

空中点目标机动模式的双色比特特征空间特性及辨识

寇添^{1*}, 周中良¹, 刘宏强¹, 杨远志¹, 阮铖巍²

¹空军工程大学航空工程学院, 陕西 西安 710038;

²中国人民解放军 95910 部队, 甘肃 酒泉 735305

摘要 为了根据光谱特征维度对点目标机动模式进行辨识,建立了点目标机动模式与光谱信号的映射关系,研究了目标机动过程中观测方向点目标的多光谱辐射特性。提取多光谱辐射信号特征,构建了双色比特特征空间模型。利用高斯混合模型的聚类方法,深入分析了双色比特特征空间的迁移和可分性特性,得到了点目标不同机动模式特征子空间迁移矢量和相邻矢量夹角余弦的变化规律,并得到特征子空间可分的最小姿态角变化量 $\Delta\alpha = 6.25^\circ$,可分距离阈值 $D_{th} = 2.6$,这为辨识点目标机动模式提供了依据。根据双色比特特征子空间的特性,提出了基于时序特征子空间的点目标机动模式辨识方法,仿真验证结果表明,该方法简单可行,对点目标的机动模式辨识具有较高的灵敏性和可分性,这对获取超视距作战环境中点目标的机动信息具有重大意义。

关键词 探测器; 红外辐射; 双色比特特征; 高斯混合模型; 机动模式辨识

中图分类号 TN215

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1204001

Dual-Color-Ratio-Feature Spatial Characteristics and Recognition of Aerial Point Target Maneuvering Modes

Kou Tian^{1*}, Zhou Zhongliang¹, Liu Hongqiang¹, Yang Yuanzhi¹, Ruan Chengwei²

¹Aeronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710038, China;

²No. 95910 Troop, People's Liberation Army, Jiuquan, Gansu 735305, China

Abstract To recognize the point target maneuvering mode from the spectral characteristic dimension, the mapping relationship between the point target maneuvering mode and the spectral signals is built, and the multi-spectral radiation characteristics of point target with a maneuvering status in the direction of observation are investigated. The features of multi-spectral radiation signals are extracted to establish a dual-color-ratio-feature spatial model. The clustering method based on the Gaussian mixture model is used to analyze deeply the features of migration and separability of the dual-color-ratio-feature space. The migration vectors of feature sub-space of different maneuvering modes and the change of the cosine of adjacent vector angle are obtained. In addition, the smallest attitude angle change of feature sub-space and the separable distance threshold are obtained as $\Delta\alpha = 6.25^\circ$ and $D_{th} = 2.6$, respectively. It provides the basis and feasibility for the recognition of point target maneuvering modes. According to the characteristics of dual-color-ratio-feature sub-space, a method for the recognition of point target maneuvering modes based on sequential-feature sub-space is proposed, which is verified by simulation as simple and feasible as well as possesses high sensitivity and separability in the recognition of point target maneuvering modes. These results have great significance for the acquisition of point target maneuvering information in the beyond-visual-range air combat.

Key words detectors; infrared radiation; dual-color-ratio-feature; Gaussian mixture model; maneuvering mode recognition

OCIS codes 040.3060; 070.2025; 070.5010

1 引 言

未来,超视距打击和不接触交战将成为空战样

式的主流,空战机动将更加频繁,极限状态机动将成为有效攻击和防御的必要手段^[1]。随着目标隐身技术的发展,雷达技术对点目标的识别能力大大下降,

收稿日期: 2018-06-21; 修回日期: 2018-07-18; 录用日期: 2018-08-07

基金项目: 国家自然科学基金(61172038)

* E-mail: shanxiakkt@163.com

易暴露己方位置^[2];对于仅含灰度信息的点目标而言,红外成像技术面对目标属性和机动模式的识别也大大受限^[3]。为应对这一形势,多光谱探测识别技术成为点目标光谱维度信息探测识别的一种有效手段,通过这种光谱信息特征进行点目标机动模式的辨识具有重要的研究意义^[4-5]。

传统的目标机动模式辨识主要依靠雷达数据,即通过雷达距离和多普勒平移的手段从雷达数据中检测估计目标速度和加速度等矢量参数,完成目标机动模式的辨识^[6-8]。基于雷达数据信息的目标机动模式辨识算法易受滤波器 Q 效应约束,难以同时获得较高的机动识别概率和快速的机动辨识性能,在满足跟踪性能需求的识别概率下,机动识别延迟较大^[9]。基于红外光波段的机动目标模式辨识主要依靠红外序列图像,通过红外序列图像进行目标姿态角估计,进而识别出目标机动模式,其实现方法可分为非模型法和模型法两大类,其中非模型法主要包括基于图像特征的方法和基于光流的方法^[10-11]。

由于点目标无形状和轮廓信息,目前的雷达或红外序列成像方法不再适用于点目标机动模式的识别,但点目标的红外光谱特征分布却与目标的近红外像一样具有唯一性标识作用^[12]。实际上,红外光谱特征信号对目标姿态角变化量较为敏感,不同姿态角变化率下的光谱特征信号差异特性显著^[13]。因此,以姿态角变化量作为运动模式与特征信号的纽带,可以得到机动模式、姿态角变化量和光谱特征信号之间的确定性关系,这为光谱特征信号反演目标机动模式提供了技术支持。国内一些单位已经开始进行相关研究,哈尔滨工业大学空间光学工程研究中心^[14]和中国科学院光电研究院^[15]等单位采用时序多谱段信号对空中远距离目标进行了机动辨识研究。事实上,空中点目标的机动辨识可以归结为一个模式识别问题,但机动模式辨识不同于一般的模式分类识别,它比一般的模式分类识别复杂,主要表现在:1)由于点目标的机动过程不可能突变,机动引起的姿态角具有连续变化特性,而大气传输和背景干扰等因素的作用使得所获取的光谱信号呈现连续随机过程的特点,所形成的信号特征空间具有高度混合性,即非线性不可分;2)空战目标机动是一个动态过程,不同的机动模式常常包含相同的机动动作,即不同机动模式的光谱信号特征子空间的相似程度较高,这给一般的在线分类识别方法带来严重干扰,很难进行光谱信号特征子空间的分类识别。基于概率分类法的 Logistic 回归和最小二乘概率分

类方法虽然对非线性随机样本点没有进行强制分类,但当样本点严重混合时,混合部分的样本点在不同类别下的后验概率近似一致,甚至出现不合理分类。当然,无监督学习的聚类方法对这种严重混合特征点也难以分类识别。被动攻击和适应正则化等在线学习方法虽然适合序列特征点的分类识别,但对于子空间特征点分布相似的机动模式的分类识别效果较差。

由上述基本分类方法可以看出,为了克服机动模式分类的难点,应该避免对单个特征点的分类识别,从样本特征点的整体时序分布情况入手,研究样本特征点子空间的聚类分布特性和迁移变化规律,挖掘不同机动模式的光谱信号特征子空间特性,力求从特征子空间的分布和变化规律中更好地区分不同的机动模式。根据点目标机动过程中光谱特征信号的时序变化特性,本文构建了双色比特特征空间模型,通过高斯混合模型(GMM)进行特征信号的聚类分析,继而研究双色比特特征子空间的迁移变化规律,并以点目标的机动模式辨识为目的,提出基于时序特征子空间的点目标机动模式辨识方法。

2 数学模型

2.1 机动模式的光谱特征表达

图 1 为二维机动平面中涉及的机载探测器坐标系 $X_d O_d Z_d$ 和目标体坐标系 $X_t O_t Z_t$ 。以探测器平台坐标系为参考,目标距离为 R ,目标相对探测平台的方位角为 φ ,目标偏角为 ϕ ,规定水平面内观测角 α 为探测器视线方向的目标姿态角。假定机载探测器直线接近目标,并规定其初始速度 V_d 方向为正。目标机动模式的变化体现在速度矢量的变化上,速度矢量的变化必然引起目标姿态角的变化,因此目标不同的机动模式对应着不同的姿态角变化率。

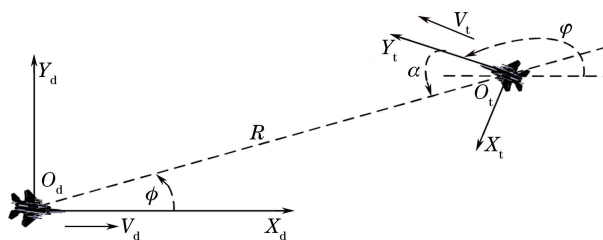


图 1 机载探测器与目标的相对位置关系

Fig. 1 Relative position relationship between airborne detector and target

红外探测器动态视场下,点目标姿态角相对于机载探测器是时刻变化的,因而同一方位处的探测器红外辐射响应强度不同。图 1 中 $\alpha = \pi + \phi - \varphi$,则 t 时刻目标在机载探测器坐标系下的位置 (x_d, y_d)

可表示为

$$\begin{cases} x_d = V_d t + R \cos \phi + V_t t \cos \varphi + \frac{1}{2} \eta_x t^2 \cos \varphi + \frac{1}{2} \eta_z t^2 \sin \varphi \\ y_d = R \sin \phi + V_t t \sin \varphi + \frac{1}{2} \eta_x t^2 \sin \varphi + \frac{1}{2} \eta_z t^2 \cos \varphi \end{cases}, \quad (1)$$

式中 V_t 为目标速度, η_x 和 η_z 分别为目标的切向和法向过载。根据几何关系 $\phi = \arctan(y_d/x_d)$ 和光谱辐射定律, 可得观测方向点目标辐射强度的表达式为

$$I_\phi(\lambda) = \epsilon(\lambda) M(\lambda, T) A_{\text{pro}} \cos[\arctan(y_d/x_d)], \quad (2)$$

式中 $\epsilon(\lambda)$ 为材料光谱发射率, $M(\lambda, T)$ 为辐射出射度, A_{pro} 为观测方向目标投影面积。当考虑点目标姿态角时, 观测方向的光谱辐射强度可表达为

$$I_\phi(\lambda) = \epsilon M(\lambda, T) A_{\text{pro}} \cos(\alpha + \varphi - \pi). \quad (3)$$

当在一定时段内连续进行目标探测跟踪时, 目标光谱辐射在探测器中形成具有一定特征的时序辐射信号。假定大气透过率为 $\tau(R)$, 多光谱探测器的比探测率为 $D^*(\lambda)$, 则根据红外辐射大气传输特性, 可得到观测方向上多光谱探测器捕获的光谱信号表达式为

$$s(\lambda) = \frac{I_\phi(\lambda) \tau(R) \tau_0 V_n A_0 D^*(\lambda)}{(A_d \Delta f)^{1/2} R^2}, \quad (4)$$

式中 τ_0 为光学系统透过率, V_n 为噪声电压, A_0 为有效入瞳面积, A_d 为光敏元面积, Δf 为系统的等效噪声带宽。

从(2)、(3)式可以看出, 观测方向的点目标光谱探测信号与材料发射率、温度、波长、目标姿态角以及目标投影面积有关。当目标机动模式发生变化时, 目标姿态角随之变化, 即观测方向目标辐射部位发生变化。目标不同部位的温度和材料发射率不同, 迎头方向蒙皮温度高于侧身方向, 而尾后方向高温气体的温度和发射率与侧身蒙皮差异较大。因此, 目标机动过程中, 观测方向目标呈现出多光谱辐射特性。(4)式进一步揭示了目标机动模式与光谱探测信号之间的数学关系, 目标机动模式的变化最终会引起光谱探测信号的动态变化, 这种变化特征是辨识点目标机动模式的有力证据。

2.2 双色比特特征空间模型

传统特征空间辨识理论中, 分类器针对的是一个固定不变的特征空间, 而这种特征空间的定义和表达方式不再适用于空战动态场景下的点目标机动

模式辨识问题。因此, 动态特征空间是克服这类问题很好的表征手段^[16]。

动态特征空间可定义为: 给定一组模式 $\{\mathfrak{R}_i, i=1, 2, \dots, K\}$, 每一类模式的模式向量 $\omega_i = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{im})$ 在观测空间 Φ 中构成一个 m 维子空间 Φ_i 。模式向量经过特征量化映射到新的 n 维特征空间, 每一类模式的特征向量 $\omega_{fi} = (\omega_{fi1}, \omega_{fi2}, \dots, \omega_{fin})$ 在 n 维特征空间 Φ_f 中将形成一个新的子空间 Φ_{fi} , 如果 $\{\omega_{fi}\}$ 和 $\{\Phi_{fi}\}$ 都是时间的函数, 则 Φ_f 可称为动态特征空间。这里的动态特征主要是特征数据概率密度的变化、空间分布位置的变化、类别可分性的变化以及新特征的产生或消失等。

根据以上定义, 针对本文研究问题构建动态特征空间。由(3)、(4)式可以看出, 目标机动模式的光谱特征表达需要目标的距离、材料和投影面积为先验信息, 而实际空战中, 这些信息很难确定, 因此这里用双色比特特征来表达目标机动模式的先验信息, 目的是更好地进行空战点目标的探测识别。

设 $s_{\text{short}}(\Delta\lambda)$ 、 $s_{\text{mid}}(\Delta\lambda)$ 、 $s_{\text{long}}(\Delta\lambda)$ 分别为红外多光谱的短波、中波、长波三个光谱段探测信号, 构建一组模式 $\{\mathfrak{R}_i = [s_{\text{short}-i}(\Delta\lambda), s_{\text{mid}-i}(\Delta\lambda), s_{\text{long}-i}(\Delta\lambda)], i=1, 2, \dots, K\}$, 每一类的模式向量 $\omega_i = \{(s_{\text{short}-i1}, s_{\text{mid}-i1}, s_{\text{long}-i1}), (s_{\text{short}-i2}, s_{\text{mid}-i2}, s_{\text{long}-i2}), \dots, (s_{\text{short}-iN}, s_{\text{mid}-iN}, s_{\text{long}-iN})\}$ 。每一个模式向量都是观测数据空间中的一个子空间, 对探测到的多光谱信号进一步进行特征映射, 则 t 时段的双色比特特征可表示为

$$\begin{cases} X_{fi}(t) = \frac{s_{\text{mid}-iN}(\Delta\lambda)}{s_{\text{short}-iN}(\lambda)} = \frac{\int_{\text{mid}} I_\phi(\lambda) D^*(\lambda) d\lambda}{\int_{\text{short}} I_\phi(\lambda) D^*(\lambda) d\lambda} \\ Y_{fi}(t) = \frac{s_{\text{long}-iN}(\Delta\lambda)}{s_{\text{short}-iN}(\lambda)} = \frac{\int_{\text{long}} I_\phi(\lambda) D^*(\lambda) d\lambda}{\int_{\text{short}} I_\phi(\lambda) D^*(\lambda) d\lambda} \end{cases}. \quad (5)$$

因此, 在一段时间内, 动态特征子空间 $\{\Phi_{fi}\}$ 中每个时序双色比特特征向量 $\omega_{fi}(t) = \{P_{fin} [X_{fin}(t),$

$Y_{fin}(t)] | i = 1, 2, \dots, K; n = 1, 2, \dots, N \}$, 其中 $\mathbf{P}_{fin}[X_{fin}(t), Y_{fin}(t)]$ 表示组合特征点, K 表示特征子空间总数量, N 表示每个子空间中的特征点总数量。从(5)式可以看出, 双色比特特征消除了光谱辐射传输距离、目标投影面积等空间维度的影响, 也消除了光学系统和探测器部分参数的影响, 该比值仅与观测方向点目标光谱辐射强度和探测器比探测率相关, 其中比探测率可以事先测量得到, 而观测方向点目标光谱辐射强度是与目标机动模式紧密相关的, 因此, 可以通过时序双色比特特征空间具有的特性辨识空中点目标机动模式。

2.3 时序特征子空间的 GMM

对点目标多光谱辐射信号进行间隔时段采样, 不同时段的光谱信号经变换可以用来构建一个双色比特特征子空间 $\{\Phi_{fi}\}$, 这个子空间中的特征数据 $X_{fin}(t)$ 和 $Y_{fin}(t)$ 分别服从单个一维高斯分布。当把这两个特征数据组合成对应的特征点 $\mathbf{P}_{fin}[X_{fin}(t), Y_{fin}(t)]$ 时, 所有时段的特征子空间 $\{\Phi_{fi} | \omega_{fi}(t), i = 1, 2, \dots, K\}$ 联合起来就服从二维高斯混合分布。GMM 是一种半参数估计方法, 它不局限于特定的高斯分布形式^[13]。二维 GMM 一般由 N 个单个二维高斯分布分量的加权和表示, 其概率密度函数的线性组合为

$$f(\mathbf{P}_{fi}, a_i, \boldsymbol{\mu}_i, \sigma_i^2, \rho_i) = \sum_{i=1}^K a_i \frac{1}{2\pi |\mathbf{B}_i|^{1/2}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{P}_{fi}^T - \boldsymbol{\mu}_i)^T \mathbf{B}_i^{-1} (\mathbf{P}_{fi}^T - \boldsymbol{\mu}_i)\right], \quad (6)$$

式中 a_i 为加权系数, 且满足 $\sum_{i=1}^K a_i = 1, 0 \leq a_i \leq 1, \forall i = 1, 2, \dots, K; \mathbf{B}_i$ 为子空间特征点 \mathbf{P}_{fi} 的协方差矩阵, 且 $\mathbf{B}_i = \begin{bmatrix} \sigma_{xi}^2 & \rho_i \sigma_{xi} \sigma_{yi} \\ \rho_i \sigma_{xi} \sigma_{yi} & \sigma_{yi}^2 \end{bmatrix}; \boldsymbol{\mu}_i$ 为子空间特征点的均值, 且 $\boldsymbol{\mu}_i = \begin{pmatrix} \mu_{xi} \\ \mu_{yi} \end{pmatrix}; \sigma_i$ 为子空间特征点方差; ρ_i 为双色比特特征 $X_{fi}(t)$ 与 $Y_{fi}(t)$ 的相关系数。(6)式中未知参数一般利用期望最大化(EM)算法估计, 进而可以对特征子空间进行聚类, 得到聚类结果后, 利用高斯成员之间的距离判定法, 融合近似分布的特征子空间, 最终得到二维 GMM, 模型参数的具体求解过程如下:

Method: EM-based parameter estimation of GMM

Input: Initial parameters $X_{fi}(t), Y_{fi}(t), \psi_0 \{a_i, \boldsymbol{\mu}_i, \sigma_i^2, \rho_i\}$

Output: GMM $f(\mathbf{P}_{fi}, a_i, \boldsymbol{\mu}_i, \sigma_i^2, \rho_i)$

Step 1: Construct the expectation function $Q(\psi, \psi')$

1) Input the feature point set $\{\Phi_{fi} | \omega_{fi}(t), i = 1, 2, \dots, K'\}$ and label the points $\{\mathbf{P}_{fi}, L\}, L = \{l^1, l^2, \dots, l^m, \dots, l^M\}, l^m = \{l_1^m, l_2^m, \dots, l_K^m\}, M$ is the number of points, K' is the number of Gauss members;

2) Set a hypothesis: if the m^{th} point is generated from the k^{th} Gauss member of GMM, the hypothesis is $l_k^m = 1, l_j^m = 0, j = 1, 2, \dots, K', j \neq k$;

3) Construct the expectation function $Q(\psi, \psi') = E_L[\ln p(\mathbf{P}_{fi}, L; \psi | \mathbf{P}_{fi}, \psi')]$

Step 2: Solve the parameters

1) Using points \mathbf{P}_{fi} and current parameters $\psi' \{a_i, \boldsymbol{\mu}_i, \sigma_i^2, \rho_i\}$ to solve the next parameters $\psi'^{t+1} \{a_i, \boldsymbol{\mu}_i, \sigma_i^2, \rho_i\}$, namely, $\psi'^{t+1} = \operatorname{argmax} Q(\psi, \psi')$;

2) Convergence condition is $\sum_{i=1}^K \|\boldsymbol{\mu}^{t+1} - \boldsymbol{\mu}^t\|$ and δ is an arbitrary small constant

Step 3: Obtain the GMM $f(\mathbf{P}_{fi}, a_i, \boldsymbol{\mu}_i, \sigma_i^2, \rho_i)$

3 双色比特特征空间特性

3.1 迁移特性

双色比特特征空间的迁移特性是指相邻时刻的双色比特特征子空间位置矢量的变化, 即 $\omega_{f,k}(t_k) \neq \omega_{f,k+1}(t_{k+1})$ 。位置变化主要体现在 $\sum_{k=1}^n \bar{X}_{f,k}(t_k)/n \neq \sum_{k=1}^n \bar{X}_{f,k+1}(t_{k+1})/n$ 或 $\sum_{k=1}^n \bar{Y}_{f,k}(t_k)/n \neq \sum_{k=1}^n \bar{Y}_{f,k+1}(t_{k+1})/n$, 而方向的变化体现在相邻特征子空间聚类中心迁移矢量 $\mathbf{S}_{k,k+1} = (\bar{X}_{f,k+1} - \bar{X}_{f,k}, \bar{Y}_{f,k+1} - \bar{Y}_{f,k})$ 的变化。动态特征空间的迁移特性示意图如图 2 所示。

图中 Φ_{fk} 为特征子空间, $(\bar{X}_{fk}, \bar{Y}_{fk})$ 为特征子空间的聚类中心。目标机动过程中, α 和 η 是随时间 t 变化的, 由上述分析可知, α 和 η 的变化将会引起光谱信号的动态变化, 而这也导致双色比特特征空间分布发生位置矢量的变化, 如图 2 中特征子空间 Φ_{fk} 的迁移轨迹所示。

图 3 为蛇形机动模式下双色比特特征点分布, 分别采集了蛇形机动模式下 4 个时间段的时序双色比特特征点集。利用时序特征点的聚类分布特性, 对不同时间段的特征点进行 GMM 统计分析, 得到图 4

所示的双色比动态特征子空间的高斯混合分布模式。图4中,蛇形机动模式下,随着目标姿态角和过载的变化,双色比特征子空间以 Φ_{f1} 、 Φ_{f2} 、 Φ_{f3} 、 Φ_{f4} 的时序进行模式迁移,其聚类中心位置和迁移矢量都发生了变化。进一步计算相邻迁移矢量夹角余弦值 $u(\mathbf{S}_{k-1,k}, \mathbf{S}_{k,k+1}) = \frac{\mathbf{S}_{k-1,k} \cdot \mathbf{S}_{k,k+1}^T}{\|\mathbf{S}_{k-1,k}\| \cdot \|\mathbf{S}_{k,k+1}\|}$,得到所有的夹角余弦值 $u(\mathbf{S}_{k-1,k}, \mathbf{S}_{k,k+1}) < 0$,这也表明了

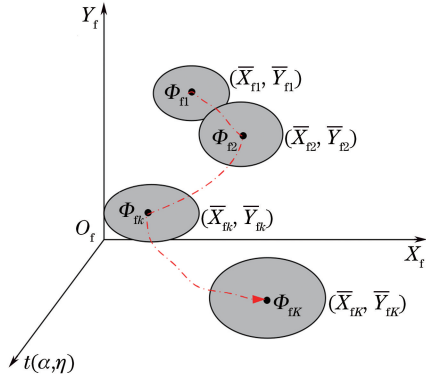


图2 特征空间迁移示意图
Fig. 2 Schematic of migration of feature space

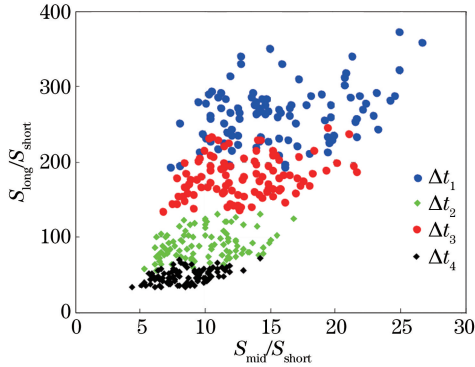


图3 机动模式下双色比特征点分布
Fig. 3 Dual-color-ratio-feature point distribution under maneuvering mode

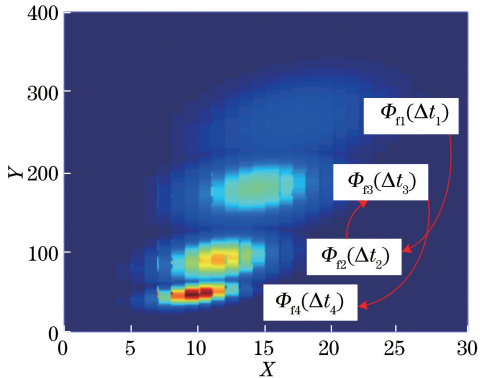


图4 机动模式下特征空间迁移过程
Fig. 4 Migration process of feature space under maneuvering mode

蛇形机动的双色比特征子空间的迁移规律具有往复性。针对其他直线运动、直角转弯机动和圆周机动等典型机动,计算得到其迁移矢量夹角余弦值分别为:1)对于直线运动, $u(\mathbf{S}_{k-1,k}, \mathbf{S}_{k,k+1}) = 0$; 2)对于直角转弯机动, $u(\mathbf{S}_{k-1,k}, \mathbf{S}_{k,k+1}) > 0$; 3)对于圆周机动, $u(\mathbf{S}_{k-1,k}, \mathbf{S}_{k,k+1}) \neq 0$ 。上述典型机动的迁移矢量夹角余弦值存在正负值现象,这些特征子空间的迁移特性可以为机动模式辨识提供理论依据。

3.2 特征空间可分特性

3.2.1 特征子空间的动态表达

特征空间可分性是辨识目标机动模式的一个关键问题,但由于噪声等干扰因素的存在,特征空间常常会出现非线性不可分或重合交叠的情况,因此,需要进一步分析双色比特征子空间的可分特性。由于双色比特征子空间 $\{\omega_{fi}(t)\}$ 为时间的函数,因此可写成如下形式:

$$\frac{d\omega_{fi}(t)}{dt} = \left\{ \frac{d\omega_{fi1}(t)}{dt}, \frac{d\omega_{fi2}(t)}{dt}, \dots, \frac{d\omega_{fin}(t)}{dt} \right\}. \quad (7)$$

根据第2.2节的分析,双色比特征子空间的动态变化与点目标机动模式的变化紧密相关,而机动模式变化的直接量化结果是 α 和 η 的变化量,因而可以将点目标机动所引起变化的 α 和 η 作为特征子空间的隐变量,则(7)式可进一步表示为

$$\begin{cases} \frac{\partial \omega_{fi}(\alpha, \eta)}{\partial \alpha_i} = \left\{ \frac{\partial \omega_{fi1}(\alpha, \eta)}{\partial \alpha_i}, \frac{\partial \omega_{fi2}(\alpha, \eta)}{\partial \alpha_i}, \dots, \frac{\partial \omega_{fin}(\alpha, \eta)}{\partial \alpha_i} \right\} \\ \frac{\partial \omega_{fi}(\alpha, \eta)}{\partial \eta_i} = \left\{ \frac{\partial \omega_{fi1}(\alpha, \eta)}{\partial \eta_i}, \frac{\partial \omega_{fi2}(\alpha, \eta)}{\partial \eta_i}, \dots, \frac{\partial \omega_{fin}(\alpha, \eta)}{\partial \eta_i} \right\} \end{cases}. \quad (8)$$

(8)式表明了相邻两个时序双色比特征子空间的可分程度和分离效率决定于 α 和 η 的变化率。在目标机动过程中,特征子空间也处于动态变化中,从特征子空间 Φ_{fi} 迁移到 Φ_{fk} 后,相邻两个时序特征子空间的可分性可能提升、可能不变,甚至可能退化。

3.2.2 特征子空间可分判据

特征子空间是否可分需要给出判断依据,这是机动辨识的先决条件。(8)式已经表明,特征子空间的可分程度和分离效率决定于 α 和 η 的变化率。下面给出特征子空间可分的最小姿态角变化量和可分距离阈值的计算过程:

- 1) 给定初始参数,包括仿真参数、飞行参数、目标参数、大气参数和多光谱探测器参数;
- 2) 按照一定的采样时长 Δt ,从起点开始进行光

谱信号采样,并构建两个时序双色比特特征子空间,利用 EM 算法得到 GMM,计算两个时序高斯成员的重合投影面积 A_{GMM} ;

3)如果重合投影面积不超过两个时序高斯成员投影面积的 90%,则按照一定的步长 $\Delta\eta$ 减小目标横向过载,并计算采样时长内目标姿态角变化量 $\Delta\alpha$;

4)重复步骤 2)、3),直到重合投影面积刚好超过两个时序高斯成员投影面积的 90%,记录此时的姿态角变化量 $\Delta\alpha'$,并计算两个高斯成员聚类中心的欧氏距离 D ;

5)输出特征子空间可分的最小姿态角变化量 $\Delta\alpha'$ 和可分距离阈值 D 。

以迎头 90° 直角转弯为例,进一步分析相邻两个时序子空间的可分性问题。图 5(a)是目标和机载探测器运动的二维航迹。从图 5(b)可以看出,目标横向过载随时间先增大后减小,这也符合 90° 直角转弯过载变化情况,经过计算得到横向过载平均值 $|\bar{\eta}(t)|=43.67 \text{ m/s}^2$ 。从图 5(c)可以看出,目标姿态角随时间逐渐增大,说明目标相对机载探测器逐渐完成了 90° 直角转弯的机动。图 5(d)是双色比特特征 $X_{fi}(\Delta t)$ 和 $Y_{fi}(\Delta t)$ 随姿态角和过载的总体变化情况。从目标[图 5(a)]的起始点开始进行光谱特征点采样,采样时长 $\Delta t_1=2 \text{ s}$,当间隔 3 s 后, $\Delta\alpha=50.34^\circ$ 时,进行第二段采样,采样时长 $\Delta t_2=2 \text{ s}$,采样结果如图 6 所示。对图 6 进行高斯混合统计分析,得到图 7(a)所示的高斯混合分布模式。从图 7(a)可以看出,相邻两个特征子空间的可分性较强,即完全线性可分。同样是 3 s 的间隔采样时间下,当降低目标横向过载平均值,即 $|\bar{\eta}(t)|=27.28 \text{ m/s}^2$ 时,目标姿态角变化量 $\Delta\alpha=36.16^\circ$,采样统计分析得到如图 7(b)所示的高斯混合分布模式,此时相邻的特征子空间开始出现交叠现象。当继续降低目标横向过载,即 $|\bar{\eta}(t)|=12.52 \text{ m/s}^2$ 和 $|\bar{\eta}(t)|=2.35 \text{ m/s}^2$ 时,分别有 $\Delta\alpha=14.23^\circ$ 和 $\Delta\alpha=3.52^\circ$,采样统计分析分别得到图 7(c)、7(d)所示的高斯混合分布模式,从图中可以看出,相邻的特征子空间交叠情况越来越严重,可分性严重下降。如果继续减小目标横向过载,即使得 $|\bar{\eta}(t)|\rightarrow 0$,则目标逐渐变为直线运动,不发生侧向机动,此时相邻的特征子空间趋向于重合,没有可分性。

从上述的分析可以得到,姿态角变化量反映子空间可分性的程度,而过载大小反映了子空间分离的效率,平均过载越大,子空间分离的效率越高。结

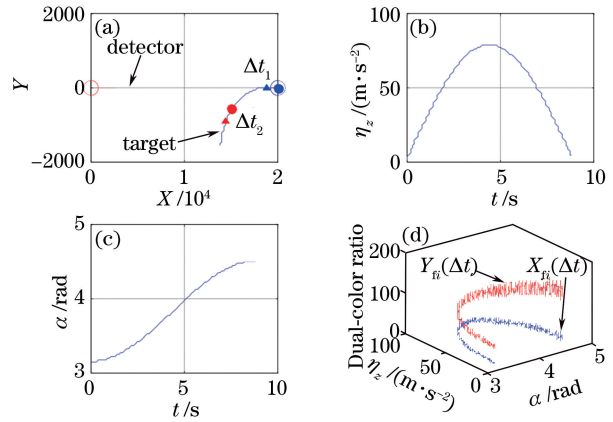


图 5 (a) 目标和机载探测器的二维运动航迹; (b) 目标横向过载随时间的变化; (c) 目标姿态角随时间的变化; (d) 双色比特特征随目标姿态角和横向过载的变化
Fig. 5 (a) Two-dimensional motion tracks of target and airborne detector; (b) target lateral overloading versus time; (c) target attitude angle versus time; (d) dual-color-ratio-feature versus target attitude angle and lateral overloading

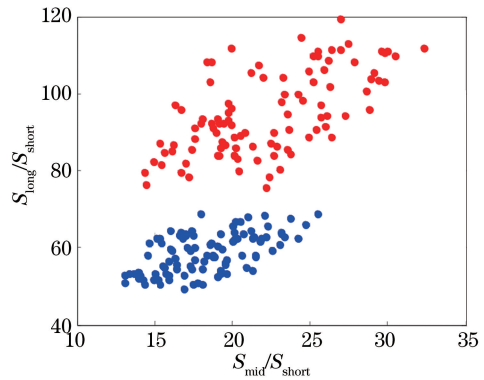


图 6 直角转弯机动的双色比特特征点分布
Fig. 6 Dual-color-ratio-feature point distribution under quarter turn maneuver

合探测器的光谱信号采样频率,为了满足最小可分概率需求,通过大量计算验证,得到特征子空间可分的最小姿态角变化量 $\Delta\alpha=6.25^\circ$,其所对应的最小可分距离阈值 $D_{th}=2.6$ 。

4 时序特征子空间的机动模式辨识

4.1 机动模式辨识方法

根据第 3 节的理论分析,不同机动模式呈现出不同的双色比特特征空间分布特性,因此,可以利用时序双色比特特征子空间的差异特性进行点目标的机动模式辨识。超远距探测条件下,由于并没有处于交战状态,点目标一般利用加速直线运动、直角转弯机动、蛇形机动和圆周机动等基本的机动模式进行战术调整,达到优化空战部署的目的。针对典型的机

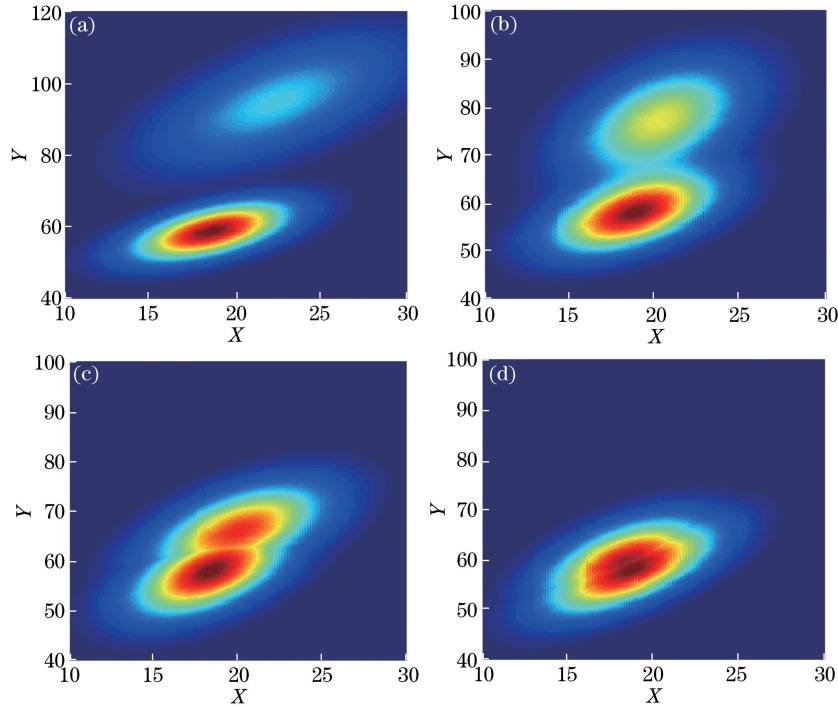


图 7 不同目标姿态角变化量下双色比特特征子空间高斯混合分布。(a) $\Delta\alpha=50.34^\circ$; (b) $\Delta\alpha=36.16^\circ$; (c) $\Delta\alpha=14.23^\circ$; (d) $\Delta\alpha=3.52^\circ$

Fig. 7 Gauss mixture distributions of dual-color-ratio-feature sub-space under different variations of target attitude angle.
(a) $\Delta\alpha=50.34^\circ$; (b) $\Delta\alpha=36.16^\circ$; (c) $\Delta\alpha=14.23^\circ$; (d) $\Delta\alpha=3.52^\circ$

动模式,提出基于时序特征子空间的机动模式辨识方法如下:

1)对多光谱点目标机动模式进行不同时段的双色比特特征采样,得到 m 个时序特征子空间 $\Phi_{tk}(\Delta t_k), \forall k=1,2,\dots,m$;

2)计算统计特征。结合特征子空间的个数,取 $N=m$,并利用 GMM 对特征子空间进行聚类分析,得到每个特征子空间聚类中心点 $C_k=(\bar{X}_{tk},\bar{Y}_{tk})$,方差 $\sigma_k(X_{tk}),\sigma_k(Y_{tk})$,协方差 $\text{cov}_k(X_{tk},Y_{tk})$ 和相关系数 $\rho_k(X_{tk},Y_{tk})$;

3)判断可分性。计算相邻聚类中心点之间的距离 $D_{k,l}(C_k,C_l)$,若存在 $D_{k,l}(C_k,C_l)$ 小于门限距离 D_{th} ,则合并相邻特征子空间 $\Phi_{tk}(\Delta t_k)$ 和 $\Phi_{tl}(\Delta t_l)$,并取 $N=m-1$,返回步骤 2),直到任意 $D_{k,l}(C_k,C_l)$ 大于 D_{th} 或 $N=1$,则停止合并;

4)计算迁移矢量。以特征空间 Φ_f 的坐标原点为参考点,计算特征子空间的迁移矢量 $\mathbf{S}_{k,k+1}=(\bar{X}_{f,k+1}-\bar{X}_{f,k},\bar{Y}_{f,k+1}-\bar{Y}_{f,k})$ 和相邻矢量夹角余弦值 $u(\mathbf{S}_{k-1,k},\mathbf{S}_{k,k+1})$;

5)判断机动模式。当 $N=1$ 或 $u(\mathbf{S}_{k-1,k},\mathbf{S}_{k,k+1})=0$ 时,判定点目标为直线运动;当 $N>1$ 时,若 $u(\mathbf{S}_{k-1,k},\mathbf{S}_{k,k+1})>0$,判定点目标为直角转弯

机动;若 $u(\mathbf{S}_{k-1,k},\mathbf{S}_{k,k+1})<0$,判定点目标为蛇形机动;若存在 $u(\mathbf{S}_{k-1,k},\mathbf{S}_{k,k+1})<0$ 和 $u(\mathbf{S}_{k-1,k},\mathbf{S}_{k,k+1})>0$,判定点目标为圆周机动。

4.2 辨识方法验证

以直线运动、直角转弯机动和圆周机动为例,进行基于时序特征子空间的机动模式辨识方法验证。假定点目标和机载多光谱探测器的初始速度 V_t 和 V_d 可设定为 300 m/s,起始相对距离为 40 km,点目标直线运动和直角转弯机动相对于探测器的初始状态为相向迎头飞行,直角转弯的平均横向过载为 $5g$,圆周机动的横向过载恒定为 $6g$,其中 g 为重力加速度;飞行高度 $h\approx 5$ km,由于不同大气层红外光谱辐射衰减系数不一样,根据文献[17],平均衰减系数为 $\bar{\mu}(\lambda)=0.4\text{ km}^{-1}$;以国外某型战机为例,利用 CAD 软件计算出战机 1:1 的迎头探测方向的有效投影面积 $A_{\text{head}}=9.32\text{ m}^2$,侧向探测方向的有效投影面积 $A_{\text{side}}=33.25\text{ m}^2$,尾后探测方向的有效投影面积 $A_{\text{head}}=7.86\text{ m}^2$;多光谱探测器采用碲镉汞材料,系统透过率 $\tau_0=0.95$,等效噪声带宽 $\Delta f=1.0\times 10^3\text{ Hz}$,光敏面积 $A_d=2.25\times 10^{-2}\text{ m}^2$,有效入瞳面积 $A_0=3.75\times 10^{-2}\text{ m}^2$,积分波段为 $2\sim 3\text{ }\mu\text{m}$ 的比探测率 $D^*(\Delta\lambda_1)=7.2\times 10^{10}$,积分波段为 $4\sim 5\text{ }\mu\text{m}$

的比探测率 $D^*(\Delta\lambda_1) = 2.0 \times 10^{10}$, 积分波段为 $10 \sim 11 \mu\text{m}$ 的比探测率 $D^*(\Delta\lambda_1) = 5.8 \times 10^{10}$, 单位为 $\text{cm} \cdot \text{Hz}^{-1/2} \cdot \text{W}^{-1}$ 。采用本文所提的数学模型, 进行 4 个时间段的双色比特特征采样, 采样时间间隔为 2 s, 采样时长 $\Delta t = 2 \text{ s}$, 每个时间段采样 100 个点。

4.2.1 直线运动辨识

通过对点目标机动模式的多谱段比值特征进行采样, 得到时序双色比特特征点分布如图 8 所示, 采用 GMM 对图 8 不同时段特征点进行聚类分析, 得到图 9(a) 所示的时序双色比特特征子空间高斯混合分布模式。计算得到图 9(a) 中 4 个时间段的特征点聚类中心按照时序分别为 $(18.04, 58.63)$ 、 $(18.52, 58.08)$ 、 $(18.26, 57.54)$ 和 $(18.18, 57.61)$, 然后计算得到相邻聚类中心距离分别为 0.73, 0.59, 0.11, 距离值均小于 $D_{th} = 2.6$, 因此合并相邻特征子空间, 得到新的聚类中心为 $(18.28, 58.36)$ 、 $(18.39, 57.81)$ 和 $(18.22, 57.58)$, 其相邻聚类中心距离为 0.56 和

0.29, 均小于 D_{th} , 继续合并, 直到得到如图 9(b) 所示的高斯混合分布模式, 此时的高斯混合分布仅为一个单高斯分布模式, 不用考虑再计算特征子空间的迁移矢量, 由 $N = 1$ 可直接判定目标做直线运动。

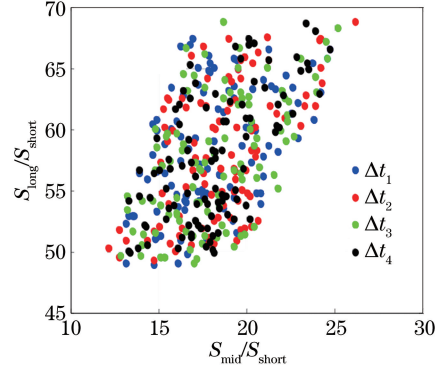


图 8 直线运动的时序双色比特特征点分布

Fig. 8 Sequential dual-color-ratio-feature point distribution under linear motion

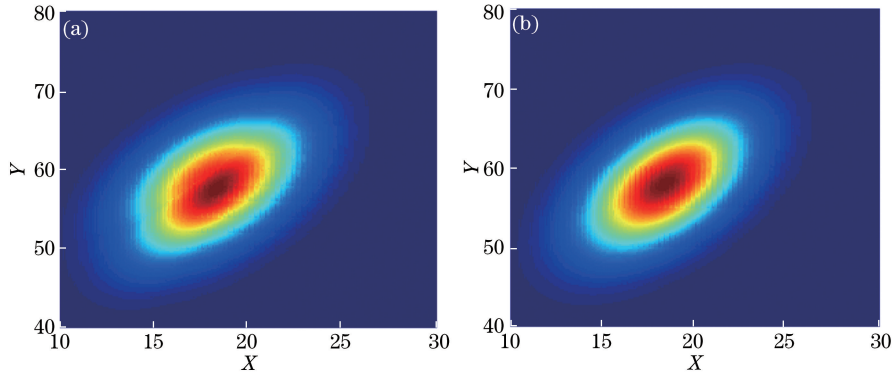


图 9 直线运动的时序双色比特特征子空间高斯混合分布。(a) 合并相邻特征子空间前; (b) 合并相邻特征子空间后

Fig. 9 Gauss mixture distributions of sequential dual-color-ratio-feature sub-space under linear motion. (a) Before adjacent feature sub-spaces merged; (b) after adjacent feature sub-spaces merged

4.2.2 直角转弯机动辨识

当采样得到的时序双色比特特征点分布如图 10 所示时, 同样先进行高斯混合聚类分析, 得到如图 11(a) 的时序双色比特特征子空间高斯混合分布模式。计算各聚类中心分别得到 $(17.58, 57.63)$ 、 $(19.84, 64.31)$ 、 $(21.12, 79.57)$ 和 $(21.74, 81.64)$, 然后计算得到相邻聚类中心距离分别为 7.05, 15.30, 2.16, 后两个聚类中心距离值小于 $D_{th} = 2.6$, 因此合并这两个相邻特征子空间, 得到新的聚类中心为 $(17.58, 57.63)$ 、 $(19.84, 64.31)$ 和 $(21.43, 80.61)$, 其相邻聚类中心距离为 7.05 和 16.38, 均大于 D_{th} , 停止合并; 继续计算相邻迁移矢量夹角的余弦值分别为 0.99 和 0.97, 由于相邻迁移矢量夹角余弦都为正值, 可判定目标做直

角转弯机动。

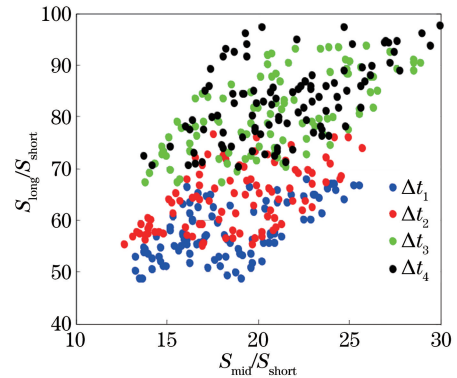


图 10 直角转弯机动的时序双色比特特征点分布

Fig. 10 Sequential dual-color-ratio-feature point distribution under quarter turn maneuver

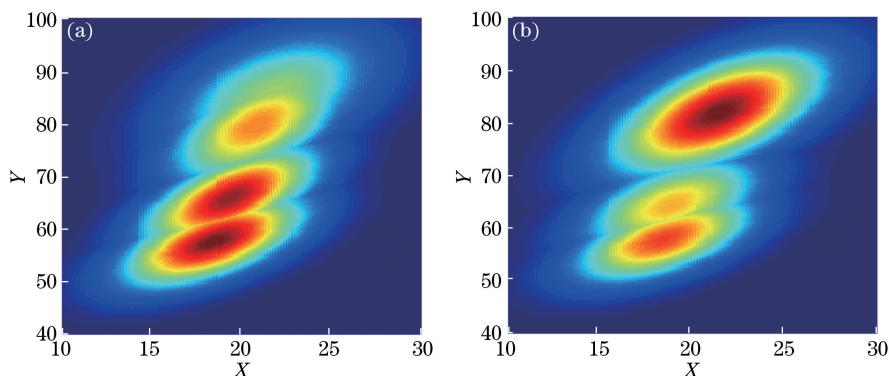


图 11 直角转弯机动双色比特特征子空间高斯混合分布。(a)合并相邻特征子空间前;(b)合并相邻特征子空间后

Fig. 11 Gauss mixture distributions of sequential dual-color-ratio-feature sub-space under quarter turn maneuver. (a) Before adjacent feature sub-spaces merged; (b) after adjacent feature sub-spaces merged

4.2.3 圆周机动辨识

当采样得到的时序双色比特特征点分布如图 12 所示时,利用 GMM 进行聚类分析,得到图 13 所示的时序双色比特特征子空间高斯混合分布模式。计算各聚类中心分别得到(8.84, 55.53)、(5.24, 21.03)、(7.99, 45.32)和(11.72, 80.96),然后计算得到相邻聚类中心距离分别为 34.69, 24.45, 35.83, 距离值均大于 $D_{th}=2.6$,因此不需要进行特征子空间的合并。计算相邻迁移矢量夹角的余弦值分别为-0.9985, -1.0000, 1.0000,由于相邻迁移矢量夹角余弦存在正值和负值,可判定目标做圆周机动。

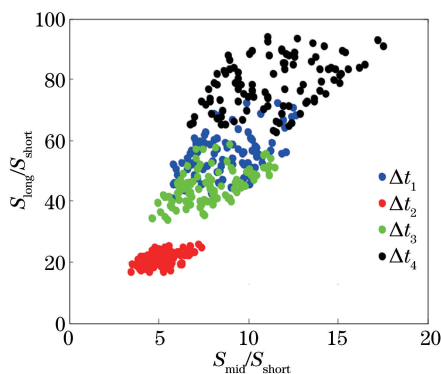


图 12 圆周机动的时序双色比特特征点分布

Fig. 12 Sequential dual-color-ratio-feature point distribution under circle maneuver

4.3 辨识结果讨论

以上研究的典型机动模式常出现在中远距(60 km以上)的空域尺度下,而对于中距(10~60 km)空战情况,目标像素尺寸仍然较小,可认为处于点源状态。由于作战任务驱动,点目标的机动模式趋于多样化和复杂化,但所提出的辨识思路仍然适用于多样复杂的机动模式辨识。对于点目标机动模式的多样化,点目标的机动可进一步划分为迎

头的机动、尾后的机动和侧向的机动,这也是中距空战常会发生的机动模式。迎头、尾后、侧向都是相对于目标机而言,虽然只是空战方位的不同,但作战意图和空战效果有着较大的差别。对于这些机动模式的辨识,只要判别出点目标初始状态,就可以根据所提出的辨识方法确定点目标机动模式。而点目标初始状态可以根据特征子空间的聚类中心位置确定,因为迎头、尾后和侧向的双色比特特征子空间分布有较大差异。对于点目标机动模式的复杂化,点目标的机动可能是基本机动模式的叠加、重复,也可能是基本机动模式的拓展或创新。虽然机动模式变得复杂,但都是由基本的机动模式演变而成,如果空战情况允许,可以延长点目标的探测监视时长,从辨识的多个基本机动模式中推断复杂机动模式或组合机动模式。

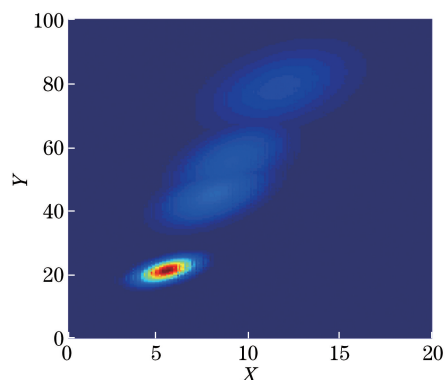


图 13 圆周机动的双色比特特征子空间高斯混合分布

Fig. 13 Gauss mixture distribution of sequential dual-color-ratio-feature sub-space under circle maneuver

为了验证所提出的辨识方法的适用性和可靠性,进一步细化机动模式类型,并利用所提出的辨识思路对细化的机动模式进行辨识。设定 100 次实验,假定光谱信号噪声服从高斯分布,且干扰强度 σ

的范围为 $[0.5, 3.0]$ 。每次实验中,随机遍历所有机动模式的编号,然后运行该编号对应的机动模式,从而获取相关的光谱信号。构建双色比特特征空间,进行模式反演辨识,辨识结果如表 1 所示。

表 1 点目标不同机动模式的识别率

Table 1 Recognition rate of different maneuvering modes of point target

Maneuvering mode	Average recognition rate	Average time /s
Head-on linear maneuver	0.99	0.077
Rear-end linear maneuver	1.00	0.075
Head-on 90° angle turn	0.87	0.070
Rear-end 90° angle turn	0.94	0.073
Head-on snake maneuver	0.96	0.081
Rear-end snake maneuver	0.95	0.082
Circle maneuver	0.96	0.082
Head-on pull up	0.88	0.071
Head-on swoop down	0.85	0.073
“8-based” maneuver	0.88	0.095
Head-on 180° angle turn	0.90	0.086
Rear-end 180° angle turn	0.91	0.087

从表 1 可以看出,点目标基本机动模式(迎头直线机动、尾后直线机动、迎头蛇形机动、尾后蛇形机动和圆周机动)的平均识别率较高,而相似或复杂机动模式(迎头直角转弯、迎头拉起、迎头俯冲、“8”字型机动和 180°回转)的平均识别率相对较低,这是由于相似的机动模式受到噪声干扰后,双色比特特征子空间的分布不稳定,从而引起误判。从平均识别时间来看,本文所提出的机动模式辨识方法实时性较高,可以做到及时判断、及时决策的空战目的,该方法对点目标的机动模式辨识具有较高的灵敏性和可分性。

5 结 论

鉴于点目标机动模式的可识别性在变化,借助点目标多光谱辐射特征,建立了双色比特特征空间模型,深入分析了双色比特特征空间的特性。分析结果表明双色比特特征空间的特性可为点目标机动模式辨识提供理论支撑,继而提出了利用时序双色比特特征子空间解决点目标机动模式辨识的方法。仿真验证结果表明,该方法简单可行且具有很高的灵敏度,对于辨识点目标机动模式具有较好的可分性,这对于获取超视距作战环境中的点目标机动信息具有重大意义。所提出的辨识方法虽然对于基本的机动模式分类具有较好的可分性,但对于划分更为细致的点目标机动模式,包括迎头直角转弯、尾后直角转弯、

迎头蛇形机动、尾后蛇形机动、迎头拉起和迎头俯冲等机动模式的辨识,需充分挖掘双色比特特征空间分布的统计规律特性,如均值、方差、峰度、偏度和高阶统计量等,这是下一步研究的重点问题。

参 考 文 献

- [1] Sun J B, Xu R H, Liu F. Research on the key technologies and the process of air combat in informationalized conditions[J]. *Flight Dynamics*, 2007, 25(1): 80-83, 88.
孙金标, 徐荣红, 刘峰. 信息化条件下空战的关键技术及空战过程研究[J]. *飞行力学*, 2007, 25(1): 80-83, 88.
- [2] Melinger J S, Laman N, Grischkowsky D. The underlying terahertz vibrational spectrum of explosives solids[J]. *Applied Physics Letters*, 2008, 93(1): 011102.
- [3] Li J M, Wang G. High-speed target recognition positioning system based on multi-spectral radiation characteristics[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(11): 3147-3152.
李建民, 王高. 基于多光谱辐射特性的高速目标识别定位系统[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(11): 3147-3152.
- [4] Wang Q, Zhu G K, Yuan Y. Multi-spectral dataset and its application in saliency detection[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2013, 117(12): 1748-1754.
- [5] Liu F, Shen T S, Ma X X. Convolutional neural network based multi-band ship target recognition with feature fusion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(10): 1015002.
刘峰, 沈同圣, 马新星. 特征融合的卷积神经网络多波段舰船目标识别[J]. *光学学报*, 2017, 37(10): 1015002.
- [6] Wang T, Tong C M, Li X M. Research on extended micro-motion target echo simulation and characteristic extraction[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(21): 210301.
王童, 童创明, 李西敏. 扩展性微动目标回波模拟与特征参数提取研究[J]. *物理学报*, 2015, 64(21): 210301.
- [7] Tian J, Cui W, Shen Q, *et al.* High-speed maneuvering target detection approach based on joint RFT and keystone transform[J]. *Science China Information Sciences*, 2013, 56(6): 062309.
- [8] Cheng J, Li L, Li H S. SAR target recognition based on improved joint sparse representation[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2014, 2014: 87.

- [9] Zhu Y L, Fan H Q, Lu Z Q. Survey of feature-based algorithms for radar target maneuver detection [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(9): 1913-1921.
祝依龙, 范红旗, 卢再奇. 基于特征的雷达目标机动检测算法综述 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 1913-1921.
- [10] Nie H T, Long K H, Ma J. Fast object recognition under multiple varying background using improved SIFT method [J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(8): 2349-2357.
聂海涛, 龙科慧, 马军. 采用改进尺度不变特征变换在多变背景下实现快速目标识别 [J]. 光学精密工程, 2015, 23(8): 2349-2357.
- [11] Cui Z G, Wang H, Li A H. Moving object detection based on optical flow field analysis in dynamic scenes [J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(8): 084203.
崔智高, 王华, 李艾华. 动态背景下基于光流场分析的运动目标检测算法 [J]. 物理学报, 2017, 66(8): 084203.
- [12] Yuan Z W, Huang S C, Xiong Z G. Application of characteristic plume spectra in recognition of boost phase ballistic target [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(2): 0230001.
苑智玮, 黄树彩, 熊志刚. 尾焰特征光谱在主动段弹道目标识别中的应用 [J]. 光学学报, 2017, 37(2): 0230001.
- [13] Kou T, Yu L, Zhou Z L, *et al.* Spectral radiant characteristic of airborne optoelectronic system detecting aerial maneuver target [J]. Acta Physica Sinica, 2017, 66(4): 049501.
寇添, 于雷, 周中良. 机载光电系统探测空中机动目标的光谱辐射特征研究 [J]. 物理学报, 2017, 66(4): 049501.
- [14] Sun C M, Zhao F, Yuan Y. Feature extraction and recognition of non-resolved space object from space-based spectral data [J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(3): 034202.
孙成明, 赵飞, 袁艳. 基于光谱的天基空间点目标特征提取与识别 [J]. 物理学报, 2015, 64(3): 034202.
- [15] Hou Q Y, Wang F G, Zhi X Y. Motion status identification of space object by analyzing time series multi-spectral signal [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(4): 0401001.
侯晴宇, 王付刚, 智喜洋. 采用时序多谱段信号分析的空间目标运动状态辨识 [J]. 光学学报, 2015, 35(4): 0401001.
- [16] Zhang T X, Weng W J, Feng J. A novel multi-scale intelligent recursive recognition method for three-dimensional moving targets [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(5): 641-658.
张天序, 翁文杰, 冯军. 三维运动目标的多尺度智能递推识别新方法 [J]. 自动化学报, 2006, 32(5): 641-658.
- [17] Wu H P. Infrared search system [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013: 80-102.
吴晗平. 红外搜索系统 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 80-102.