

靶场测量中跟踪目标的多尺度多级模糊聚类分类算法

穆治亚, 魏仲慧, 何昕

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

摘要: 靶场测量中的连发弹目标数量较多, 需要对此目标进行分类跟踪, 文章提出了一种多尺度多级模糊聚类的分类算法, 首先对靶场测量中的多连发目标的特性进行分析, 定义了3种不同的类目标群序列, 其次针对模糊聚类算法必须先验确定聚类初始点以及聚类中心的缺陷, 在此基础上加入尺度因子, 并根据目标群的位置信息以及运动方向信息进行多级聚类, 最后通过多次聚类实验证明分类结果能够满足靶场测量中的多连发目标的分类要求。

关键词: 红外多目标跟踪; 模糊聚类; 尺度因子

Multi-scale and Multi-level Fuzzy Clustering Algorithm for Tracking Targets in Range

Mu Zhiya, Wei Zhonghui, He Xin

(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: The number of the tracking targets is so big as to do classifying for better tracking in the range. the article proposes multi-scale-level classify algorithm based fuzzy clustering algorithm. First, we give different conception for three various target groups by analyzing the motion characteristics of the target group. Then, the fuzzy clustering algorithm must has the clustering initial location and the clustering centre, In accordance with the problem, we add the scale factor, then making multi-level clustering according to the location and moving direction of the targets. Finally, Many experiments indicate that, the algorithm proposed in the article can content the classifying demand for the multi-continuous targets in the range.

Keywords: infrared multi-target tracking; fuzzy clustering algorithm; scale factor

0 引言

根据目前靶场实际测量需求, 需要考虑跟踪 10 个以上的多批次连发目标群, 随着跟踪目标数量的增多, 算法需要处理的数据量会成倍增加, 算法的硬件实现也会更加困难, 需要消耗的硬件资源随着目标数量的增加而增大。靶场测量中连发目标进入视场方式也不尽相同, 如连发目标同时同向进入经纬仪视场或者是依次先后顺序进入经纬仪视场, 而且由于目标数量众多, 目标之间的干扰或交汇也会使目标的运动轨迹发生改变。因此, 多批次连发目标的实时跟踪问题较为复杂。此外, 靶场测量中光学测量设备的视场有限, 多连发目标的运动状态又比较随机, 单台经纬仪很难对试验时的所有连发目标进行同时跟踪, 如何充分利用靶场现有的光测设备实现多连发目标的实时跟踪是本文需要解决的问题。因此本文在结合靶场现有测量设备的条件下, 需要提出一种能对靶场测量中的多目标进行实时捕获、实时分类的方法, 将此多目标群分类为两个或者两个以上, 利用不同的经纬仪对得到的不同类目标分别跟踪处理。本文详细分析连发目标群的特性、经纬仪的视场, 综合靶场多连发目标实时跟踪的需求的基础上, 提出一个合理的多目

标群分类算法。

1 多批次连发目标的运动特性分析

本文通过获取连发目标弹道规律、落点与落速, 为连发目标的性能评定和改进提供依据。本文重点考虑跟踪 10 个以上的多批次连发目标群, 此类多目标群依据实际靶场发射的方式不同, 会产生不同的图像序列。为此, 我们总结了靶场测量中的多连发目标群的特点: 1) 目标数量多, 且目标成像大小约为 3×3 像素。2) 目标运动状态不同。每个目标的运动方向比较随机; 3) 目标群占有的视场较大, 传统的地平式跟踪架构经纬仪视场有限, 红外探测器的视场大小通常为 $2.5^\circ \times 3.4^\circ$, 在天顶角 15° 附近有天顶跟踪盲区, 当目标涵盖范围广时, 单视场往往很难包含所有的红外目标, 这时就会出现丢失目标的现象。

根据以上对靶场实际试验测量中的多批次连发多目标群的特点分析, 我们定义了以下两种不同的红外图像跟踪序列。

定义 1: 红外多目标同时进入经纬仪的视场中, 此类目标群的特点是 10 个以上目标同时进入视场; 目标运动方向总体上的一致, 只是扩散方向不同。此类红外图像序列称为空间序列。如图 1 所示。

定义 2: 连发多目标先后依次进入经纬仪视场中, 此类目标群的特点是目标运动状态不同, 依据运动方向、轨迹、速度等特征大致可以分为两类或两类以上; 两组目标交汇时会互相干扰, 容易造成误跟踪。此类红外图像序列称为时间序列。如图 2 所示。

收稿日期: 2014-05-22; 修回日期: 2014-07-14;

基金项目: 吉林省自然科学基金项目(201115124)。

作者简介: 穆治亚(1985-), 助理研究员, 博士, 主要从事数字图像处理及红外多目标跟踪方向的研究。

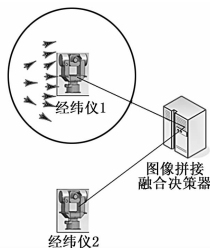


图 1 空间序列示意图

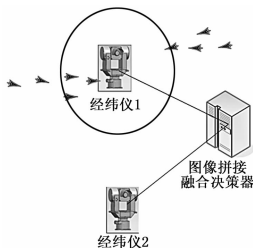


图 2 时间序列示意图

2 基于多尺度多级 FCM 的目标群分类算法

对于靶场测量中的多批次连发多目标的跟踪是一个实时跟踪过程，而靶场测量中的目标数量较多，实时跟踪难以实现，因此需要增加一个有效的红外多目标分类算法，来合理的将整个目标群进行分类规划，将多目标群合理有效的分为 2 个或者 2 个以上的类目标群。类目标群的目标个数不超过 5 个。

靶场测量的多批次连发目标的分类问题是一种无监督的分类问题。对此目标群的分类过程没有特定的目标样本进行参考。在无监督分类中的分类方法主要是对没有样本标签的样本进行相似性判断，对于特征相似的样本聚类一类。目前最常用最理想的无监督分类方法是聚类分析技术^[1]。聚类算法就是利用样本间的相似性度量或者相似性准则函数对输入的样本集合进行分组，并且有很好的聚类效果。

2.1 聚类理论介绍

假设输入样本集 $X = \{x_1, \dots, x_j, \dots, x_n\}$ ，其中 $x_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{js}\}^T$ ，并且 $x_j \in \mathbf{R}^s$ ，每个 x_{ji} ($0 < i < s$) 作为一个特征量。聚类尝试寻找对于样本集 X 的一个 K 划分结果， $C = \{C_1, \dots, C_K\}$ ($K \leq n$)，将样本集 X 划分为 K 类。使得：

- 1、 $C_i \neq \varphi, i = 1, \dots, k$;
- 2、 $\bigcup_{i=1}^K C_i = X$;
- 3、 $C_i \cap C_j = \varphi, i, j = 1, \dots, K \quad i \neq j$

聚类的基本过程分为 4 个步骤：特征提取、聚类算法设计、聚类有效性分析以及结果解释分析。为了说明经典聚类方法的性能，我们将 30 个目标进行 3 分类为例，所有的可能划分为 2×10^{14} 种，这是一个很庞大的数据量，为了能够更好的对目标进行分类，在经典的聚类理论上，引申出很多种基于不同模型、不同相似性准则的聚类算法。如基于误差平方和最小化准则的聚类、核聚类、谱聚类、图论聚类以及模糊聚类等。

模糊 c 均值 (FCM) 算法要求在分类之前手动初始化聚类中心，然后利用公式 (4) 进行迭代到聚类中心。FCM 能够对输入样本集按照设定的聚类中心进行很好的聚类。但是 FCM 也存在一些问题：

- 1) FCM 算法对于噪声和野值点比较敏感；

2) FCM 采用迭代下降的算法，其对初始化的聚类中心或者隶属度矩阵敏感，不能保证收敛到全局最优解，有可能收敛到局部极值或鞍点；

3) 聚类个数必须事先确定，聚类中心点也必须要有先验知识，这对求解靶场测量中目标的运动随机性问题几乎是不可能的。

由于靶场测量中多目标分类跟踪过程有如下特殊性：1、多目标群没有先验知识，我们无法获得目标群的聚类个数；2、每个目标群的中心位置事先无法确定，必须通过实际数学过程求解；因此本文旨在克服传统 FCM 缺陷的基础上，提出一种能够不用事先确定数据聚类个数以及聚类中心位置的聚类算法。

2.2 基于多尺度多级 FCM 的多目标群分类算法

由图像预处理、阈值分割后得到目标的样本集合 $X = \{x_1, \dots, x_j, \dots, x_n\}$ ，其中每个特征向量 x_n 内包含目标的位置坐标信息 (x, y) ，运动方向 θ 。 $x_n = (x, y, \theta)^T$ ，我们需要对所有的多目标样本进行多分类。

为了简单概括靶场测量中的多目标运动情况，我们把多目标的轨迹放在二维像平面上进行阐述。靶场多目标的运动状态不尽相同，为了更好的对目标跟踪，我们的目的是将运动状态相似的目标作为同类目标群，由图 3 (a) 可以看出，目标 A 类包含的目标的运动位置接近，目标运动方向大致相同。与 A 类不同的 B 类目标群虽然运动方向与 A 相同，但是其位置距离 A 类目标群相对较远，如果 A 与 B 作为一类目标进行跟踪的话，同时跟踪的目标数量为 7 个，对于多目标跟踪算法来说又无法实时实现。因此 A 与 B 类目标群必须分为两类。而 C 类目标与 A、B 两类目标间的特征相似度相差较远，此目标由于多目标交汇时有个别目标的运动轨迹发生突然变化而出现的“突发现象”，称为孤目标。此目标在某种程度上更能反映武器的某种特性，而且经过一段时间的运动之后，C 类孤目标一定会偏离 A、B 目标群，因此更应该将其单独划分为一类。

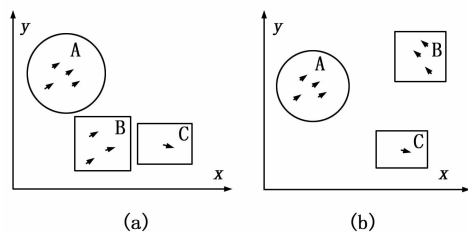


图 3 靶场测量中多批次连发目标的运动情况图

在实际的靶场测量过程中，我们无法获取多批次连发目标的先验知识，即不知道多目标的运动情况如图还是图所示。因此本文在经典 FCM 算法基础上，提出了一种无监督多尺度多级 FCM 算法。此算法在 FCM 的基础加入尺度因子 η ，并优化了聚类中心点初始位置，对靶场测量中的多目标分类过程进行多尺度多级聚类，使聚类算法无需事先确定数据的聚类个数以及聚类中心的初始位置。

无监督多尺度多级 FCM 算法的目标函数如下：

$$\text{Minimize } J_{fcm}(U, V, \eta) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m (d_{ij}^2 + \eta) \quad (1)$$

其中： $\eta > 0$ ， $d_{ij}' = d_{ij}^2 + \eta$

多尺度 FCM 算法的迭代公式如下：

$$u_{ij} = \frac{n}{\sum_{k=1}^c \sum_{l=1}^n \left(\frac{d_{ij}'}{d_{ik}}\right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (2)$$

$$v_{ij} = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \cdot x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad 1 \leq i \leq c \quad (3)$$

在此我们分析多尺度因子 η 对聚类结果的影响。为了更好的描述多尺度因子的性质, 我们给出如下定理。

定理 1: 当 $\eta \rightarrow +\infty$ 时, FCM 算法将 $X = \{x_1, \dots, x_j, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^s$ 所有点划分为同以聚类中。

定理 2: 当 $\eta \rightarrow 0^+$ 时, FCM 算法将输入样本 X 中 n 个目标划分为 n 个聚类。每个目标占用不同的类别。

对于给点的数据集合 X , 我们做出以下定义。

定义 3: 当 $\eta \geq \eta_{\max}$ 时, 如果 FCM 将所有样本点分为一类, 则称 η_{\max} 为多尺度因子的上界。

定义 4: 当 $\eta \leq \eta_{\min}$ 时, FCM 将数据集合 X 中的每个目标分别分为不同的聚类, 则称 η_{\min} 为多尺度因子的下界。

因此 $\eta \in [\eta_{\min}, \eta_{\max}]$, 但是 η 取 $[\eta_{\min}, \eta_{\max}]$ 中哪个值会使聚类结果最有效, 文献 [5] 中利用聚类结果的有效性证明, 对于一个有效的聚类个数 $n^{(q)}$, 可以选择在区间内的不接近临界点的位置来设定 η 的取值, 记:

$$A_{n^{(q)}} = \{\eta \in [\eta_{\min}, \eta_{\max}]; n(\eta) = n^{(q)}\} \quad (4)$$

取 $\eta^* \in A_{n^{(q)}}$, 使得:

$$|\eta^* - \sqrt{\alpha^{(q)} \beta^{(q)}}| = \min_{\eta \in A_{n^{(q)}}} \{\eta - \sqrt{\alpha^{(q)} \beta^{(q)}}\} \quad (5)$$

那么就选择 $\eta = \eta^*$ 作为聚类个数 $n^{(q)}$ 的最优聚类尺度划分因子。并且文献 [5] 给出了 η_{\max} 的估计值。

$$\tilde{\eta}_{\max} = \frac{2 \sum_{j=1}^n \|x_j - \bar{x}\|}{n-1} \quad (6)$$

通过对靶场测量中的运动目标进行分析发现, 目标的位置特征能够很好的反映目标在当前帧的状态信息, 而运动方向特征更能够反映目标在之后数帧内的状态信息。因此本文采用多级 FCM 对靶场测量中的所有目标进行二级聚类, 首先通过位置信息对多目标群进行第一级聚类, 通过对第一级分类结果进行目标数量判断, 然后对于目标数量大于 5 的类目标群分别进行关于运动方向相似准则的二级聚类。在此我们给出多尺度多级 FCM 的多目标分类流程:

1) 对于给定的多目标特征集 $X = \{x_1, \dots, x_j, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^s$, 利用公式 (6) 确定 η 的上界值 $\tilde{\eta}_{\max}$, η_{\min} 取整数 0 即可;

2) 通过聚类的有效值指标, 利用公式 (4)、(11) 选择合适的尺度因子 η ;

3) 以 3×3 九点初始位置, 利用公式 (2)、(3) 对目标间的位置距离相似性准则进行迭代收敛, 并找到相应的收敛点;

4) 对数据点进行分类, 将收敛到同一稳定点的数据点分为一类;

5) 统计基于距离聚类后不同类目标群的目标特征及数量;

6) 对于类目标群内目标数量大于 5 的类, 转入步骤 1, 更新多目标特征集合、需要分类的目标数量和 η 的取值;

7) 同理以 3×3 九点初始位置, 利用公式 (2)、(3) 对目标间的运动方向相似性准则进行迭代收敛, 并找到相应的收敛点;

8) 同步骤 4);

9) 分类结束, 输出分类数量 n 及类目标群中心点脱靶量。

3 实验结果及分析

对本文提出融合多尺度多级 FCM 的模糊聚类算法在 CPU 为 Intel (R) Core (TM) i7-3770 CPU @3.4 GHz 3.4 GHz 内存为 8 GB 的 PC 机上, 采用 Matlab 软件进行实验验证。

实验一: 首先进行多尺度多级 FCM 对于尺度因子的不同取值得到的聚类实验, 数据库为人工模拟的一组样本集 X_{data1} , 共 67 个目标样本。采用多尺度多级 FCM 中的第一级聚类, 以目标样本间距离相似性作为聚类准则。针对多尺度因子 η 的不同取值得到的不同聚类结果如图 4 所示。其中图 4 (a) 为原样本数据集合; 4 (b) 为 $\eta = \tilde{\eta}_{\max}$ 的聚类结果; 4 (c) 为 $\eta = 0.5\tilde{\eta}_{\max}$ 的聚类结果; 4 (d) $\eta = 0.25\tilde{\eta}_{\max}$ 的聚类结果。

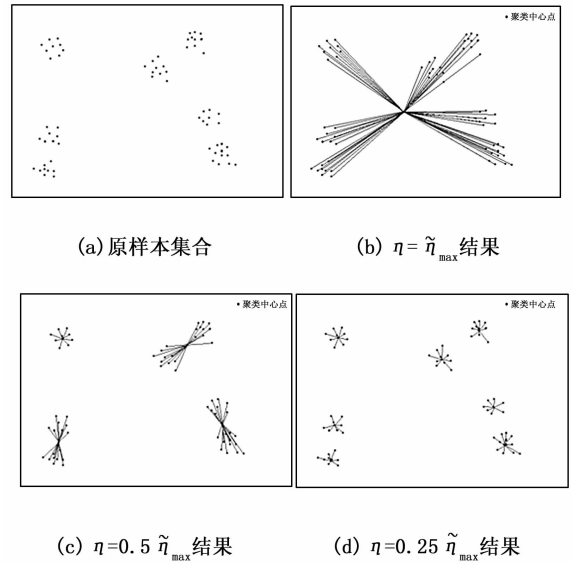


图 4 原样本集合与不同 η 取值得到的不同聚类结果

由公式 (6) 得出尺度因子上界值 $\tilde{\eta}_{\max} = 165.8036$, 最佳尺度因子 $\eta^* = 0.25\tilde{\eta}_{\max}$ 对 η 取不同的值得到的结果可以看出, 在 $\eta = 0.25\tilde{\eta}_{\max}$ 的聚类结果为 7 类, 按照目标的区域分布来判断聚类效果, 我们得出 $\eta = 0.25\tilde{\eta}_{\max}$ 时的聚类结果优于其他取值, 证实了本算法的有效性。

实验二: 对多尺度多级 FCM 的分类性能进行试验验证。同样人工模拟一组样本集 X_{data2} , 样本集中包含 19 个目标, 并且赋予目标具有位置特征以及运动方向特征。通过实验验证多级 FCM 的分类效果。其中表 1 为数据库集合, 集合内包括目标的位置和运动方向信息。图 5 为原样本集合与多级 FCM 的聚类结果, 其中 5 (a) 为原样本集合; 5 (b) 为第一级距离相似性准则聚类结果; 5 (c) 为第二级运动方向准则聚类结果。

由图 5 可以看出, 多尺度多级 FCM 算法经过第一级基于距离准则的聚类结果将目标编号 1~10 聚为一类, 目标编号 11~15 聚为第二类, 目标编号 16~19 聚为第三类。由表数据库可以看出, 目标编号 1~10 内的 10 个目标的运动方向不同,

(下转第 186 页)