回波产生的非线性调制特性方面的差异。

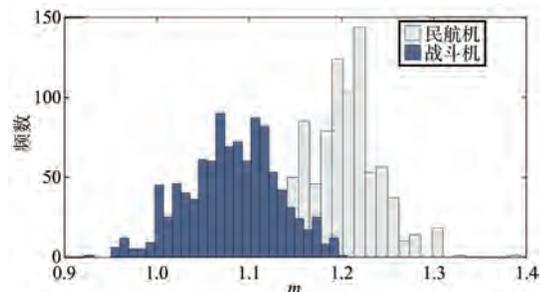


(a) 向站飞行姿态

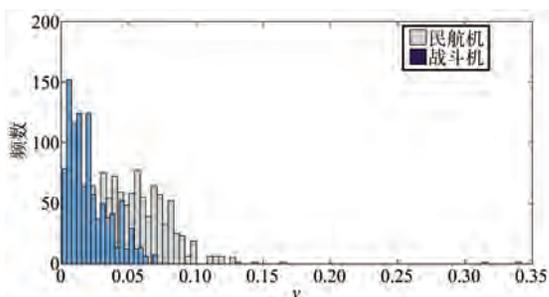


(b) 离站飞行姿态

图 1 飞机回波的 VFDT 曲线

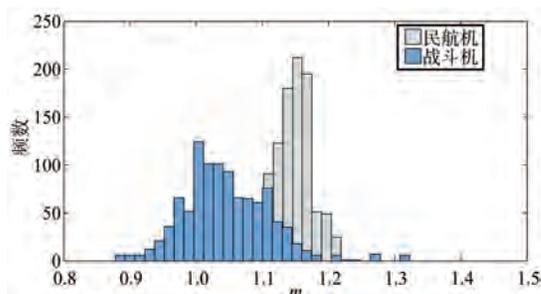


(a) VFDT 均值

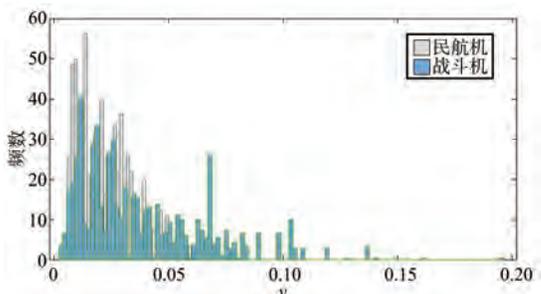


(b) VFDT 方差

图2 向站飞行姿态下飞机回波 VFDT 特征的统计直方图

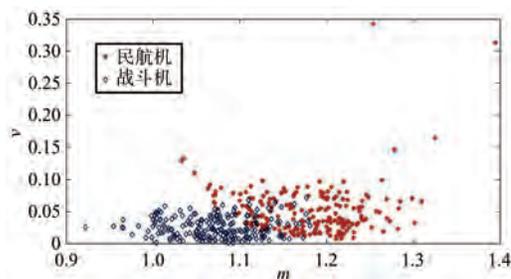


(a) VFDT 均值

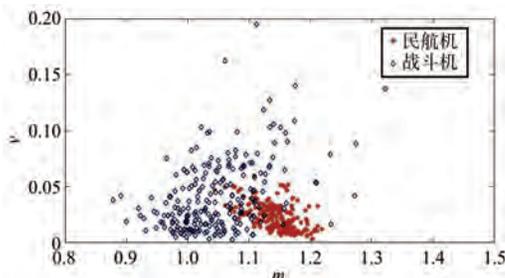


(b) VFDT 方差

图3 离站飞行姿态下飞机回波 VFDT 特征的统计直方图



(a) 向站飞行姿态



(b) 离站飞行姿态

图4 两类飞机目标的 VFDT 均值和方差二维特征分布图

4 基于 VFDT 特征的飞机目标分类

这里利用实际录取的回波数据来探讨上文所述 VFDT 特征在目标分类识别中的应用。实验所用数据为某民航机和战斗机两类目标的雷达回波数据。其中,雷达工作于 VHF 波段,脉冲重复频率为 100 Hz,脉冲宽度为 $25 \mu\text{s}$,波束驻留时间为 67 ms,并分别录取了两类飞机目标在离站飞行和向站飞行等不同姿态下的回波数据。

在实验中,对于两种不同类型的飞机目标,共选取了 5 120 组回波数据,且针对两类目标选取的回波数均为 2 560 组,其中向站和离站各 1 280 组。对于每一组回波数据分别提取其相应的 VFDT 均值和方差特征,且对每一类飞机目标各选取 512 组特征数据作为训练样本(向站和离站各选 256 组),其余特征数据作为测试样本。因为相比其他分类器,支持向量机(SVM)有收敛速率快、泛化能力强等一系列优点^[10],所以此处将采用 Gauss 核函数的 SVM 作为分类器,并对 Gauss 函数的参数进行了优化选取。

表 1 所示为分类识别的结果。由于文献[3]对以往文献中较为典型的一些低分辨雷达飞机目标分类特征的分类识别性能进行了对比分析,并指出:基于特征谱散布特征的目标分类方法要明显优于其他方法。而文献[5]研究结果则表明,多重分形谱特征的目标分类性能要优于特征谱散布特征。因此,为了对比,表中仅同时给出了基于多重分形谱特征^[5]的目标分类识别结果。从表 1 可以看出,对于训练数据,两类目标的正确分类识别率以及平均正确识别率均达到了 85% 以上;而对于测试数据,民航机的正确分类识别率也在 85% 以上,战斗机的正确分类识别率也达到了近 80%,平均正确分类识别率超过了 82%,分类效果较为理想;但相比多重分形谱特征,两类目标的正确分类识别率以及平均正确分类识别率都有一定程度的下降,其中平均正确识别率约下降了 5.74%。然而,需要指出的是,本文仅利用了回波 VFDT 的一阶和二阶矩特征,若进一步挖掘回波 VFDT 的高阶矩等特征,算法的正确分类识别率仍可能有一定程度的提升,且相对多重分形谱的计算而言,计算方差分形维轨迹的运算量要小得多。因此,基于 VFDT 特征的分类方法仍不失为一种综合性能

较好的目标分类识别方法。

表 1 分类识别结果

目标类型	训练数据	测试数据	多重分形谱特征
民航机	86.69%	86.77%	91.42%
战斗机	89.51%	79.43%	86.8%
平均正确识别率	87.50%	82.69%	88.43%

表 2 给出了测试数据的分类混淆矩阵。从表 2 可以看出,战斗机有 $1\ 807/2\ 048 = 88.23\%$ 的回波数据样本得到了正确的分类,而民航机仅有 $1\ 580/2\ 048 = 77.15\%$ 的回波数据样本得到了正确的分类,比战斗机低了 11.08% ,说明有更多的民航机回波数据样本被分类器错误划分为战斗机回波。造成这一结果的原因在于:虽然本实验中的民航机目标较战斗机目标体型要大,其目标回波的非线性调制要更为剧烈,但由于民航机回波数据是在 $100\sim 130\text{ km}$ 的距离区间上录取的,而战斗机回波数据则是在 $60\sim 90\text{ km}$ 的距离区间上录取的,使得它们的回波信杂比可能相当,一定程度上造成了回波数据样本的分类混淆。

表 2 混淆矩阵

目标类型	民航机	战斗机
民航机	1 580	241
战斗机	468	1 807

5 结束语

飞机的机体振动、姿态变化与喷气引擎振动等会引发对雷达照射电磁波的非线性调制,本文通过引入 VFDT 这一新的多重分形分析方法,对常规低分辨雷达飞机回波的 VFDT 特性进行了分析,并基于回波 VFDT 的均值与方差二维特征并结合 SVM 分类器对民航机和战斗机两类目标进行了分类识别实验。研究表明:利用 VFDT 方法能够有效地对飞机回波的多重分形特性进行分析,揭示飞机回波的非线性调制特性;回波 VFDT 的均值和方差等各阶矩特征可以作为飞机目标分类辨识的有效特征。

参考文献:

[1] 丁建江. 防空雷达目标识别技术[M]. 北京:国防工业出版社,2008:40,44-66.

- [2] 李秋生. 常规雷达目标识别的分形理论及其应用研究[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2019:31-122.
- [3] 陈凤,刘宏伟,杜兰,等. 基于特征谱散布特征的低分辨雷达目标分类方法[J]. 中国科学:信息科学,2010,40(4):624-636.
- [4] LI Qiusheng, ZHANG Huaxia, LU Qing, et al. Research on Analysis of Aircraft Echo Characteristics and Classification of Targets in Low-Resolution Radars Based on EEMD [J]. Progress In Electromagnetics Research M,2018,68:61-68.
- [5] LI Qiusheng, XIE Weixin., HUANG Jingxiong. Multifractal Spectrum Features Based Classification Method for Aircraft [C] // IET International Radar Conference 2015, Hangzhou, China: IET, 2016:1-6.
- [6] 杜兰,李林森,李玮璐,等. 基于时域回波相关性特征的飞机目标分类方法[J]. 雷达学报,2015,4(6):621-629.
- [7] YONG Y W, HOON P J, WOO B J, et al. Automatic Feature Extraction from Jet Engine Modulation Signals Based on an Image Processing Method[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015,9(7):783-789.
- [8] 杜兰,史蕙若,李林森,等. 基于分数阶傅里叶变换的窄带雷达飞机目标回波特征提取方法[J]. 电子与信息学报,2016,38(12):3093-3099.
- [9] LI Qiusheng, PEI J H, LIU X Y. Self-Affine Fractal Modelling of Aircraft Echoes from Low-Resolution Radars [J]. Defence Science Journal, 2016, 66 (2): 151-155.
- [10] DUDA R O, HART P E, STORK D G. Pattern Classification[M]. 2nd ed. New York: John Wiley and Sons, 2001:259-264.

作者简介:



李秋生 男,1976年生,江西南康人,博士、副教授,主要研究方向为智能信息处理、目标识别与跟踪。
E-mail: bjlqiu sheng@163.com



张华 女,1994年生,山东滨州人,硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理。