

SAR 目标检测中的聚类算法改进

杨志国 黄晓涛 周智敏

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 长沙 410073)

摘要 合成孔径雷达(简称 SAR)自动目标识别(简称 ATR)算法是一个标准的目标检测算法,该算法分为 3 级: Prescreener、Discriminator 和 Classifier,处于 Prescreener 级和 Discriminator 级之间的聚类算法对于检测算法的整体性能有重要的影响。为此首先介绍了常规聚类算法的聚类步骤,然后针对实际应用情况分析了常规算法在聚类过程中存在的问题,并从图像数据读取顺序和准聚类中心计算方法两个方面对聚类算法进行了改进,基于两幅实际 SAR 图像得到的聚类结果验证了聚类算法改进的有效性。

关键词 SAR ATR 聚类算法 聚类中心 伴随权系数

中图分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)11-2132-07

Clustering Algorithm Improvement in SAR Target Detection

YANG Zhi-guo, HUANG Xiao-tao, ZHOU Zhi-min

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract The synthetic-aperture radar (SAR) auto target recognition (ATR) algorithm developed at Lincoln Laboratory is a standard algorithm for target detection/recognition. It has three main stages: a prescreener, a discriminator and a classifier. The clustering algorithm between the prescreener stage and the discriminator stage is significant for the performance of the detection algorithm. This letter introduces the steps of the common clustering algorithm and analyzes its disadvantages. We improve the common clustering algorithm from two aspects of the read sequence of image data and the calculation means of clustering quasi-center coordinates. The clustering results based on two actual images testify the efficiency of improved clustering algorithm.

Keywords SAR ATR, clustering algorithm, clustering center, concomitant weight coefficient

1 引言

SAR 是一种主动式高分辨率雷达,可全天时成像^[1,2],其首要任务是进行军事侦察,发现和识别敌方战术目标^[3,4],为我方进行有效的战略部署提供依据。通常情况下,许多军事目标,如装甲车、坦克、卡车等,主要由金属材料制成,对电磁波有较强的后向散射,易形成大的 RCS(radar crossing section),因此有利于 SAR 进行检测和识别^[2]。SAR 目标检测中,检测算法一直有着重要的地位,检测算法的优劣

将直接影响 SAR 目标检测的性能。目前已提出的目标检测算法有多种^[5-7],其中大多数是采用单一特征进行目标检测的方法,较系统的检测流程是美国 Lincoln 实验室提出的 SAR ATR 算法^[3],该算法也是目前 SAR 目标检测领域公认的优秀算法,该算法分为 3 级: Prescreener、Discriminator 和 Classifier,这 3 级结构形式已经成为很多研究机构采用的经典检测模式^[8,9]。3 级结构中, Prescreener 级和 Discriminator 级之间通过一个聚类算法进行连接,聚类算法完成的功能是将经 Prescreener 级处理得到的图像进行聚类,并将所得聚类中心送到

基金项目:国家自然科学基金项目(60402034)

收稿日期:2006-10-25;改回日期:2007-03-26

第一作者简介:杨志国(1979 ~),男。中国人民解放军 94326 部队工程师。2007 年于国防科学技术大学电子科学与工程学院获信息与通信工程专业博士学位。主要研究方向为超宽带合成孔径雷达目标检测技术。E-mail: yzhgdd@163.com

Discriminator 级形成感兴趣区域 (简称 ROI), Discriminator 级将在形成的 ROI 内进行目标特征提取和鉴别。因此,聚类算法在 SAR 目标检测算法中具有非常重要的作用,聚类算法的好坏将在很大程度上影响 SAR 目标检测算法的总体性能。本文介绍了 SAR 目标检测算法采用的常规聚类算法,分析了常规算法在聚类过程中存在的两个问题,并针对这问题提出了一系列聚类算法改进方案,通过对常规算法和改进算法聚类结果的比较验证了算法改进的有效性。

2 常规聚类算法的描述及性能分析

2.1 Lincoln SAR ATR 算法简介

Lincoln SAR ATR 算法为 3 级结构,整体框图如图 1 所示。



图 1 Lincoln SAR ATR 系统整体框图

Fig. 1 Diagram of Lincoln SAR ATR system

Lincoln SAR ATR 算法 3 级结构分别为 Prescreener、Discriminator 和 Classifier,其中 Prescreener 级通过一个双参数恒虚警 (简称 CFAR) 检测器来快速寻找 ROI, Discriminator 级通过提取一系列目标特征来消除自然杂波,而 Classifier 级则通过分类器来消除人造杂波,实现检测目标的分类。

(1) Prescreener 该部分通过一个双参数 CFAR 检测器来快速寻找 ROI, 双参数 CFAR 检测器的数学表达式为

$$\frac{X_i - \hat{\mu}_c}{\hat{\sigma}_c} > K_{CFAR} \quad (1)$$

式中, X_i 为待检测像素灰度值, $\hat{\mu}_c$ (下角 c 代表 clutter) 为杂波灰度的均值估计, $\hat{\sigma}_c$ 为杂波灰度的均方差估计, K_{CFAR} 是由虚警概率确定的一个常数。CFAR 检测过程即根据式 (1) 来确定检测对象的属性: 当待检测像素灰度值满足式 (1) 时, 该像素点作为目标点置 1, 反之, 则作为杂波点置 0。一幅原始的实图像经 CFAR 检测得到一幅对应的 0-1 二值图像, 由于目标通常由多个像素点组成, 为了方便下一步的目标特征提取, 需要首先对 0-1 二值图像进行聚类, 从而得到一系列聚类中心, 然后把围绕聚类中心一定范围内的区域 (比如 30m × 30m) 作为 ROI

送到 Discriminator 级。

(2) Discriminator 根据 Prescreener 级得到的 ROI, Discriminator 级首先确定目标的具体位置及相对飞行方向的旋转角, 确定方法如下: 用一个跟目标尺寸相当的矩形方框在 ROI 内部同时进行平移和旋转, 根据矩形方框内部能量最大的原则确定出目标的具体位置和旋转角。最后在确定的矩形方框内部进行目标特征提取, Discriminator 级的最后一步是把提取的目标特征组成一个特征向量, 由此特征向量根据式 (2) 计算出目标的二次距离 $d_t(X)$ (下角 t 代表 target)。

$$d_t(X) = \frac{1}{n} (X - \hat{M})^T \hat{\Sigma}^{-1} (X - \hat{M}) \quad (2)$$

式中, X 为待检测目标特征向量, n 为提取特征数, \hat{M} 、 $\hat{\Sigma}$ 是由训练数据训练得到的目标参考特征向量和特征向量相关矩阵, 最后根据计算得到的目标二次距离 $d_t(X)$ 判断检测对象的属性。

(3) Classifier 本文讨论内容主要与 Lincoln SAR ATR 算法前两级相关, 因此对 3 级结构的 Classifier 级不做详细说明。

2.2 常规聚类算法及其性能分析

由上一部分对 Lincoln SAR ATR 算法的介绍可以看出, 该算法中聚类算法的作用是对由 CFAR 检测得到的 0-1 二值图像进行聚类, 将相互距离处于一定范围之内的非零像素点聚到一起, 计算得出一个聚类中心, Discriminator 级将根据 Prescreener 级送来的聚类中心得到本级需要的 ROI, 并在此 ROI 内完成目标特征提取和鉴别。设一幅大小为 $M \times N$ 的 SAR 图像经 CFAR 检测后得到的 0-1 二值图像为 $A = \{a_{i,j}\}$, 其中, $i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$, 用于判断两像素是否属于同一目标区域的距离阈值为 D , 则 SAR 目标检测算法采用的常规聚类算法步骤如下:

(1) 按图像行列顺序依次读入图像 A 中各元素值 $a_{i,j}$: 若 $a_{i,j} = 0$, 继续读取下一元素; 若 $a_{i,j} = 1$, 转入下一步操作。

(2) 依次计算 $a_{i,j}$ 与 L 个已存准聚类中心 $\{[x_1, y_1, k_1], [x_2, y_2, k_2], \dots, [x_L, y_L, k_L]\}$ (其中 $[x_l, y_l]$ 为准聚类中心坐标, k_l 为第 l 个准聚类中心已聚元素个数) 之间的距离 $\{d_1, d_2, \dots, d_L\}$: 若 $L = 0$ 或 $d_1, d_2, \dots, d_L > D$, 则将上述非零元素作为一个新的准聚类中心进行存储即 $x_1 = i, y_1 = j$ 或 $x_{L+1} = i, y_{L+1} = j$; 设 $R = \{d_1, d_2, \dots, d_L\}$, 若 R 中存在一个子集 $S =$

$\{s \mid s \in \mathbf{R} \text{ 且 } s \leq D\}$, 则对子集 \mathbf{S} 中最小元素对应的第 q 个准聚类中心进行下一步操作。

(3) 对第 q 个准聚类中心进行如下运算:

$$x'_q = \frac{1}{k_q + 1} [x_q \times k_q + i] \quad (3)$$

$$y'_q = \frac{1}{k_q + 1} [y_q \times k_q + j] \quad (4)$$

$$k'_q = k_q + 1 \quad (5)$$

从而得到第 q 个准聚类中心汇聚元素 a_{ij} 后的更新值, 然后转入步骤 1。

(4) 对 \mathbf{A} 中所有元素完成上述操作后, 将所聚点个数 k_i 值过小的部分聚类中心作为虚假聚类中心去除。

以上为 SAR 目标检测算法中常规聚类算法的主要步骤, 它的基本思想是通过判断读入点与准聚类中心之间距离和预定阈值的大小关系来确定同一目标区域所包含的像素点, 通过将已包含像素点坐标取平均的方式得到聚类过程中的准聚类中心坐标及最终的聚类中心坐标。聚类算法在目标检测中的作用是形成聚类中心以方便 Discriminator 级由此得到 ROI, 由于 ROI 的大小直接决定后续信号处理的运算量, 因此应尽可能减小 ROI 的半径, 这就要求聚类算法能够将聚类中心较好地锁定在目标中心附近区域, 以保证 Discriminator 级以聚类中心为中心点划定的 ROI 以尽可能小的半径值包含整个目标。

聚类算法在目标检测的实际应用中存在一个关键的问题和一个重要的不利因素。关键问题是用于确定同一目标区域距离阈值的选取, 合适的阈值可以产生好的聚类结果; 反之, 如果选择的阈值偏大: 一方面, 将导致更多杂波点进入目标聚类区域, 使得最终得到的聚类中心发生严重偏离。另一方面, 如果相邻两个目标距离较近, 将可能会导致混叠聚类, 由两个目标聚类得到一个处于两个目标之间的聚类中心, 上述两个方面都将使得 Discriminator 级的信号处理过程无法进行; 如果选取的阈值偏小, 那么在目标聚类过程中可能会发生目标聚类分裂, 由一个目标聚出两个或多个聚类中心, 这也会对后续的处理造成不利。重要的不利因素就是杂波干扰, 尽管 Prescreener 级的 CFAR 检测可通过设置较低的虚警概率去除大多数杂波, 但是一方面, 虚警概率不能过低, 否则会使目标像素点受到很大损失; 另一方面, 即使是为数不多的杂波像素点, 也可以对常规聚类算法的聚类结果构成较大威胁, 使聚类中心严重偏

离目标区域中心位置, 为后续的特征提取和鉴别造成极大不便。

由上述分析可以得出常规聚类算法存在如下两个方面的问题:

(1) 常规聚类算法中图像 \mathbf{A} 的数据读取顺序问题。常规聚类算法对图像 \mathbf{A} 中数据的读入是按照图像行列的顺序依次读入, 在此数据读取顺序情况下, 为了确保同一目标区域的像素点聚到一起, 用于确定同一目标区域的阈值应尽量取大, 通常取目标的极大尺寸作为聚类阈值, 这种阈值偏大的情况可能会导致聚类中心的严重偏移和相邻目标的混叠聚类, 不利于后续信号处理的进行, 因此应对常规聚类算法的数据读入顺序进行改进。

(2) 常规聚类算法中准聚类中心坐标的计算问题。常规聚类算法是基于由 CFAR 检测得到的 0-1 二值图像通过对同一目标区域像素坐标取平均的方式计算得出聚类中心坐标值, 因此在常规聚类算法中, 判定为同一目标区域的所有像素点对聚类中心坐标的影响是均等的, 而实际上, 在聚类过程中, 即使是判定为同一目标区域的像素点, 由于对应原始图像灰度值的不同及周围像素点信息的不同, 其对聚类中心坐标的影响也应不同, 如果不考虑这些因素, 聚类算法的性能就会降低, 进而影响后续信号处理的进行, 因此在计算聚类中心坐标时应根据实际情况对判定为同一目标区域的不同像素点进行合适的加权处理。

3 常规聚类算法的改进

针对常规聚类算法存在的上述两个问题, 将从两个方面对聚类算法进行改进: 一是对图像数据读取顺序的改进; 二是对聚类中心坐标计算方法的改进。在详细介绍聚类算法改进方案之前先对两个计算变量进行定义, 设一幅大小为 $M \times N$ 的 SAR 图像为 $\mathbf{S} = \{s_{ij}\}$, 经 CFAR 检测后得到的 0-1 二值图像为 $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$, 图像 \mathbf{A} 对原始 SAR 图像 \mathbf{S} 的掩模图像为 $\mathbf{B} = \{b_{ij}\}$, 其中 $b_{ij} = s_{ij} \cdot a_{ij}$, $i = 1, 2, \dots, M$; $j = 1, 2, \dots, N$, 上述 3 幅图像 \mathbf{S} 、 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 分别如图 2(a)、图 2(b)、图 2(c) 所示。

下面结合图 2 定义两个计算变量, 图 2(b)、图 2(c) 中白色窗口为一能在图像中平移的滑动窗口, 通常该窗口尺寸应小于目标区域的大小, 设滑动窗口长度和宽度分别为 w_1 、 w_2 , 定义两个变量 p_{ij} 、

q_{ij} 分别为图像 **A** 中像素 a_{ij} 、图像 **B** 中 b_{ij} 的伴随权系数, 计算表达式为

$$p_{i,j} = \frac{1}{w_1 \times w_2} \sum_{m=i-\frac{w_1}{2}}^{i+\frac{w_1}{2}} \sum_{n=j-\frac{w_2}{2}}^{j+\frac{w_2}{2}} a_{m,n} \quad (6)$$

$$q_{i,j} = \frac{1}{w_1 \times w_2} \sum_{m=i-\frac{w_1}{2}}^{i+\frac{w_1}{2}} \sum_{n=j-\frac{w_2}{2}}^{j+\frac{w_2}{2}} b_{m,n} \quad (7)$$

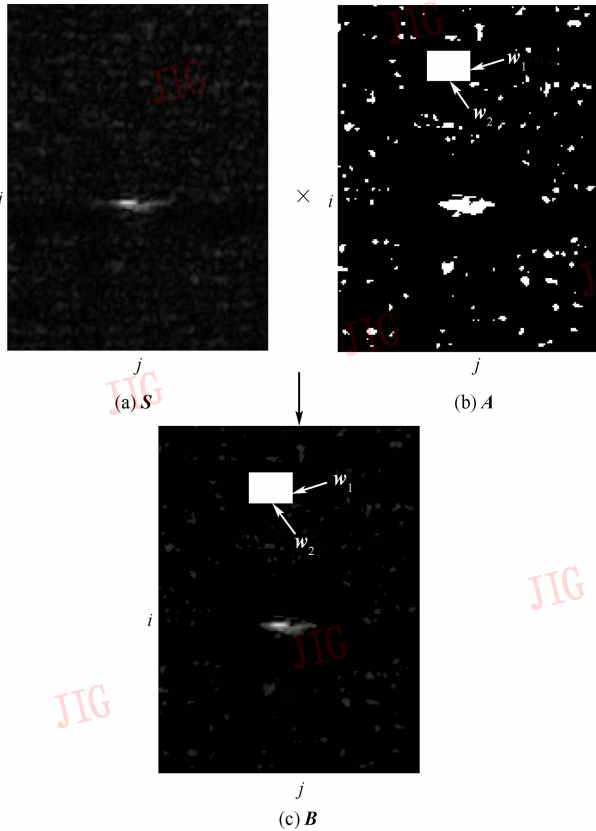


图 2 CFAR 检测前后的 3 幅图像

Fig. 2 Three images before and after CFAR detection

3.1 图像数据读取顺序的改进

对于图像数据读取顺序的改进, 主要有以下 3 个思路。

(1) 按照图像 **B** 的灰度值大小依次读取图像数据。通常情况下, 目标区域像素灰度值大于杂波区域像素灰度值, 目标中心区域像素灰度值大于边缘像素灰度值, 在此前提条件下, 如果按照灰度值大小依次读取数据, 则会给聚类过程带来两个方面的益处: 首先, 预存准聚类中心的初始位置将锁定在目标区, 且对于一个准聚类中心而言, 不断读入的数据将大致按照由目标中心到边缘的顺序进行, 因此不断更新的准聚类中心坐标将一直在目标中心位置附近

摆动, 这将尽可能地降低杂波像素点对聚类中心的影响, 防止了严重偏离情况的发生; 其次, 由于上述数据读入顺序保证了准聚类中心始终在目标中心附近移动, 因此可以减小用于确定同一目标区域的阈值, 从而较好地防止了相邻目标混叠聚类情况的发生。

(2) 按照伴随权系数 $p_{i,j}$ 的大小依次读取图像数据。由伴随权系数 $p_{i,j}$ 的计算表达式可以看出, $p_{i,j}$ 主要描述了像素点 $a_{i,j}$ 周围非零像素点的多少, 通常情况下, 目标区域像素点对应伴随权系数大于杂波区域像素点对应伴随权系数, 目标区域中心像素点对应伴随权系数大于目标边缘区域像素点对应伴随权系数, 因此如果按照由图像 **A** 得到伴随权系数 $p_{i,j}$ 的大小依次读取图像数据, 与改进思路 1 同理, 聚类过程一方面降低杂波像素点对聚类中心的影响, 防止了聚类中心严重偏离, 另一方面也克服了目标的混叠聚类, 提高了聚类效果。

(3) 按照伴随权系数 $q_{i,j}$ 的大小依次读取图像数据。由伴随权系数的计算表达式可以看出, 该改进思路综合了上述两种改进思路的思想, 从两个方面确保了聚类算法性能的提高。

3.2 聚类中心坐标计算方法的改进

类似对图像数据读取顺序的改进, 对聚类过程中准聚类中心坐标计算方法也有 3 种改进方案, 其作用均为尽量减小杂波像素点对聚类的干扰, 防止相邻目标混叠聚类情况的发生。

(1) 将待聚类像素点灰度值变换为一种影响因子参与准聚类中心坐标的计算。准聚类中心坐标计算表达式如下:

$$k'_l = k_l + 1 + \frac{b_{i,j}}{\max(b_{i,j})} \quad (8)$$

$$x'_l = \frac{1}{k'_l} \left\{ x_l \times k_l + i \times \left[1 + \frac{b_{i,j}}{\max(b_{i,j})} \right] \right\} \quad (9)$$

$$y'_l = \frac{1}{k'_l} \left\{ y_l \times k_l + j \times \left[1 + \frac{b_{i,j}}{\max(b_{i,j})} \right] \right\} \quad (10)$$

由以上准聚类中心坐标计算公式可以看出, 如果待聚类像素点灰度值大, 其对应的权系数也大, 从而该像素点坐标对聚类中心坐标的影响也变大, 在如下合理假设前提下: 目标区域像素灰度值大于杂波区域像素灰度值; 目标区域中心像素灰度值大于边缘像素灰度值; 聚类过程中的准聚类中心将会被更牢固地锁定在目标中心附近, 从而能达到好的聚类效果。

(2) 将待聚类像素点对应伴随权系数 $p_{i,j}$ 变换

为一种影响因子参与准聚类中心坐标的计算。准聚类中心坐标计算表达式如下:

$$k'_i = k_i + 1 + \frac{p_{i,j}}{\max(p_{i,j})} \quad (11)$$

$$x'_i = \frac{1}{k'_i} \left\{ x_i \times k_i + i \times \left[1 + \frac{p_{i,j}}{\max(p_{i,j})} \right] \right\} \quad (12)$$

$$y'_i = \frac{1}{k'_i} \left\{ y_i \times k_i + j \times \left[1 + \frac{p_{i,j}}{\max(p_{i,j})} \right] \right\} \quad (13)$$

与方案 1 中相同的分析方法,在如下合理的假设前提下:目标区域像素点对应伴随权系数 $p_{i,j}$ 大于杂波区域像素点对应伴随权系数;目标区域中心像素点对应伴随权系数大于目标边缘区域像素点对应伴随权系数,由上述计算公式能得到较好的聚类结果。

(3) 将待聚类像素点对应伴随权系数 $q_{i,j}$ 变换为一种影响因子参与准聚类中心坐标的计算。准聚类中心坐标计算表达式如下:

$$k'_i = k_i + 1 + \frac{q_{i,j}}{\max(q_{i,j})} \quad (14)$$

$$x'_i = \frac{1}{k'_i} \left\{ x_i \times k_i + i \times \left[1 + \frac{q_{i,j}}{\max(q_{i,j})} \right] \right\} \quad (15)$$

$$y'_i = \frac{1}{k'_i} \left\{ y_i \times k_i + j \times \left[1 + \frac{q_{i,j}}{\max(q_{i,j})} \right] \right\} \quad (16)$$

上述准聚类中心坐标计算公式综合考虑了方案 1、2 两种影响因素,因而可以达到较好的聚类效果。

由上述 3 种改进的图像数据读取顺序及 3 种改进的准聚类中心计算方法可知,最终的改进的聚类算法有 15 种方案,具体方案的选取应根据实际的聚类环境与上述所作合理假设的相符程度来确定,为了方便下面的说明,这里对常规的聚类算法及 15 种改进的算法的表示法进行定义,设常规聚类算法的图像数据读取顺序为方法 E_0 , 3 种改进的计算方法

的读取顺序依次为方法 E_1 、 E_2 、 E_3 , 类似地,设常规聚类算法准聚类中心坐标计算方法为 F_0 , 3 种改进的计算方法为 F_1 、 F_2 、 F_3 , 则常规的聚类算法及 15 种改进的聚类算法可以统一表示为 $E_s F_t$, 其中 $s, t = 0, 1, 2, 3$, 例如常规的聚类算法表示为 $E_0 F_0$ 。

4 聚类结果比较及分析

先采用常规的聚类算法及改进的聚类算法来对实际 CFAR 检测后的图像进行聚类,然后通过对聚类结果的分析 and 比较验证聚类算法改进的有效性。为了更全面地说明改进算法的性能,聚类实验将采用两幅实际的 SAR 图像,这两幅图像经 CFAR 检测得到的图像分别如图 3(a)、图 4(a) 所示,其中图 3(a) 为布置有 3 辆吉普车的树林,吉普车中心位置为图像中一条横线与 3 条竖线的交点;图 4(a) 为布置有 7 辆卡车的道路,其中矩形方框所标即为卡车。对图 3(a) 进行聚类实验的目的是为了说明改进的聚类算法在抗杂波干扰方面所具有的优良性能,而对图 4(a) 进行聚类实验的目的是为了说明改进的聚类算法在抗混叠聚类方面所具有的优良性能。由于改进的聚类算法有 15 种聚类方案,为节省页面,这里只给出常规的聚类算法及两种改进的聚类算法的图示聚类结果,其余均以列表形式给出(表 1)。图 3 中,图 3(b)、图 3(c)、图 3(d) 分别为采用常规聚类算法、改进的聚类算法 $E_1 F_0$ 、改进的聚类算法 $E_2 F_3$ 的对图 3(a) 进行聚类所得结果;图 4 中,图 4(b)、图 4(c)、图 4(d) 分别为采用常规的聚类算法、改进的聚类算法 $E_1 F_0$ 、改进的聚类算法 $E_2 F_3$ 对图 4(a) 进行的聚类所得结果。

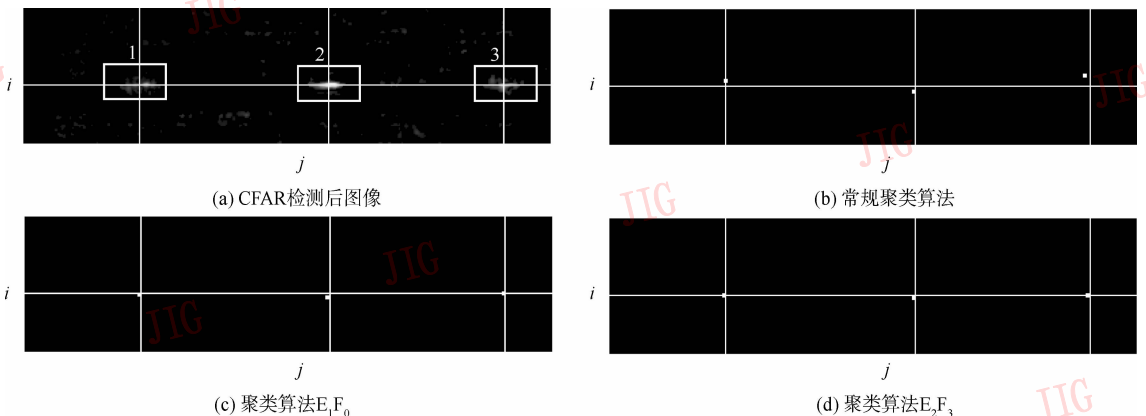


图 3 不同聚类算法的抗杂波干扰性能

Fig. 3 Clustering results of different clustering algorithms against clutter disturbance

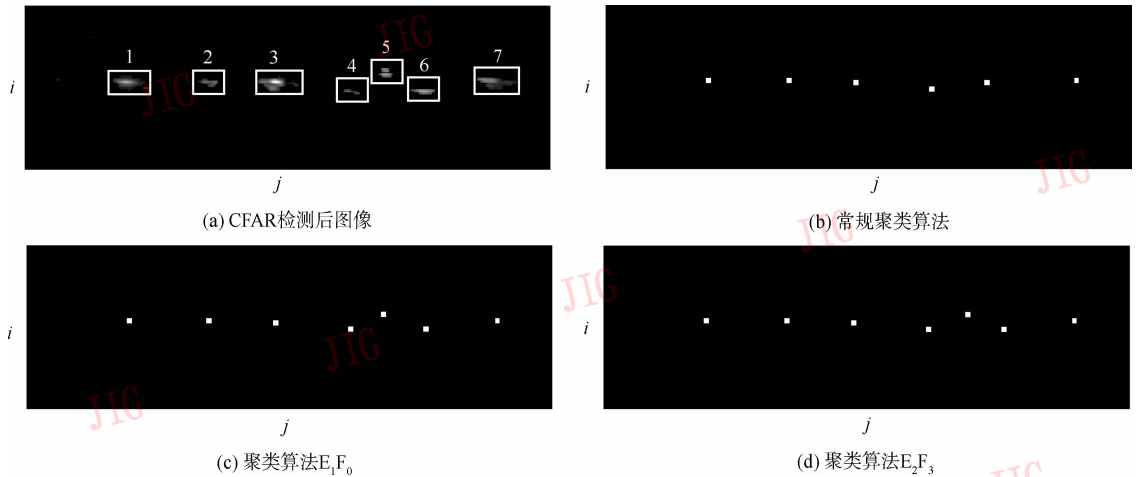


图 4 改进聚类算法抗混叠聚类示意图

Fig.4 Clustering results of different clustering algorithms against clustering mixture

表 1 常规和改进聚类算法对图 3(a)、图 4(a) 聚类结果

Tab.1 Clustering results of figure 3(a) and figure 4(a) by all clustering algorithms

		聚类算法							
		E_0F_0	E_0F_1	E_0F_2	E_0F_3	E_1F_0	E_1F_1	E_1F_2	E_1F_3
聚类中心偏距(m)	目标 1	2.190 9	2.738 6	1.643 2	2.190 9	0.799 8	0.799 8	0.582 8	0.582 8
	目标 2	2.267 1	2.014 6	1.599 5	1.240 8	2.014 6	1.599 5	1.599 5	1.240 8
	目标 3	4.963 3	4.963 3	4.029 2	4.487 1	0.582 8	0.582 8	1.165 6	0.582 8
抗混叠聚类		混叠	混叠	混叠	混叠	分离	分离	分离	分离
耗时(s)		0.125 0	0.171 9	1.062 5	1.015 6	47.750	47.313	49.469	47.547

		聚类算法							
		E_2F_0	E_2F_1	E_2F_2	E_2F_3	E_3F_0	E_3F_1	E_3F_2	E_3F_3
聚类中心偏距(m)	目标 1	0.582 8	0.582 8	0.582 8	0.582 8	0.582 8	0.582 8	0.582 8	0.582 8
	目标 2	2.014 6	1.599 5	1.599 5	1.240 8	2.014 6	1.599 5	1.599 5	1.463 0
	目标 3	0.582 8	0.582 8	1.165 6	1.165 6	0.799 8	0.582 8	1.165 6	1.165 6
抗混叠聚类		分离	分离	分离	分离	分离	分离	分离	分离
耗时(s)		12.109	12.047	11.719	12.469	28.063	27.734	28.547	28.266

由表 1 及图 3 可以看出,由于杂波的存在,采用常规聚类算法所得聚类中心与实际目标中心有较大偏离,而采用改进聚类算法使聚类效果得到了改善,所得聚类中心与目标实际中心位置更加接近,且图像数据读取顺序的改进和聚类中心坐标计算方法的改进对抑制聚类中心偏离均有效;同样地,由表 1 及图 4 可以看出,由于目标 4、5 距离较近,采用常规聚类算法进行聚类时,发生了混叠聚类,由目标 4、5 得到了一个聚类中心,而通过对图像数据读取顺序的改进均有效地防止了混叠

聚类情况的发生。通过对聚类结果进行比较和分析可以得出,改进聚类算法在抗杂波干扰和混叠聚类方面的性能优于常规聚类算法,且对聚类中心坐标计算方法的改进只能用于抗杂波干扰,而对图像数据读取顺序的改进在抗杂波干扰和混叠聚类两个方面均有效。

由于改进聚类算法增加了排序操作和复杂的计算,因此其运算效率将会有很大的下降,从表 1 中不同聚类算法的耗时数据可以看出,改进聚类算法所需时间大大增加,且排序运算为主要耗时部分。

5 结 论

Lincoln 实验室提出的 SAR ATR 算法是目前公认的基于 SAR 图像的优秀检测算法,该算法 3 级结构形式已经成为很多研究机构采用的 SAR 目标检测经典模式,用于连接 3 级结构中 Prescreener 级和 Discriminator 级的聚类算法对检测算法的整体性能起着重要的作用,本文分析了常规聚类算法在聚类过程中存在的两个问题,从图像数据读取顺序和聚类中心坐标计算方法两个方面进行了聚类算法改进,共得出 15 种具体改进方法,基于常规聚类算法和改进聚类算法的聚类实验,结果表明,改进聚类算法在抗杂波干扰和聚类混叠方面的性能优于常规聚类算法,从而验证了改进算法的有效性;同时,由于改进聚类算法增加了排序操作和复杂运算,其运算效率将会大大降低,因此改进聚类算法适于实时性要求不高的 SAR 目标检测情况。

参考文献 (References)

- 1 Zhang Cheng-bo. Principle, System Analysis and Application of SAR [M]. Beijing: Science Press, 1989:1~13. [张澄波. 综合孔径雷达原理、系统分析与应用[M]. 北京:科学出版社,1989:1~13.]
- 2 Chris Oliver, Shaun Quegan. Understanding Synthetic Aperture

Radar Images [M]. Boston, London, England: Artech House, 1998: 1~11.

- 3 Novak L M, Halversen S D, Owirka G J, *et al.* Effect of polarization and resolution on SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, **33**(1):102~115.
- 4 Winter E M, Schlagen M J. Comparisons of target detection in clutter using data from the 1993 FOPEN experiments [A]. In: Proceedings of the SPIE Conference on Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery[C], Orlando, FL, USA, 1994: 244~254.
- 5 Loiselet M, Grandin J F. Polarization study for better classification [A]. In: Proceedings of the SPIE Conference on Radar Processing, Technology and Applications[C], Denver, CO, USA, 1999, **3810**: 180~190.
- 6 Allen, Jauregui, Hoff. FOPEN-SAR detection by direct use of simple scattering physics [A]. In: Proceedings of the IEEE International Radar Conference[C], Alexandria, VA, USA, 1995: 152~157.
- 7 Subotic N S, Collins L M, Gorman J D, *et al.* Multiresolution target detection in SAR imagery[A]. In: Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C], Detroit, MI, USA, 1995, **4**: 2157~2160.
- 8 Phillips W, Chellappa R. Target detection in SAR; parallel algorithms, context extraction, and region-adaptive techniques[A]. In: Proceedings of the SPIE Conference on algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery IV[C], Orlando, FL, USA, 1997, **3070**: 76~87.
- 9 Novak L M, Owirka G J, Weaver A L. Automatic target recognition using enhanced resolution SAR data[J]. IEEE Transactions on AES, 1999, **35**(1):157~175.