

基于 SPAD 阵列探测的空中运动目标识别方法

潘庆愉, 王超*, 王大鹏, 朱义君

战略支援部队信息工程大学, 河南 郑州 450001

摘要 采用单光子雪崩二极管(SPAD)组成的接收阵列,可有效提升接收端的灵敏度,这对于远距离探测成像具有重要应用价值。因成像时间受限,SPAD阵列对于空中移动目标探测的成像结果存在分辨率低、特征信息少、背景干扰噪声多等问题。针对阵列弱成像条件下的目标快速识别问题,通过分析不同空中移动目标的结构运动与位移之间的角度变化特点,提出一种基于SPAD阵列探测的空中运动目标识别方法。该方法有效解决了跟踪探测实时性要求与目标识别准确性之间的矛盾,可以在没有先验信息的条件下完成跟踪和识别任务。为进一步说明基于光流特征的分析方法的优势,以旋翼型无人机、固定翼型无人机以及飞鸟等大小、形状类似的低空飞行目标为例,通过对不同的光流角度分布进行统计分析,在近似离散点的成像条件下实现了以上3类目标的有效识别分类。

关键词 测量; SPAD阵列; 聚类; 光流特征; 识别

中图分类号 O436 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS221693

1 引言

基于单光子雪崩二极管(SPAD)的探测具有探测灵敏度高、回波速度快、系统体积小和资源利用率高的优点,能够较好地适应复杂环境下对远距离目标的探测要求^[1]。SPAD通过接收目标表面漫反射形成的激光回波,利用光子飞行时间(PToF)技术实现目标的测距和成像^[2]。由于激光观测视场较小,通常将多个SPAD组成大规模探测器阵列来提高面积覆盖率^[3]。

应用SPAD阵列识别空中运动目标主要存在以下技术难点:一是SPAD阵列探测具有较强的量子特性,需要获得一定数量的回波脉冲以便于统计分析,而对于非合作的移动目标,很难使其保持在相同位置以实现反复测量,导致信号积累的时间有限、成像效果不佳^[4];二是环境中的光噪声及SPAD器件的暗计数等均会对成像结果会造成严重干扰,返回的光子数随着距离呈平方衰减,噪声光子数却一直增加,光子信号容易淹没在大量的噪声中;三是远距离探测会发生激光和视场发散,使得SPAD阵列成像的分辨率急剧下降,目标的外形和细节特征较为模糊。针对SPAD阵列成像质量不高的问题,业界提出了多种利用像素间的空间联系来提高目标重建质量的算法^[5],但这些算法对于处理设备的算力要求极高,无法满足快速移动目标实时化探测成像需求^[6]。如果目标跟踪定位过程中只对目标位置和运动轨迹进行恢复,而不再为复原目标

的形状和纹理细节耗费算力,将节约大量的数据处理时间,对于目标的实时性跟踪识别具有重要意义。

识别空中运动目标的最直接方式是通过目标的轮廓特征实现目标的跟踪和识别,目前获得三维离散点轮廓的方法主要有包围盒、alpha-shape等。包围盒算法利用特征简单的几何体包围空间离散点集,具有构造简单、存储空间小、执行效率高等优点,但其紧密性较差,对于不规则三维成像点的冗余空间较大^[7]。alpha-shape轮廓算法具有较强的自适应能力,能获得较好的轮廓恢复效果,已被广泛用于三维离散点数据的边界提取和体积计算^[8],但该方法需要采用时间复杂度为 $O(n^3)$ 的多重遍历来确定目标轮廓,数据处理量过于庞大,也难以保证探测的实时性要求^[9]。基于聚类分析的目标识别分类方法则相对简单、高效,根据适当的距离即可覆盖聚类的所有信息,具有较低的时间和空间复杂度^[10]。

对于一般的空中移动目标,其在运动过程中的形态改变小于位移变化,并不需要在跟踪目标的过程中同步完成目标识别。可以将整个探测过程拆分为定位跟踪和目标识别两个对实时性要求不同的部分,从而调和识别效果和处理速度之间的矛盾。为此,本文提出一种基于SPAD阵列探测的光流特征识别方法,该方法可以在没有任何先验信息的前提下完成对空中移动目标的跟踪探测和识别任务。

收稿日期: 2022-09-09; 修回日期: 2022-10-14; 录用日期: 2022-10-31; 网络首发日期: 2022-11-04

基金项目: 国家自然科学基金(61901524)

通信作者: *xxgcwangchao@163.com

2 基本原理

2.1 基于聚类分析的非成像识别方法

通过聚类分析,可以从成像点的三维信息数据汇总中发现关联规则,在不还原目标形态的条件下完成对不同目标成像点的分割,并利用聚类中心的所在位置实现对目标的跟踪定位。其中,K-means算法是最常用的聚类算法^[11],其目标是将 n 个对象聚集到指定的 k 个类中,每个对象属于且仅属于一个到聚类中心距离最小的类。该算法一般选取欧氏距离作为计算数据样本之间相似性的度量^[12]:

$$d(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (1)$$

可见,欧氏距离 $d(x_i, x_j)$ 与样本 x_i 和 x_j 的差异度正相关。在获得全部样本的间距后,通过设计一定的准则

即可判断样本是否属于同一类。为使各类样本分类时的总体误差最小,一般将误差平方和函数 E 作为判断准则。对于划分的 k 个类 $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$,当聚类中心分别为 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ 时,该准则函数可以表示为

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} \|p - \mu_i\|^2 \quad (2)$$

K-means 算法在迭代过程中对聚类结果进行调整,直至 E 达到局部最小,此时各聚类中心已经基本稳定。对于非合作目标的探测结果,因聚类簇数 k 未知,需要利用肘部法则确定 k 。图 1 所示为三维离散点目标分类实验中不同探测目标数量聚类偏差效果,可以看到, E 的值随着 k 的增加不断降低,但变化幅度逐渐趋于平缓。其中, E 下降最快的位置所对应的 k 值就是探测目标的数量^[13]。

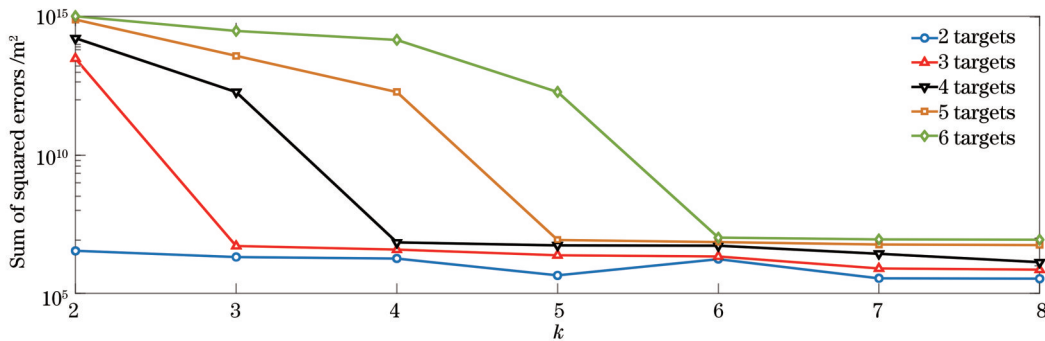


图 1 不同探测目标数量聚类偏差效果

Fig. 1 Clustering deviation effect of different number of detected targets

如图 2 所示, K-means 方法能够有效实现对离散三维数据的分类,其算法的时间复杂度为 $O(nkI_1)$,其中 I_1 表示迭代次数^[14]。

为了满足移动目标的识别需求,需要分类算法具

有实时处理能力。一般情况下,实时成像要求帧频不低于 30 frame/s。在 K-means 分类过程中,大部分变化通常出现在前几次迭代, I_1 通常很小。因此, K-means 方法的时间复杂度基本上与数据点数量 n 呈线性相关

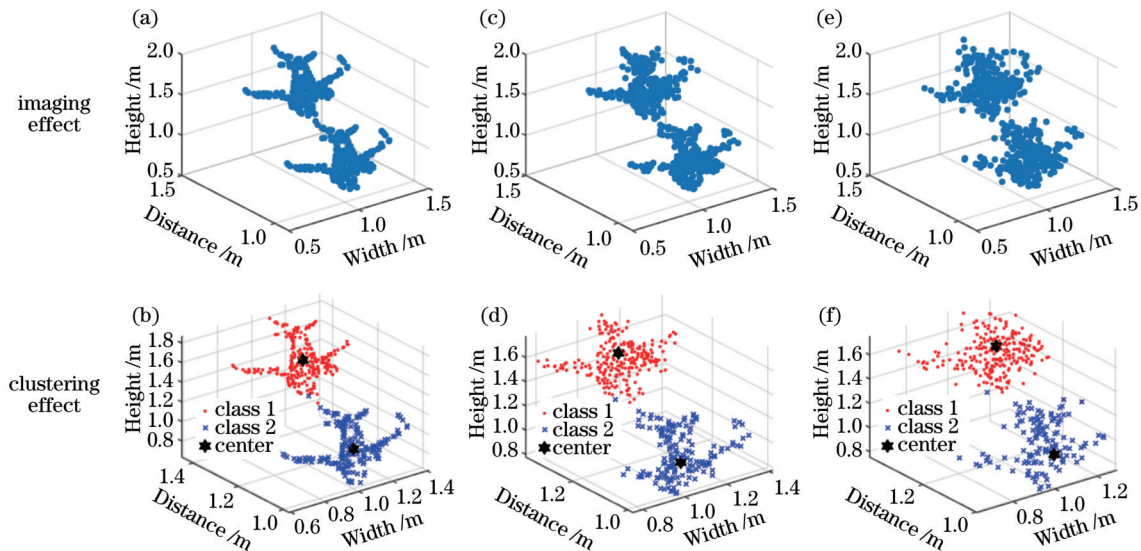


图 2 K-means 方法的目标分类效果。(a)(b)原始成像;(c)(d)弱噪声条件;(e)(f)强噪声条件

Fig. 2 Target classification effect of K-means method. (a)(b) Original images; (c)(d) weak noise condition; (e)(f) strong noise condition

关系。目前最大规模的 SPAD 阵列的成像点数仅为 1200×900 , 而单个 CPU 的时钟频率已达到 5.8 GHz, 在 1/30 s 内完成该数量级的单帧数据处理是容易实现的^[15]。

K-means 方法不需要提前了解目标样本的特征, 且各帧成像结果的聚类处理过程相对独立, 因此可以有效完成对非合作移动目标的分类定位。由最小二乘法匹配原则及拉格朗日中值定理可知, μ_k 等于 C_k 各样本点的平均值^[16]。对于轮廓连续的刚体目标, 聚类中心 μ_k 一般在目标成像点云之内并且较为稳定。通过记录不同数据帧中目标聚类中心位置的变化, 可以得到目标的运动位移。为实现目标的有效跟踪, 需要准确掌握各聚类中心在不同成像帧之间的对应关系。与传统激光雷达不同, SPAD 阵列探测的结果因源于盖革模式的光电响应, 其成像点不具有强度信息, 故无法利用强度特征区分不同目标的聚类中心, 需要设计有效方法实现多个聚类目标在不同成像帧间的有效配准。

可以通过为 $\mu_i (0 < i \leq k)$ 附加不同的强度信息实现不同帧间聚类中心的有效配准。一个简单的思路是将误差平方和准则函数 E 拆解为各个聚类分函数 $E_i (0 < i \leq k)$, 并将其作为 μ_i 点的强度值。此外, 在相同的探测条件下, 同一个目标在不同帧的成像结果应具有相近的结构特征, 而不同的目标因结构差异导致簇平均密度一般不同, 故也可将各聚类簇的密度作为聚类中心的配准依据。对于某一聚类簇 C_i , 其内任意样本点 x_p 的密度为

$$\rho(x_p) = \sum_{p=1, x_p \neq x_q}^{n_i} \frac{\sum_{q=1}^{n_i} d(x_p, x_q)}{d(x_p, x_q)}, \quad (3)$$

式中: n_i 为簇 C_i 中点的个数; $d(x_p, x_q)$ 表示两点间的欧氏距离。此时, 该簇的平均密度^[17] ρ_i 可以表示为

$$\rho_i = \frac{\sum_{p=1}^{n_i} \rho(x_p)}{n_i}. \quad (4)$$

如果以上设定成立, 即可通过求得目标聚类中心 μ_i 在不同成像帧中的位移来实现对相关目标的探测跟踪, 并将特征值 (E_i, ρ_i) 中相对稳定的参数作为最终的聚类配准依据。经过配准后, 所得结果应为不同目标的图像集合。

2.2 基于平面光流的运动场描述形式

聚类过程没有还原图像特征, 故需要考虑选取其他特征进行判断。考虑到不同的物体具有相对独立的运动方式及运动姿态, 可以根据不同的运动特征完成对目标的分类判别。空中飞行目标的运动方式较为复杂, 很难简单通过速度及加速度等信息完成目标判定。在一定的光照条件下, 可以通过分析多帧图像光流场变化近似得到目标空间运动的变化趋势^[18]。假定成像

点在 $p(x, y)$ 到 $p'(x + u, y + v)$ 的足够小位移过程中, 其灰度 I (即所含强度信息) 保持不变, 则存在如下光流约束方程:

$$\frac{\partial I}{\partial X} u + \frac{\partial I}{\partial Y} v + \frac{\partial I}{\partial Z} = 0. \quad (5)$$

式中: 位移量 (u, v) 被称为光流^[19]。

因式(5)没有解析解, 各类光流算法通过引入不同的假设条件来求解光流信息。在众多的光流算法中, 局部光流算法因具有计算量小、受噪声干扰少等优点, 更适宜在此场景中应用。局部光流算法假定在一个很小的空间邻域 Ω 内光流保持恒定, 其中的全部像素点均能满足式(5)的要求, 这样就能构建数量为像素点个数的超定方程, 再通过最小二乘法即可得到 (u, v) ^[20]。目前主要采用二维矢量图、彩色编码图等表示方法来描述光流场。其中, 二维矢量图法主要对某局部光流场进行放大, 将位移前后的成像点 p 与 p' 相连形成的向量 $\overrightarrow{pp'}$ 表示 p 点的光流。

由于光流法利用二维光流场来模拟三维运动信息, 需要将三维成像结果映射到二维平面上。对于空中移动目标, 必然需要克服自身重力, 并产生对应方向的运动。为了便于观察空中目标的运动特征, 应在水平方向对三维结果进行投影。对于 SPAD 阵列探测得到的某点 $P(X_c, Y_c, Z_c)$, 三维坐标分别表示该点的宽度、高度及深度信息。投影前后目标点的位置情况如图 3 所示。

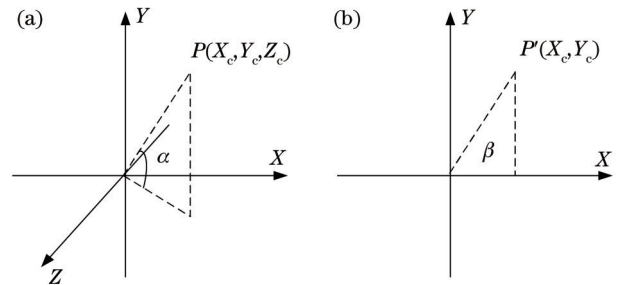


图 3 水平投影前后目标点的位置情况。(a) 水平投影前; (b) 水平投影后

Fig. 3 Positions of target point before and after horizontal projection. (a) Before horizontal projection; (b) after horizontal projection

图 3(a)、(b) 中, 成像点水平方向与垂直方向的角度 α 和 β 分别表示为

$$\alpha = \arctan \frac{Y_c}{\sqrt{X_c^2 + Z_c^2}}, \quad (6)$$

$$\beta = \arctan \frac{Y_c}{|X_c|}, \quad (7)$$

且 $\alpha, \beta \in (0, \pi)$ 。由此可知, α 和 β 具有相同的角度范围 (即同为锐角、直角或钝角), 除目标处于径向运动 (此时 $X_c = 0$, 无论垂直方向的运动情况如何, θ 均为 $\pi/2$)

外,投影过程均不影响对夹角类型的判断。

如果通过直接去除深度信息的方式实现降维,会出现多个目标互相重叠的问题,且无法从图像中辨别目标距离的远近。因此,采用图 4 所示的降维映射方法,完成三维成像结果到二维图像的转化。

拟投影的图像平面与 SPAD 阵列之间的距离为 f , 其二维投影点 $p(X, Y)$ 与 P 之间存在以下映射关系:

$$Z_c \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

利用式(8)完成所有三维点的映射后,即可通过光

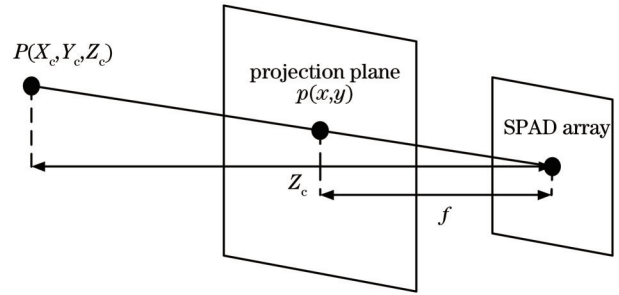


图 4 降维映射原理

Fig. 4 Dimension reduction mapping principle

流处理算法实现对所探测目标的平面图形进行特征识别。降维映射效果如图 5 所示。

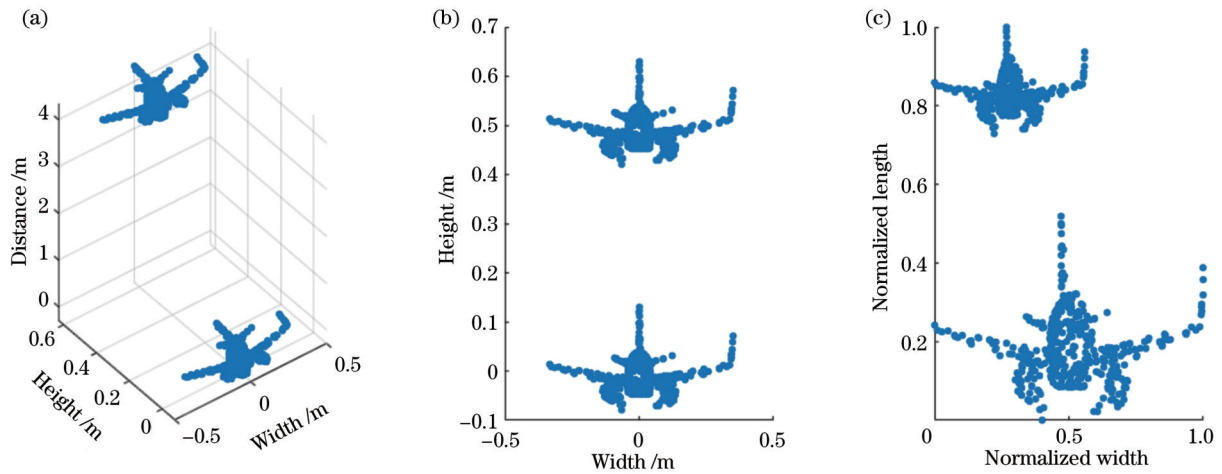


图 5 降维映射效果。(a)三维成像结果;(b)直接投影;(c)小孔成像投影

Fig. 5 Effects of dimension reduction mapping. (a) 3D imaging result; (b) direct projection; (c) keyhole imaging projection

由式(8)可知,对于小孔成像投影结果,目标在平面上的运动夹角满足以下关系:

$$\theta = \arctan \frac{Y}{X} = \arctan \frac{Y_c}{X_c} = \beta. \quad (9)$$

由此可知,小孔成像投影可以如实反映三维目标在水平方向的角度运动趋势,故其作为降维映射的方法是较为合适的。

2.3 基于飞行原理的方向角形成分析

为了更好地描述光流特征分析方法的应用优势,以旋翼型无人机、固定翼型无人机以及飞鸟为例对该方法进行说明。3类目标大小相似,很难直接通过散点分布的成像结果进行辨别,而如何区别飞鸟和无人机也一直是困扰低空雷达目标识别的难点。3类飞行目标的运动特征如图 6 所示。

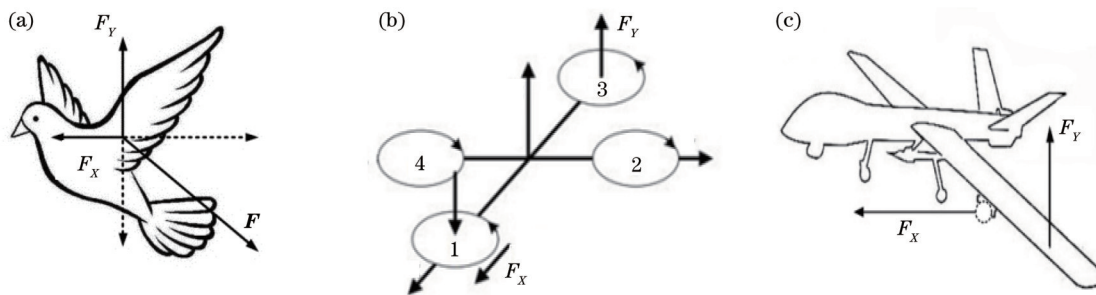


图 6 3类飞行目标的运动特征。(a)飞鸟;(b)旋翼型无人机;(c)固定翼型无人机

Fig. 6 Motion characteristics of three flight targets. (a) Bird; (b) rotary wing UAV; (c) fixed wing UAV

如图 6(a)所示,飞鸟在飞行过程中为了克服重力的影响和实现向前运动的目标,需要依靠由扇动翅膀

导致的上下压力差,使空气对其形成向前的动力 F_x 和向上的升力 F_y 。由力的合成与分解原理可知,飞鸟在

运动中其翅膀受力 F 的方向与其整体前进方向一般成大于 $\pi/2$ 的钝角。如图 6(b) 所示, 旋翼型无人机各旋翼对称分布在机体同一高度平面上, 且外形大小和组成结构都相同, 旋翼的桨叶由飞控系统的电机驱动。该类飞行器主要依靠调节各旋翼桨叶的旋转速率和方向实现对飞行器进轨迹和运动姿态的调整^[21]。这种运动方式使得该类目标始终存在垂直方向的动力 F_Y 及运动位移, 故该类目标在 $\pi/2$ 附近的直角方向的运动向量占比相对较大。如图 6(c) 所示, 固定翼无人机的空中飞行姿态与普通飞机相似, 主要依靠机翼或尾部的发动机提供前进的动力 F_X 。机翼的特殊形状使得其下方的流速低于上方的流速, 由伯努利原理可知, 机翼上下方形成压强差, 为飞行器提供了向上的升力 F_Y 。在飞行过程中, 飞行器的各组成部分几乎不发生运动形变, 因此其不能像飞鸟一样产生大于 $\pi/2$ 的运动角向量, 而主要以小于 $\pi/2$ 的锐角方向向前运动。

3 分析与讨论

根据 SPAD 阵列的探测特点, 将整个探测区域划分为均匀的网格, 通过平均体素抽稀使得每个网格的成像点密度基本一致, 从而减少了成像点稀疏不均对簇平均密度分布的影响。选定两个不同物体的成像结果进行探测点随机抽取和 K-means 分类测试, 为模拟 SPAD 概率探测的特点, 每次测试的探测点均按照标明的探测点 n_i 在抽稀后的成像点中随机抽取。在每个物体成像结果的第二组测试中增加位移向量 $s = (7\text{ m}, 10\text{ m}, 10\text{ m})$, 用于模拟不同帧中运动目标成像的聚类效果。目标成像结果的聚类中心点 μ_i 、误差平方和 E_i 、簇平均密度 ρ_i 与探测点数量 N_i 的关系如表 1 所示。

从表 1 可以看到, 基于 SPAD 阵列的探测方法对于同一探测目标的 μ_i 、 E_i 、 ρ_i 等均保持相对稳定, 具有较强的鲁棒性。当被测物体位置发生移动时, 聚类中心也发生等向量的位移, 可以证明通过物体的聚类中心可以实现对目标运动变化的准确描述。误差平方和 E_i 虽然可以清晰反映不同目标的特征, 但可以看到其存在两个明显的缺陷: 一是数值过大, 导致存储、处理相关数据的难度增大, 在成像点数量较多时表现尤为

表 1 聚类中心各参数与探测点数量之间的关系

Table 1 Relationship between cluster center parameters and number of detection points

Random detection	N_i	μ_i / m	E_i / m^2	ρ_i
	100	(0.12, -0.10, 0.10)	122222.3	3.4960
Target 1 (1st)	200	(0.11, -0.06, 0.33)	457673.8	3.3826
	300	(-0.07, -0.04, 0.28)	1048898.5	3.4139
Target 1 (2nd)	100	(7.06, 10.95, 10.13)	131700.3	3.6291
	200	(6.93, 10.91, 10.31)	477853.0	3.4563
	300	(7.00, 10.95, 10.24)	1125930.9	3.5370
Target 2 (1st)	100	(-0.27, 0.93, 0.12)	1765.9	0.4202
	200	(-0.26, 0.93, 0.10)	6316.1	0.3947
	300	(-0.27, 0.96, 0.08)	16452.7	0.4276
Target 2 (2nd)	100	(6.75, 11.97, 10.11)	1638.7	0.4048
	200	(6.76, 11.90, 10.08)	6478.6	0.4024
	300	(6.75, 11.92, 10.08)	15076.6	0.4093

明显; 二是与探测点数的相关度过高, 在实际探测中因 SPAD 阵列概率成像以及光照不均匀等问题导致探测点数不一定能时刻保持稳定, 此时极易出现聚类中心判定错误的情况。对于相同的目标, 其簇平均密度 ρ_i 不受外界探测因素影响, 基本维持恒定; 对于不同的目标, 该值具有较强的差异性和较高的区分度。

经小孔映射后, SPAD 阵列成像结果趋近于二维相机的成像结果。结合实际条件, 采用来源更为丰富、图像连续性更高的普通相机拍摄视频来模拟 SPAD 阵列对移动目标的连续探测结果。对于每个 SPAD 阵元像素, 其接收的光子信号是目标回波在噪声共同作用下的结果, 而噪声含量较高时会对图像质量产生严重影响, 造成目标特征识别困难。由于 SPAD 采用数字计数器来产生离散的数据输出, 其主要干扰噪声为泊松噪声。为了尽可能准确地模拟在远距离复杂环境下 SPAD 阵列对于空中移动目标的成像效果, 在飞行目标的成像过程中增加了较强的泊松噪声。如图 7 所示, 此时已经无法通过外形特征来辨别飞行目标的形态特征, 但从光流检测结果看, 仍然可以探测到不同的光流变化特征。

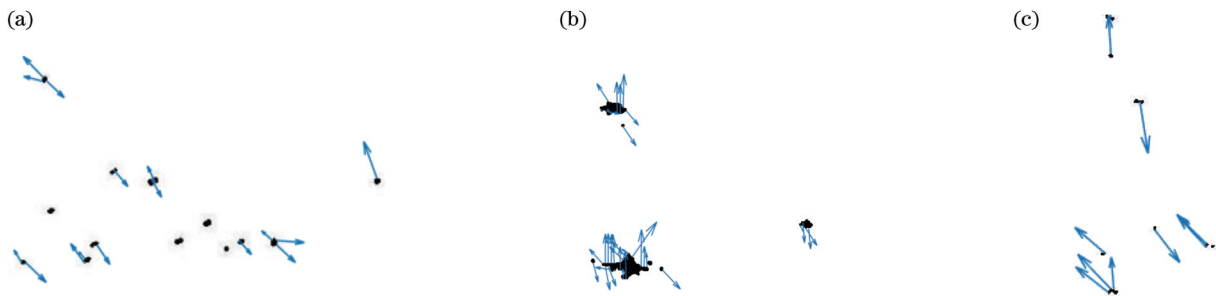


图 7 3 类目标的光流检测结果。(a) 飞鸟; (b) 旋翼型无人机; (c) 固定翼型无人机

Fig. 7 Optical flow detection results of three targets. (a) Bird; (b) rotary wing UAV; (c) fixed wing UAV

对于不同的探测距离和目标运动强度,其光流向量的模会有所不同,但光流信息中的方向(即角度)信息 $F_{\text{orientation}}$ 始终处于 $0 \sim \pi$ 范围,可以设定三类光流角度分别为光流锐角 A_{acute} 、光流直角 A_{right} 和光流钝角 A_{obtuse} 。数学中直角仅限于角度值为 $\pi/2$ 的角,而实际探测过程中会受到目标振动及测量精度等因素的影响,垂直运动会存在一定角度的摆动区间。为避免过拟合导致直角光流向量过于稀少,应当对直角向量的范围增加一定上下浮动区间。为此,对光流角 $A_{\text{lightflow}}$ 的定义如下:

$$A_{\text{lightflow}} = \begin{cases} A_{\text{acute}}, & 0 < F_{\text{orientation}} < \frac{\pi}{2} - \epsilon \\ A_{\text{right}}, & \frac{\pi}{2} - \epsilon \leq F_{\text{orientation}} \leq \frac{\pi}{2} + \epsilon \\ A_{\text{obtuse}}, & \frac{\pi}{2} + \epsilon < F_{\text{orientation}} < \pi \end{cases} \quad (10)$$

角度浮动区间 ϵ 应根据实际应用条件,经多次实

验拟合得出。本实验设定 $\epsilon = \pi/50$ 。

在聚类过程中,已经对所有目标进行分割。故在光流分析过程中,只需要考虑单个飞行目标的识别分类问题。固定翼型无人机、旋翼型无人机和飞鸟因不同的飞行原理而具有相异的光流角度特征,通过对不同目标光流角度的分布情况进行统计分析,即可实现对飞行目标的辨别。3类飞行目标的光流角度信息仿真结果如图 8 所示。

如图 8(a)所示,在对飞鸟的探测结果中,基本以锐角光流向量为,但各类角度的光流向量都有涉及,特别是存在多个钝角光流向量。如图 8(b)所示,对旋翼型无人机的光流探测结果中,依然以锐角光流向量为,但直角光流向量占比相对较高,特征较为明显。如图 8(c)所示,固定翼型无人机的光流向量主要为锐角和直角向量,但受到探测器的抖动和偶发噪声的影响,固定翼型无人机运动过程中依然会出现个别钝角光流向量。虽然最终的判定是根据多个成像帧的统计

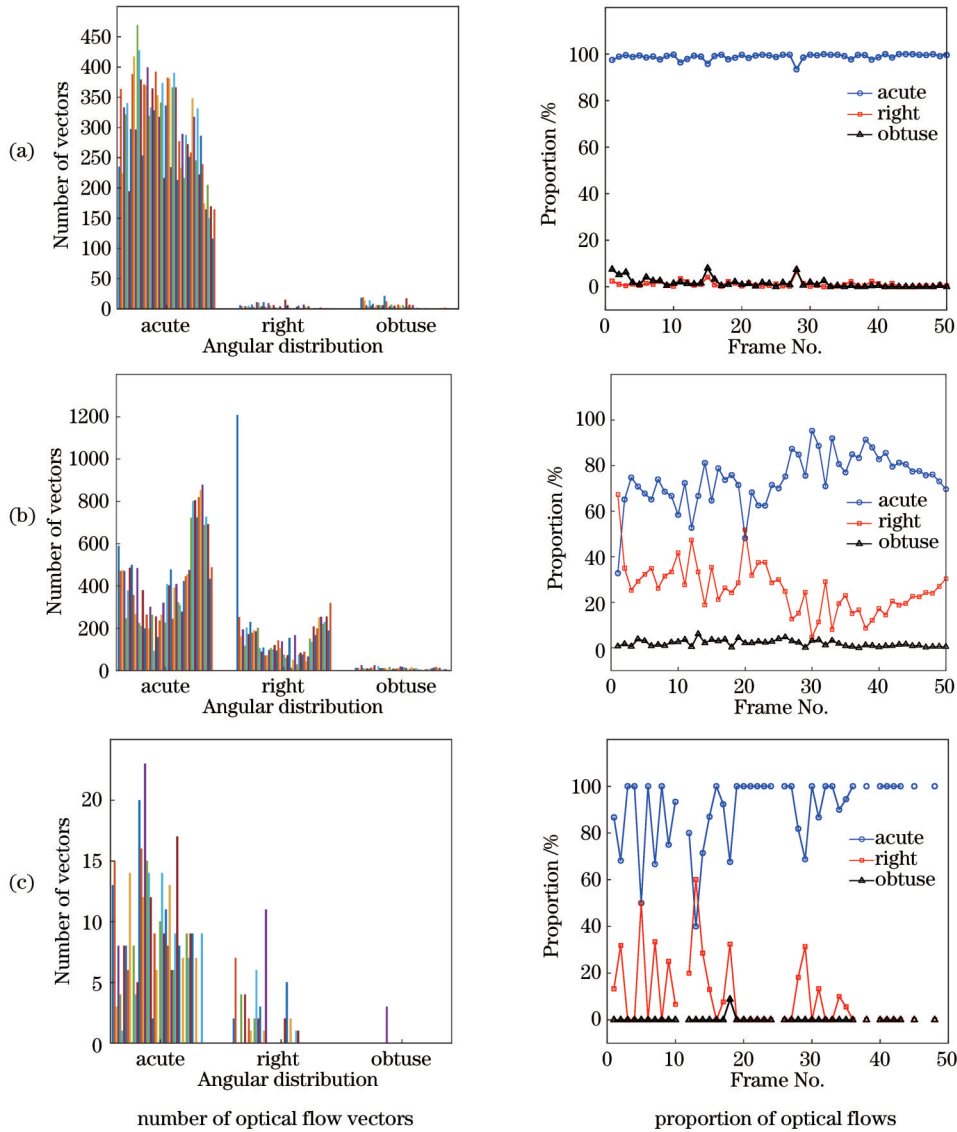


图 8 3类飞行目标的光流角度信息。(a)飞鸟;(b)旋翼型无人机;(c)固定翼型无人机
Fig. 8 Optical flow angle information of three flight targets. (a) Bird; (b) rotary wing UAV; (c) fixed wing UAV

结果给出,抖动和噪声的干扰对于探测时间较为充分的探测结果影响不大,但对于实时性要求较强、干扰较大的探测场景,必须要去除此类干扰的影响。

在实现目标判定的过程中,主要依据光流向量中的方向信息。光流向量的模值与目标判定结果相对独立,故基于模值的变化情况对识别结果进行校验。由前面的分析可知,光流向量的模值等于成像点在前后两帧探测图像中目标的位移值。在远距离探测条件下,目标映射到二维平面后的位移量一般较为平稳。如果在成像帧中出现模值异常大的光流向量,则可以

判定测量结果中存在较大的偶发干扰,应在统计过程中将该帧的光流结果予以剔除。由于目标在空中的运动并不是匀速运动,很难对其设定统一的模阈值。为此,可以选取某一帧中模值最大的两个光流向量,将其模值之差作为判定依据。如果某一帧的模差远远超过其他帧,则可认为该帧存在偶发干扰。如图 9 所示,光流向量模值突然增大的第 18 帧对应的即是出现钝角向量的成像帧。剔除该帧后,整体光流角向量的实验统计结果与理论分析结果一致。综上,对于非合作的空中移动目标的光流特征识别流程如图 10 所示。

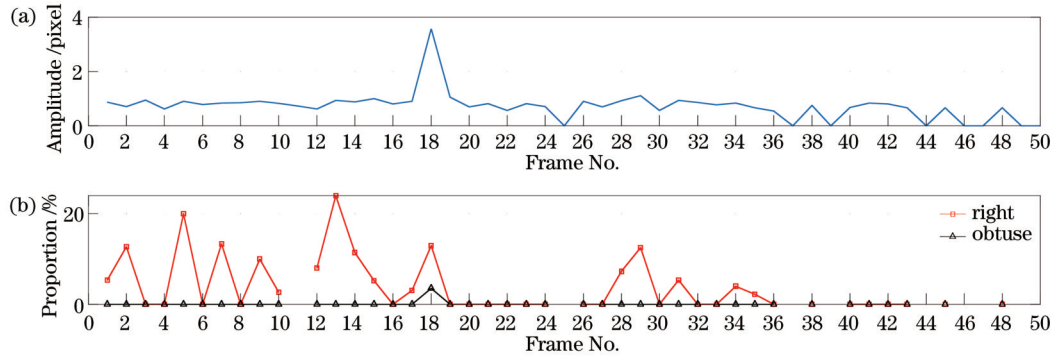


图 9 光流异常帧的幅值和角度分布(以固定翼型无人机为例)。(a)最大幅值分布;(b)角度分布

Fig. 9 Amplitude and angle distribution of optical flow abnormal frame (taking fixed wing UAV as an example). (a) Maximum amplitude distribution; (b) angle distribution

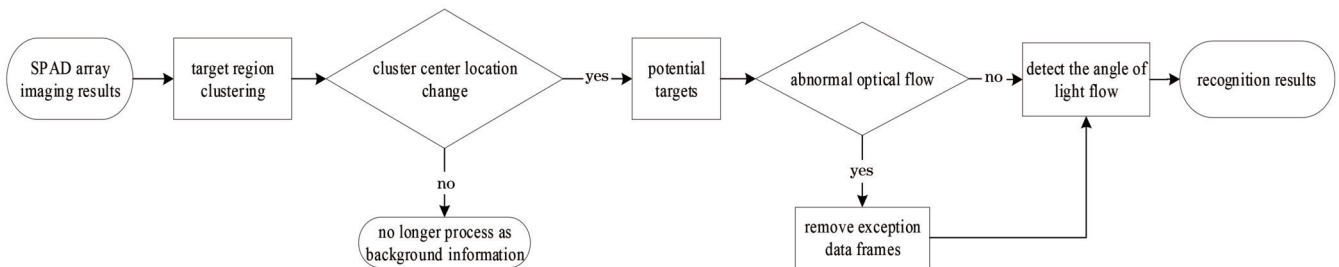


图 10 空中移动目标的光流特征检测流程

Fig. 10 Optical flow detection process for air moving target

4 结 论

受限于概率性响应的特点,SPAD阵列对于远距离的空中移动目标的探测成像效果不佳。采用传统的目标识别方法,在分辨率低、特征缺失、噪声干扰严重的阵列成像条件下,因数据处理量大、消耗时间长,难以兼顾跟踪探测的实时性和目标识别的准确性。为缓解实时性与准确性之间的矛盾,将探测过程拆分为跟踪和识别两个对时间要求不同的部分。结合对不同低空飞行器运动特征的分析,提出一种基于SPAD阵列探测的光流特征识别方法。该方法在没有任何先验信息的前提下,即可完成对低空移动目标的跟踪监测和识别分类任务。在实现目标分类的过程中,所提方法利用的是飞行目标最本质的运动特征,故不受各类外形伪装的干扰,具有较为广泛的适用性。

参 考 文 献

- [1] Buller G, Wallace A. Ranging and three-dimensional imaging using time-correlated single-photon counting and point-by-point acquisition[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics, 2007, 13(4): 1006-1015.
- [2] Zhang C, Lindner S, Antolovic I M, et al. A CMOS SPAD imager with collision detection and 128 dynamically reallocating TDCs for single-photon counting and 3D time-of-flight imaging [J]. Sensors, 2018, 18(11): 4016.
- [3] Henriksson M, Jonsson P. Photon-counting panoramic three-dimensional imaging using a Geiger-mode avalanche photodiode array[J]. Optical Engineering, 2018, 57(9): 093104.
- [4] 周鑫, 杨坚, 李松. 星载单光子激光雷达海面回波信号模型[J]. 光学学报, 2021, 41(19): 1928002.
Zhou X, Yang J, Li S. Model of sea surface echos from spaceborne single photon lidar[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41 (19): 1928002.
- [5] Altmann Y, Ren X M, McCarthy A, et al. Lidar waveform-based analysis of depth images constructed using sparse single-

- photon data[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(5): 1935-1946.
- [6] 陈松懋, 郝伟, 苏秀琴, 等. 光子计数成像算法的研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(18): 1811010.
Chen S M, Hao W, Su X Q, et al. Research progress on photon counting imaging algorithms[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(18): 1811010.
- [7] 燕楠, 林支慨. 基于包围盒与碰撞的模型填充算法研究[J]. 软件工程, 2022, 25(3): 5-8.
Yan N, Lin Z K. Research on model filling algorithm based on bounding box and collision[J]. Software Engineering, 2022, 25(3): 5-8.
- [8] 张鹤, 李东升, 陈爱军. Alpha-Shapes 分段改进算法在三维模拟树枝体积扫描测量中的应用[J]. 中国测试, 2021, 47(3): 49-58.
Zhang H, Li D S, Chen A J. Application of Alpha-Shapes segmentation improvement algorithm in 3D simulation of branch volume scanning measurement[J]. China Measurement & Test, 2021, 47(3): 49-58.
- [9] 李世林, 李红军. 自适应步长的 Alpha-shape 表面重建算法[J]. 数据采集与处理, 2019, 34(3): 491-499.
Li S L, Li H J. Surface reconstruction algorithm using self-adaptive step alpha-shape[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2019, 34(3): 491-499.
- [10] 陈西江, 林嘉颖, 韩贤权, 等. 基于指数函数密度聚类模型的室内物体提取[J]. 中国激光, 2022, 49(11): 1104001.
Chen X J, Lin J Y, Han X Q, et al. Extraction of indoor objects based on exponential function density clustering model[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(11): 1104001.
- [11] Jain A K. Data clustering: 50 years beyond K-means[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(8): 651-666.
- [12] Liberti L, Lavor C, Maculan N, et al. Euclidean distance geometry and applications[J]. SIAM Review, 2014, 56(1): 63-69.
- [13] 王全民, 胡德程. 基于 Spark 的 K-means 快速聚类算法的优化[J]. 计算机仿真, 2022, 39(3): 344-349.
Wang Q M, Hu D C. Optimization of K-means fast clustering algorithm based on spark[J]. Computer Simulation, 2022, 39(3): 344-349.
- [14] 蒋庆丰, 李梓, 程晓旭. K-Means 聚类算法研究及图形演示的实现[J]. 信息技术, 2010, 34(3): 23-25.
Jiang Q F, Li Z, Cheng X X. Research on K-Means clustering algorithm and realization of graphical representation[J]. Information Technology, 2010, 34(3): 23-25.
- [15] Villa F, Severini F, Madonini F, et al. SPADs and SiPMs arrays for long-range high-speed light detection and ranging (LiDAR)[J]. Sensors, 2021, 21(11): 3839.
- [16] 袁云, 狄慧鸽, 王坤, 等. 基于多维数据的云相态精细识别技术[J]. 光学学报, 2022, 42(12): 1228002.
Yuan Y, Di H G, Wang K, et al. Fine identification technology of cloud phase using multidimensional data[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(12): 1228002.
- [17] 段桂芹. 基于改进密度的簇内均值最小距离聚类算法[J]. 智能计算与应用, 2021, 11(12): 82-86.
Duan G Q. Minimum distance clustering algorithm based on improved density[J]. Intelligent Computer and Applications, 2021, 11(12): 82-86.
- [18] Ammar A, Fredj H B, Souani C. Accurate realtime motion estimation using optical flow on an embedded system[J]. Electronics, 2021, 10(17): 2164.
- [19] Sghaier S, Farhat W, Souani C. Novel technique for 3D face recognition using anthropometric methodology[J]. International Journal of Ambient Computing and Intelligence, 2018, 9(1): 60-77.
- [20] 类智方, 孙平, 代晴. 典型光流算法在条纹位移测量中的分辨力和测量范围[J]. 光学学报, 2020, 40(3): 0320001.
Lei Z F, Sun P, Dai Q. Discussion on resolution and measuring range of typical optical flow algorithm in fringe displacement measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(3): 0320001.
- [21] 马宇昕. 集群无人机避碰避障控制方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2018: 15-17.
Ma Y X. Research on collision and obstacle avoidance control method of UAV swarm[D]. Tianjin: Tianjin University, 2018: 15-17.

Recognition Method of Moving Targets in the Air Based on SPAD Array Detection

Pan Qingyu, Wang Chao*, Wang Dapeng, Zhu Yijun

Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou 450001, Henan, China

Abstract

Objectives The receiving array composed of single-photon avalanche diodes (SPADs) can effectively improve the sensitivity of the receiving end, which has important application value in the field of remote detection and imaging. For moving targets in the air, it is difficult to obtain stable target echoes due to the limited single-pixel acquisition time. In particular, in long-distance conditions, the laser energy attenuates significantly in the channel transmission process, which makes the number of echoes detected by the SPAD array in imaging lessen. As the detector does not fully accumulate the echoes, the difficulty of target recognition rises due to the lack of target image features in its imaging results. For the accurate detection of such targets, target recognition methods are required to make full use of limited echo information. Through the method of image reconstruction, the image quality can be optimized to a certain extent, so as to improve the system's ability to recognize the measured target. However, image reconstruction requires a long processing time, which is difficult to meet the real-time requirements of moving target monitoring. For timely and effective identification of moving targets in the air, the detection system should have the ability to quickly process image information.

Methods Under the condition of array imaging with low resolution, few features, and serious noise interference, traditional image processing methods and contour processing methods can hardly ensure timeliness and accuracy due to a large amount of data and great time consumption. When the weak imaging result of the SPAD array is directly used for target recognition, it does not require high-quality reconstruction of the target shape and texture. Hence, it can effectively reduce the data requirements of image reconstruction and the complexity of algorithms and is of great significance for realizing real-time monitoring of long-distance moving targets in the air. For a common low-altitude aircraft, its deformation rate is far lower than its displacement change during the movement, and thus, it is not necessary to recognize the target synchronously during target tracking. Therefore, the following solution is proposed: the detection process can be divided into two parts, *i. e.*, target tracking and target recognition. On the basis of target positioning and tracking in a single imaging frame, multiple imaging frames are used for target recognition to neutralize the contradiction between recognition effect and processing speed. Upon the above considerations, this paper proposes an optical flow method based on clustering analysis and optical flow features.

Results and Discussions The method proposed in this paper can accomplish real-time tracking and recognition of moving targets in the air without any *a priori* information (Figs. 1-2). Considering the complexity of the moving mode of the airborne flying target, it is necessary to simulate three-dimensional motion information with a two-dimensional optical flow field. Since dimensions are reduced by the direct removal of depth information, the overlapping problem of multiple targets occurs. Therefore, this paper uses the projection method of aperture imaging to convert motion information to optical flow information (Figs. 3-5). To verify the effectiveness of the proposed method, this paper obtains more effective classification criteria through the statistics and analysis of the optical flow angle data of "low, slow, and small" targets and verifies the feature recognition results of optical flow angles according to the change in the value of the optical flow mode (Fig. 8). Upon the removal of the imaging frames with abnormal moduli, the experimental statistical results of the overall optical flow angle vector are consistent with the theoretical analysis results (Fig. 9). In target classification, this method uses the essential motion characteristics of the flying target, which is free from the interference of various types of shape camouflage and has a wide application scope.

Conclusions Under the condition of array imaging with low resolution, few features, and serious noise interference, it is difficult to consider real-time detection and accurate target recognition by traditional target recognition methods due to the massive data to be processed and the huge time consumption. To alleviate the contradiction between timeliness and accuracy, this paper proposes an optical flow feature recognition method on the basis of the flight characteristics of different targets, which overcomes the recognition difficulty caused by poor array imaging effects. Due to limited time, this paper only conducts experiments and analysis on typical targets such as fixed wing UAVs, rotary wing UAVs, and birds. In the future, it is expected that the optical flow recognition method will be extended to more targets such as airships, balloons, and gliders to prove the universal applicability of this method in long-range aerial target detection. As the hardware processing capability is enhanced, the method of image feature recognition will have more advantages in real-time target detection, which should be the focus of future research.

Key words measurement; SPAD array; clustering; optical flow characteristics; detection