

基于 ARG 模型特征的目标阵列群识别方法 *

陶午沙, 沈振康, 李吉成

(国防科技大学 ATR 实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要:以往目标识别技术多针对独立目标,但事实上目标有时会以成群的方式出现,目标之间呈现出明显的有规则的阵列分布关系,即目标阵列群。针对该类目标群的识别问题,可以通过提取目标群中子目标之间的空间分布关系的规律与特征,来弥补子目标的其他特征的不确定性。提出一种可有效识别低分辨率环境下(遥感、红外、多光谱等图像中)具有规则阵列分布特征的斑点目标集合的方法。该方法使用 ARG 模型描述目标阵列群,将目标相互之间的空间分布关系(距离关系)与目标自身的简单属性相结合,通过寻找空间分布关系特征与自身属性的统计规律,即估计特征的联合概率密度分布,利用其分布特点识别目标阵列群。

关键词:目标识别; 目标特性; ARG 模型; 空间信息; 模式识别

中图分类号:TP18; O235 **文献标识码:**A **文章编号:**1007-2276(2004)04-0371-04

Recognition method of blob targets' arrays based on the spatial relationship of ARG model *

TAO Wu-sha, SHEN Zhen-kang, LI Ji-cheng

(ATR Laboratory, National University of Defense and Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Most ATR methods deal with the single target. Actually, there are some targets arranged by some rules in spatial domain, which can be called “targets’ arrays”. To recognize them, the spatial information among targets is used to make up the uncertainty of targets’ own features. A novel recognition approach of blob targets’ array at low resolution context (remote sensing images, infrared images, multi-spectrum images etc.) is presented. The method firstly utilizes the ARG model to customize the targets’ arrays and combine the spatial relationships of array nodes and the targets’ other simple attributes. By estimating the probability density distribution of the spatial relationships among targets and their own features, the arrays can be recognized. The method is different from the classic ATR method which is based on ARG model matching. Instead, the method extracts the probability features of spatial information from ARG model directly to recognize. The experiments show that the method is effective.

Key words: Target recognition; Target feature; ARG model; Spatial information;
Pattern recognition

收稿日期:2003-11-08; 修订日期:2004-01-08

* 基金项目:十五国防科技预研基金项目(41303040204)

作者简介:陶午沙(1975-),男,湖南湘潭人,博士生,研究方向为多维信号智能处理、人工智能、模式识别、遥感图像处理及空间信息处理系统。

0 引言

以往的目标识别技术研究独立目标特性的较多。然而事实上,在许多情况下,目标以成群的方式静态或动态地出现,目标之间呈现出明显的规则阵列分布关系。例如:军事阵地、部队宿营、机械化编队、工厂的外部设备、仓库等。不管这些目标群如何改变阵形,为了识别它们,首先希望找到其中隐含着的较具一般性的通用规律,这些规律的特征化与参数化将使识别该类目标变得更加容易。为此,除了要考虑目标本身特征外,目标群的结构特征或空间分布特征也是要考虑的内容,但需要一个更有效的模型来描述该问题。

ARG(Attributed Relational Graph)模型是一种好的选择。它是一种加权关系图,是标记图的必然发展趋势。用该模型表达抽取的复杂图像信息,近年来引起了广泛的重视,并被广泛应用于基于图像内容与结构的图像检索与目标识别技术中^[1~3]。ARG 模型包括对原始图像全局信息和局部信息的描述,它的抽取和建立是对图像结构信息的高度概括,其表达形式有利于对图像进行智能化处理。本文使用 ARG 模型描述目标群。

以往针对 ARG 模型的研究一般集中在图的匹配问题上^[1~3],即使用子图的匹配寻找图像中被 ARG 模型描述的目标模式,来识别目标。而本文的做法是使用基于特征的目标识别方法识别具有某种空间分布规律的 ARG 模型,通过提取目标阵列中各节点的空间分布共性规律,将规律特征化,通过寻找显著特征的统计规律^[4],识别一类目标群。

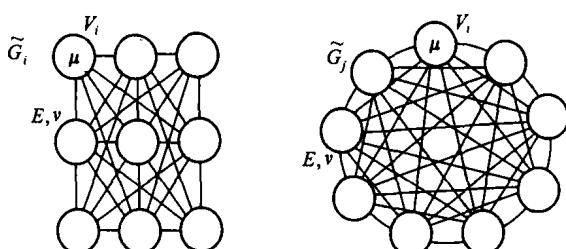


图 1 ARG 模型

Fig. 1 ARG model

1 ARG 模型

使用 ARG 模型来描述目标阵列群各子目标(节点)之间的关系,则一个目标群就是一个 ARG 图,且满足可测历经性。如图 1 所示,ARG 模型实际上是一个多维函数,记为 $\tilde{G}_n(V_i, E, \mu, v)$,其中 n 表示模型空间中出现的第 n 个 \tilde{G} ; V_i 是目标阵列群中的第 i 个节点(子目标); E 表示节点 V_i 和 V_j 之间的关系,如遥感图像中连通节点 V_i 和节点 V_j 的道路、自身属性的相关性、运动关联关系等; μ 表示节点本身的属性,如灰度、形状、不变矩等属性; v 表示节点之间关系的属性,如节点 V_i 和 V_j 之间有一条道路,而且该道路是宽的,“宽”是节点之间关系的一种属性。同理, V_i 和 V_j 之间距离的长短、 V_i 到其他各节点的距离的统计参数、运动关联的强弱等都属于 v 。

如果对节点 V_i 本身不感兴趣,且将属于 E, μ, v 的特征重新表示为 θ_k ($k=1, 2, \dots, K$) 表示为一个 K 维特征矢量 $\bar{\theta}_K$:

$$\bar{\theta}_K \triangleq [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K] \quad (1)$$

则此时的 ARG 模型可写为:

$$\tilde{G}_n(V_i, E, \mu, v) = \tilde{G}_n(V_i, \bar{\theta}_K) \quad (2)$$

目的是希望在给定 $\bar{\theta}_K$ (可测定) 的条件下,使 \tilde{G}_n 的条件后检概率 $P(\tilde{G}_n | \bar{\theta}_K)$ 达到最大,如果是这样,则 \tilde{G}_n 代表的目标阵列群就将被识别出来。

在实验中,第 l 个目标样本和待测目标的先验概率是未知的,所以可以合理地假设它们是相等的,即:

$$P(\tilde{G}_l) = P(\tilde{G}_n) \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (3)$$

式中 $P(\tilde{G}_l)$ 和 $P(\tilde{G}_n)$ 分别表示目标群样本和待测目标群的先验概率。

由 Bayes 公式可知, $P(\tilde{G}_n | \bar{\theta}_K)$ 可表示为:

$$P(\tilde{G}_n | \bar{\theta}_K) = \frac{P(\bar{\theta}_K | \tilde{G}_n) P(\tilde{G}_n)}{P(\bar{\theta}_K)} \quad (4)$$

其中 $P(\bar{\theta}_K)$ 按全概率公式又可表示为:

$$P(\bar{\theta}_K) = \sum_{l=1}^L P(\bar{\theta}_K | \tilde{G}_l) P(\tilde{G}_l) \quad (5)$$

因此,将公式(5)代入公式(4),有:

$$P(\tilde{G}_n | \bar{\theta}_K) = \frac{P(\bar{\theta}_K | \tilde{G}_n) P(\tilde{G}_n)}{\sum_{l=1}^L P(\bar{\theta}_K | \tilde{G}_l) P(\tilde{G}_l)} \quad (6)$$

若引入公式(3),上式可简化为:

$$P(\tilde{G}_n \mid \theta_K) = \frac{P(\theta_K \mid \tilde{G}_n)}{\sum_{l=1}^L P(\theta_K \mid \tilde{G}_l)} \quad (7)$$

若组成 θ_K 的一组事件 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K$ 相互独立,那么公式(7)可改写为:

$$P(\tilde{G}_n \mid \theta_K) = \frac{\prod_{k=1}^K P(\theta_k \mid \tilde{G}_n)}{\sum_{l=1}^L \prod_{k=1}^K P(\theta_k \mid \tilde{G}_l)} \quad (8)$$

或者:

$$P(\tilde{G}_n \mid \theta_K) = \frac{\prod_{k=1}^K P(\theta_k \mid \tilde{G}_n)}{\sum_{l=1}^L \prod_{k=1}^K P(\theta_k \mid \tilde{G}_l)} \quad (9)$$

式中 $p(\theta_k \mid \tilde{G}_n)$ 和 $p(\theta_k \mid \tilde{G}_l)$ 分别表示 $P(\theta_k \mid \tilde{G}_n)$ 和 $P(\theta_k \mid \tilde{G}_l)$ 的概率密度函数。

2 基于斑点目标阵列群的 ARG 模型应用

在分辨率较低的多光谱遥感图像中(5 m/像素)或其他正投影探测器影像中,军事目标群常呈现为斑点目标阵列,这些斑点目标(即阵列中的节点)可通过图像分割和空间位置的聚类快速确定下来,由此形成被观测的斑点目标群。下面的问题是,如何确定它是否具有训练目标阵列群样本中的显著特征,基于上述内容可采用 ARG 模型。

为得到公式(5)中 θ_K 的先验概率 $P(\theta_K)$,本文针对大于 30 个规则目标阵列群样本 \tilde{G}_l 选择其节点属性以及节点之间关系的属性 μ, ν 作为显著特征进行 Bayes 学习,其中 ν 为对 E (文中的 $E \subseteq G_i \times G_i$ 使用节点之间的欧式距离表示)的统计量,包括平均值、最大值、最小值等。经过学习发现,规则的目标阵列的一个明显分布规律是:

(1) 组成阵列的大多数斑点属性大致相同。由于目标面积较小,不容易测定其形状,但其灰度平均值 θ_1 大致相同,这是由于这些斑点目标是用相同的材料组成的,因此具有相同的反射率、辐射能力或光谱特征,故其灰度值相近。显然, $\theta_1 \in \mu$;

如果数据源的分辨率较高, θ_1 可由多个特征描述,例如纹理、形状特征等。

(2) 相同属性斑点目标之间最小距离大致相等,

即每个子目标同其他的相同属性的子目标之间的最短距离相等的概率较大。记 $\theta_2 = \min_{\substack{i,j \\ i \neq j}} \|V_i - V_j\|^2$,

此处, $\|\cdot\|^2$ 表示距离范数,而 V_i 和 V_j 分别表示具有相同属性的当前斑点 i 和第 j 个斑点的质心坐标,则 θ_2 大致相等。从经验上分析,这是由于军事目标群的配置通常具有这种分布规则。显然, $\theta_2 \in \nu$ 。

在这种情况下,ARG 模型可表示为:

$$\tilde{G}_n(V_i, E, \mu, \nu) \triangleq \tilde{G}_n(V_i, E, \theta_1, \theta_2)$$

其中 V_i 和 E 不是需要考虑的量,即为确定量;而 θ_1 和 θ_2 是判决待测目标群属性的两个重要的特征组,它们彼此是相互独立的,且易知灰度属性 θ_1 同空间位置与尺度无关, θ_2 平移、旋转不变。

根据公式(9),在给定 θ_1 和 θ_2 条件下, \tilde{G}_n 的条件后验概率为:

$$P(\tilde{G}_n \mid \theta_1, \theta_2) = \frac{p(\theta_1, \theta_2 \mid \tilde{G}_n)}{\sum_{l=1}^L p(\theta_1, \theta_2 \mid \tilde{G}_l)} \quad (10)$$

或者:

$$P(\tilde{G}_n \mid \theta_1, \theta_2) = \frac{p(\theta_1 \mid \tilde{G}_n) p(\theta_2 \mid \tilde{G}_n)}{\sum_{l=1}^L p(\theta_1 \mid \tilde{G}_l) p(\theta_2 \mid \tilde{G}_l)} \quad (11)$$

由以上两式看出,当待测分布函数与样本分布函数达到匹配时(即两者一致时), $P(\tilde{G}_n \mid \theta_1, \theta_2)$ 将达到最大(即为 1)。由于样本分布 $\sum_{l=1}^L p(\theta_1, \theta_2 \mid \tilde{G}_l)$ 可事先通过样本训练得到的归一化直方图加以描述而得到,所以,问题可以转化为求 $P(\tilde{G}_n \mid \theta_1, \theta_2)$ 最大的问题,等价于求 $p(\theta_1, \theta_2 \mid \tilde{G}_n)$ 极大的问题,即:

$$P_{\text{MAX}}(\tilde{G}_n \mid \theta_1, \theta_2) = \arg \left[\max_{\theta_1, \theta_2} p(\theta_1, \theta_2 \mid \tilde{G}_n) \right] \quad (12)$$

上式可转化为极大似然估计问题,常用的方法是求 $p(\theta_K \mid \tilde{G}_n)$ 极大值点,即 $\frac{\partial \ln p(\theta_K \mid \tilde{G}_n)}{\partial \theta_K} = 0$ 时的 $P(\theta_K \mid \tilde{G}_n)$ 。如果斑点数目较多,此处 $p(\theta_1, \theta_2 \mid \tilde{G}_n)$ 可通过模型 $\tilde{G}_n(V_i, E, \theta_1, \theta_2)$ 中节点 V_i 的特征值 θ_{i1} 和 θ_{i2} 的归一化二维直方图描述,其中 θ_{i1} 和 θ_{i2} 分别表示第 i 个节点 V_i 所属的特征值 θ_1 和 θ_2 。事实上如果图像某区域中斑点呈现明显的阵列分布,则 θ_1 和 θ_2 参数的方差较小,节点 V_i 的 θ_{i1}, θ_{i2} 与 V_j 的 θ_{j1}, θ_{j2} 相等的概率就越大,在其直方图中相同位置的累加的可能性就越大,直方图中将存在明显亮点,此处即为 $p(\theta_1, \theta_2 \mid \tilde{G}_n)$ 极大值点。反之,如果直方图存在明显亮

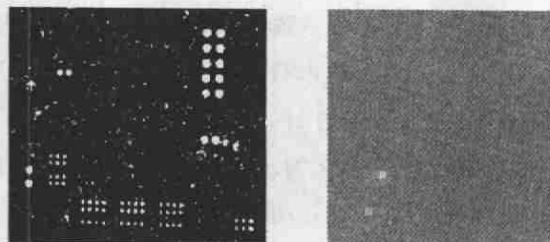
点,且该位置 $P(\theta_1, \theta_2 | \bar{G}_n)$ 大于某一门限时,可以认为斑点群中有阵列分布的目标群。上述方法可有效识别图 2 中的阵列目标群。

3 实验过程与结果

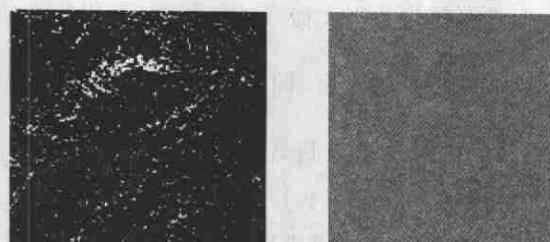
识别过程为:(1)提取图像斑点;(2)按照斑点的空间位置进行聚类(文中使用 K 均值法),确定具备一定数目斑点的斑点集的空间分布范围;(3)对各类斑点集的特征关系 θ_1 和 θ_2 建立二维直方图,可通过直接判读其中是否存在亮点判断、是否存在阵列分布的目标群。如果需要更进一步确定目标具体属性与分布的疏密关系,可进行直方图匹配。

在实际应用中,参数 θ_1 和 θ_2 完全相等的概率较小,文中采取的是减小直方图分辨率和使用门限放宽参数相等的原则,但这样会造成误判概率的增大。严格来说,使用模糊测度是较可行的方法,这将在今后的工作中体现出来。

实验结果如图 2 所示。实验的图像数据是:4096×4096 5 m/像素分辨率可见光与多光谱合成图像,目标阵列群分布范围为 100 m² 左右,以不同姿态、



(a) 规则斑点阵列群目标最小距离特征直方图
(a) Minimum distance feature histogram of regular blob's array



(b) 不规则斑点集合最小距离特征直方图
(b) Minimum distance feature histogram of irregular blob's array

图 2 斑点阵列的结构特征与自身属性的联合概率密度分布图

Fig. 2 The joint probability density distribution of the spatial relationships among targets and their own features

尺度随机分布在测试图像中,当目标群数目增多时,聚类算法的效率影响较大。其中图 2(a)是使用基于斑点基元有限几何特征关系直方图得到的结果,左侧为有明显分布规律的目标阵列群的斑点图,右侧为结果,亮点表示有目标阵列群存在;图 2(b)是对不规则(非阵列分布)斑点集合的实验结果,无明显亮点。

实验结果表明,本文提出的基于斑点的目标阵列群 ARG 模型特征使系统可有效识别低分辨率条件下目标阵列群。

4 结束语

通过实践发现,ARG 模型的引入,拓展了目标特征空间,使我们可以更全面地描述目标群的分布结构,从而可以提取更有效的特征。P. Foggia^[5] 提出将 ARG 模型进一步扩展为具有六类特征的广义化 ARG 模型的思路,力图更全面地描述客观事物相互联系的本质。

今后将进一步开展多目标空间分布特性的研究,提取人们感兴趣 μ, γ 的特征,使用多种智能化处理手段研究多目标、目标群的静态与动态分布及运动规律,提出更适合实际应用的特征,并开展相关快速算法的研究,探索算法硬件实现的可能。

参考文献:

- [1] Sanfeliu A, Fu F S. A distance measure between attributed relational graphs for pattern recognition [J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, 1983, 13(3):353-363.
- [2] Euripides G M, Petrakis, Design and evaluation of spatial similarity approaches for image retrieval [J]. Image and Vision Computing, 2002, 20(1):59-76.
- [3] Euripides G M, Petrakis, Content-based retrieval of medical images[J]. International Journal of Computer Research, 2002, 11(2):171-182.
- [4] Benoit Huet, Edwin R Hancock, Line pattern retrieval using relational histograms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(12):1363-1370.
- [5] Foggia P, Genna R, Vento M. Introducing Generalized Attributed Relational Graphs (GARG's) as Prototypes of ARG's[A]. in Graph-based Representations in Pattern Recognition [C]. Kropatsch and Jolion eds., Vienna: Hosterreichische Computer Gesellschaft, 2000. 183-192.