

引用格式:赵鹏举,甘凯. 基于互补特征层次决策融合的SAR目标识别方法[J]. 电光与控制,2018,25(10):28-32. ZHAO P J, GAN K. SAR target recognition based on hierarchical decision fusion of complementary features[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(10):28-32.

基于互补特征层次决策融合的SAR目标识别方法

赵鹏举¹, 甘凯²

(1. 重庆电子工程职业学院计算机学院,重庆 401331; 2. 西安科技大学计算机科学技术学院,西安 710054)

摘要: 提出基于互补特征层次决策融合的合成孔径雷达(SAR)目标识别方法,该方法采用主成分分析特征、目标峰值和目标轮廓作为描述SAR图像的特征。三者对于目标的描述具有较强的互补性,从而为目标识别提供更多的鉴别力信息。在决策融合阶段,采用了层次推进的策略。第一级采用主成分分析特征,第二级采用峰值特征,第三级采用轮廓特征进行识别。当前一级得到可靠的识别结果时,下一级则无需进行。采用层次融合策略,大大提高了目标识别的效率,避免了不必要的重复识别过程。为了验证所提方法的有效性,基于MSTAR公共数据集进行了目标识别实验。

关键词: 合成孔径雷达; 目标识别; 主成分分析; 峰值; 轮廓; 层次决策融合

中图分类号: TP753 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.10.006

SAR Target Recognition Based on Hierarchical Decision Fusion of Complementary Features

ZHAO Peng-ju¹, GAN Kai²

(1. School of Computer, Chongqing College of Electronic Engineering, Chongqing 401331, China;

2. School of Computer Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: This paper proposes a Synthetic Aperture Radar (SAR) target recognition method based on hierarchical decision fusion of complementary features. The Principal Component Analysis (PCA) feature, target peaks and contour are employed as basic features for target recognition, which are complementary with each other and can provide more comprehensive target descriptions. At the stage of decision fusion, the hierarchical decision fusion strategy is used. For target recognition, the first level employs the PCA feature, the second level uses the peaks, and the third level adopts the contour. When the former level recognizes the target with high reliability, the whole recognition process ends and no more classification is needed. Therefore, the efficiency of the SAR target recognition system is significantly improved by avoiding the unnecessary recognition process. To validate the effectiveness of the proposed method, experiments are conducted on public Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition (MSTAR) dataset.

Key words: synthetic aperture radar; target recognition; principal component analysis; peak; contour; hierarchical decision fusion

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)因具有全天时、全天候等优势在军事和民用领域得以广泛运用。随着SAR传感器的不断发展和SAR图像分辨率的不断提高,如何实现SAR数据高效、稳健的解译成为当前亟需解决的问题。SAR目标识别作为SAR图像解译的一项重要内容,在国内外得到广泛研究^[1-3]。

特征提取是SAR目标识别的一个重要环节,它旨在降低原始SAR数据维度的同时保持其类别鉴别力。常用的SAR图像特征包括PCA特征^[4]、LDA特征^[4]、目标轮廓^[5]、散射中心^[6-7]等,这些特征从不同层次或侧面描述了SAR目标的特性。因此,通过不同特征的决策融合有望提高目标识别的性能。传统的多特征决策融合算法对于参与融合的特征并没有做过多的挑选,因此这些特征往往具有相近的性质,不能为目标提

前亟需解决的问题。SAR目标识别作为SAR图像解译的一项重要内容,在国内外得到广泛研究^[1-3]。

收稿日期:2017-10-31

修回日期:2017-12-10

基金项目:重庆市教委科技项目(KJ1729403);重电项目(XJPT201705)

作者简介:赵鹏举(1978—),男,陕西咸阳人,硕士,副教授,研究方向为嵌入式系统、机器人技术和图像处理。

供更为丰富的描述。在采用的决策融合结构上,往往采用并行的融合策略^[8],即分别对每一类特征进行独立分类,然后进行决策层的融合。这种并行融合的策略存在效率低的特点,不利于实现实时的目标识别。

本文提出基于互补特征层次决策融合的 SAR 目标识别方法,对于参与融合的特征,充分考虑它们对于目标描述是否具有互补性。SAR 图像反映目标的电磁散射特性,其灰度分布反映了目标散射强度的分布。本文采用 PCA 方法提取 SAR 图像的全局特征,从而反映 SAR 图像整体的灰度分布规律。为了更好地描述强散射中心的分布规律,提取 SAR 图像的峰值特征作为局部描述子。由于目标与背景的耦合,目标的细节特征,如轮廓,对于 SAR 目标的描述同样十分重要。因此,本文采用了全局、局部、细节 3 种特征对目标进行全面描述,这 3 类特征具有较强的互补性,可以为目标提供更为全面的描述。在决策融合的策略上,本文采用了层次决策融合的方法。首先采用全局特征(PCA 特征)进行分类,当分类结果具有很强的可靠性时,分类结束,否则转入基于峰值特征的分类算法。同理,对峰值特征识别的结果进行类似的可靠性评价,判断是否需要采用轮廓进行目标分类。这种层次推进的融合算法效率更高,可以避免不必要的重复操作。为了验证本文方法的有效性,采用 MSTAR 数据集进行验证实验。

1 SAR 图像互补特征提取

1.1 PCA 特征提取

PCA 是一种重要的特征提取和数据降维方法,并在 SAR 图像特征提取和目标识别中得以成功运用^[4]。PCA 方法的目的是构造一个能保持训练样本总方差的线性投影矩阵。记 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为训练样本集,其中, $x_i \in \mathbf{R}^d (i=1, 2, \dots, n)$ 。所有样本的均值为

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

X 的协方差矩阵算式为

$$Q = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^T (x_i - \bar{x}) \quad (2)$$

计算 Q 的特征值和特征向量为

$$[V, D] = eig(Q) \quad (3)$$

其中函数 eig 计算 Q 的特征值和特征向量并对应地存在于向量 V 和矩阵 D 中。对 V 中特征按由大到小的顺序进行排列,按需求选取若干个较大的特征值,则它们对应的特征向量就构成 PCA 变换矩阵。

1.2 峰值特征提取

SAR 目标的峰值特征反映了目标上散射中心的分布规律和相对强弱等信息^[7],通过峰值特征的匹配可以有效实现目标识别。在峰值特征提取过程中,为了

减少背景噪声带来的虚警,需要根据背景区域的像素分布特性设定合适的门限剔除虚警。本文定义像素点 (i, j) 处峰值特征为

$$P_{ij} = \begin{cases} 1 & a_{i,j} > \mu + k\sigma \text{ 且 } \min(a_{i,j} - a_{N(i,j)}) > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: μ 和 σ 分别代表背景的灰度均值和方差; $a_{i,j}$ 为当前像素的灰度值; 当 $P_{ij} = 1$ 时,代表当前像素为峰值特征,反之则不是; $N(i, j)$ 为像素 (i, j) 的局部邻域; k 为由实验确定的参数。

由于不同条件获取的 SAR 图像存在较大的幅度差异,因此有必要对提取的峰值特征进行幅度归一化,为

$$f(X_i) = a(X_i) / \sum_{i=1}^M a(X_i) \quad (5)$$

式中: X_i 为目标的峰值点; $a(X_i)$ 代表峰值点的幅值; M 为峰值点的数目。

本文采用基于 8 邻域像素检测局部极大值的峰值提取方法,对目标中的每个像素通过计算其是否满足式(4)(其中, N 设置为目标的 8 邻域)来判断是否为峰值点,然后对峰值点的幅值进行归一化处理,该方法简单有效,能够快速准确地提取出峰值点。图 1 给出了一幅 SAR 图像峰值提取的结果,峰值位置如红色标记所示。可以看出,提取的峰值特征集较好地描述了目标强散射中心的分布,并且在一定程度上反映了目标的几何外形。

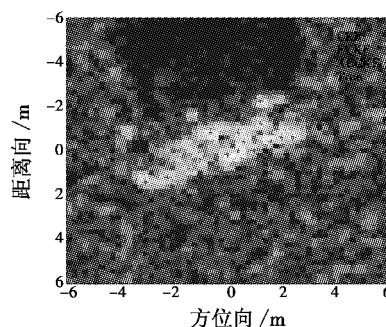


图 1 目标峰值提取示意图

Fig. 1 The illustration of peak extraction of the target

1.3 目标轮廓提取

为了获取目标的轮廓,需要提取目标的二值区域。本文采用如下算法提取目标区域,进而得到目标的轮廓:

- 1) 对原始 SAR 图像进行直方图均衡化^[9],将其动态范围变换到 $[0, 1]$;
- 2) 采用门限法进行图像分割,分割门限取为 0.8;
- 3) 采用形态学开操作^[9]剔除背景噪声带来的虚警;
- 4) 针对目标区域中可能出现的断裂和空洞,采用形态学闭操作^[9]进行消除;
- 5) 采用标准 Sobel 算子^[9]提取目标二值区域的

轮廓。

图2显示了对一幅SAR图像进行目标区域提取和轮廓提取的过程。图2a显示了原始SAR图像,其经过目标区域提取后得到如图2b所示的二值区域。采用Sobel算子对二值区域提取轮廓,得到的目标轮廓点如图2c中小圆形标记所示。

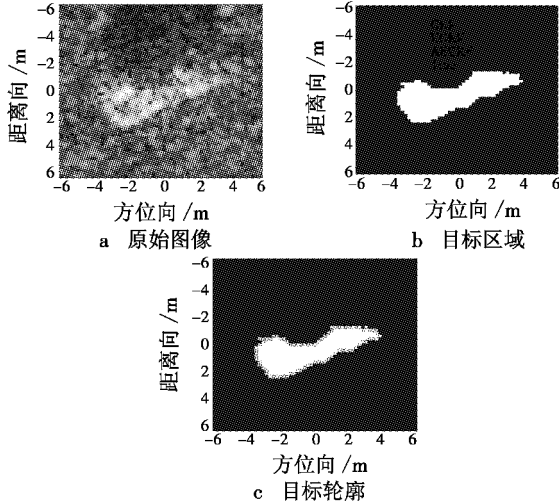


图2 目标轮廓提取示意

Fig. 2 The illustration of contour extraction

2 分类器设计

2.1 基于PCA特征的稀疏表示分类算法

稀疏表示分类器认为,来源于某一类的样本可以由该类样本张成的子空间线性表示。记由来源于 C 类目标的训练样本组成的全局字典为 $\Phi = \{\Phi^1, \Phi^2, \dots, \Phi^C\} \in \mathbf{R}^{d \times N}$,其中 $\Phi^i \in \mathbf{R}^{d \times N}$ 代表第 i 类的训练样本。对于某一测试样本 y ,稀疏表示分类器采用如下算法对其进行稀疏重构。

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin} \|\alpha\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|y - \Phi\alpha\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (6)$$

式中: α 代表稀疏表示系数; ε 是可允许的重构误差。式(6)是一个NP-hard问题,解决上述问题的方法包括最小化算法^[10]和正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)^[11]算法。

在求得稀疏表示系数 α 后,根据各个类别的重构误差判定测试样本的类别,即

$$\begin{cases} r(i) = \|y - \Phi_i \alpha_i\|_2^2 \\ \text{identity}(y) = \arg \min_i (r(i)) \end{cases} \quad (7)$$

式中, $r(i), i=1, 2, \dots, C$,代表各个类别的重构误差。基于各类重构误差,构造归一化的相似度准则为

$$s(i) = \frac{1/r(i)}{\sum_{j=1}^c 1/r(j)} \quad (8)$$

式中, $s(i)$ 代表测试样本与各类的相似度,某一类的重

构误差越小,测试样本与其相似度越高。

2.2 基于峰值特征匹配的分类算法

记测试图像和其对应的模板样本的峰值特征集分别为 $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_m\}$ 和 $Y = \{Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n\}$ 。其中, X_i 和 Y_j 均代表一个峰值特征,包含 $(x, y, |A|)$ 3个属性参数。采用最近邻算法对两组峰值特征集进行一一匹配。具体步骤如下。

1) 代价矩阵算式为

$$M = [m_{ij}] = [\|X_i - Y_j\|_2] \quad (9)$$

式中, $\|X_i - Y_j\|_2$ 代表两个峰值特征之间的欧氏距离。

2) 选取 M 中同时满足行、列最小的元素 m_{ij} ,把测试图像第 i 个峰值与模板图像第 j 个峰值建立为对应关系。

3) 遍历 M 所有满足行、列最小的元素,输出测试样本峰值集的匹配关系。

根据匹配关系,按照式(10)计算峰值特征集的归一化相似度。

$$P_s = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp(-\|X_i - Y_{\Gamma(i)}\|) \quad (10)$$

式中, $\Gamma(i)$ 表示与测试样本第 i 个峰值对应的模板样本峰值序号。

2.3 基于轮廓Hausdorff距离的分类算法

Hausdorff距离是评价点集距离的一种有效准则。目标轮廓由一系列二维的空间坐标组成,是一种典型的点集。针对点集中可能存在的少量干扰点,部分Hausdorff距离可以更稳健地对点集间的距离给出评价^[12]。对于点集 A 和 B , A 到 B 的部分Hausdorff距离定义为

$$h_k(A, B) = K_{a_i \in A, b_j \in B}^{\text{th}} \min \|a_i - b_j\|_2 \quad (11)$$

式(11)表示对于所有的 $a_i \in A$,其到 $b_j \in B$ 第 K 小的欧氏距离。同理, B 到 A 的部分Hausdorff距离定义为

$$h_k(B, A) = K_{b_j \in B, a_i \in A}^{\text{th}} \min \|b_j - a_i\|_2 \quad (12)$$

最终两点集之间的部分Hausdorff距离定义为

$$H_k(A, B) = \max(h_k(A, B), h_k(B, A)) \quad (13)$$

本文中, K 值取为5。为了便于后续的决策融合,将测试样本与各类之间的部分Hausdorff距离采用与式(8)相同的方法(将其中的各类重构误差替换为部分Hausdorff距离)转换为归一化的相似度。

3 基于互补特征层次决策融合的SAR目标识别方法

本文提出基于互补特征层次融合的目标识别方法,为了提高特征决策融合的效率,摒弃了传统并行融合的思路,提出如图3所示的层次推进融合方法。

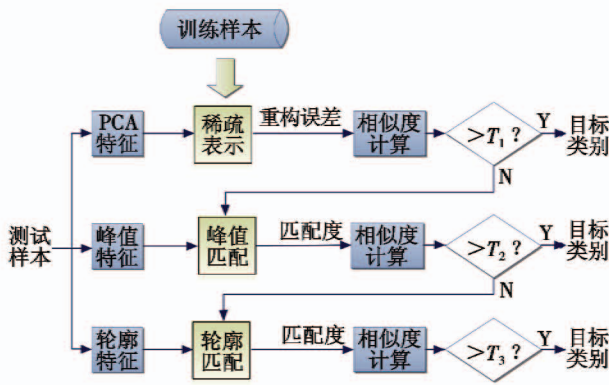


图 3 本文识别方法的流程

Fig. 3 Procedure of the proposed recognition method

本文方法首先基于 PCA 特征进行目标分类。PCA 特征作为一种全局特征,相比其他两种特征更能保持目标特性。基于稀疏表示的重构误差计算得到归一化相似度,当最大的相似度大于预设的门限 T_1 时,则认为识别结果可靠,无需再利用其他特征进行识别。若最大相似度低于门限,则认为识别结论不可靠,需要转入第二级进行峰值特征的匹配识别。同理,在第二级进行

目标分类,采用同样的手段决定目标类别或者转换第三级的轮廓匹配。

采用层次推进的融合策略,可以有效避免不必要的重复分类。实际过程中,大部分的测试样本可以通过第一级分类过程得以可靠分类,此时则不需要执行第二级和第三级的分类过程。同时,作为特性上互补的特征,当前一级采用的特征不能正确分类时,下一级的特征往往可以达到正确分类的目的。综上所述,本文提出的互补特征层次融合的方法可以有效提高 SAR 目标识别系统的效率和性能。

4 实验与分析

4.1 实验数据集

本文采用美国 DARPA/AFRL 公布的 MSTAR 数据集进行实验验证。该数据集包含了 10 类军事目标的 SAR 图像,表 1 列出了本文使用的训练样本和测试样本,实验中采用俯仰角 17° 下的 10 类目标 SAR 图像作为训练样本,俯仰角 15° 下的 10 类目标图像作为待识别的测试图像。

表 1 本文使用的训练和测试样本

Table 1 Training and test samples used in this paper

类别	BMP2	BTR70	T72	T62	BDRM2	BTR60	ZSU23/4	D7	ZIL131	2S1
训练集	232 (Sn_9566)	233	231 (Sn_812)	299	298	256	299	299	299	299
测试集	195 (Sn_9563)		196 (Sn_132)							
	196 (Sn_9566)	196	195 (Sn_812)	273	274	195	274	274	274	274
	196 (Sn_c21)		191 (Sn_s7)							

4.2 实验结果与分析

实验中,针对 10 类目标的识别问题,根据多次重复实验的结果,设置各层次的判决门限分别为 $T_1 = 0.4$, $T_2 = 0.5$ 和 $T_3 = 0.4$ 。为充分验证本文方法的有效性,采用本文设计的各层次的识别算法以及基于 SVM 的算法^[13]作为对比,几类对比算法分别记为“SRC”、“峰

值匹配”、“轮廓匹配”和“SVM”。对于 SVM 算法同样采用 80 维的 PCA 特征作为输入。

4.2.1 标准操作条件下的识别结果

本文首先在标准操作条件下进行 10 类目标的识别实验,得到的识别结果如表 2 所示。

表 2 10 类目标的识别结果统计

Table 2 The recognition results of 10 classes of targets

类别	BMP2	BTR70	T72	T62	BDRM2	BTR60	ZSU23/4	D7	ZIL131	2S1	识别率/%
BMP2	572	1	5	0	0	0	7	0	2	0	97.44
BTR70	0	193	0	0	0	3	0	0	0	0	98.47
T72	1	5	569	0	4	0	0	0	1	1	97.93
T62	2	0	0	271	0	1	0	0	0	0	98.91
BDRM2	0	0	3	0	267	1	3	0	0	0	97.45
BTR60	0	1	0	2	0	192	0	0	0	0	98.46
ZSU23/4	0	2	0	0	3	0	267	1	0	1	97.45
D7	0	5	0	1	2	2	0	263	1	0	95.99
ZIL131	3	2	0	0	0	0	5	0	264	0	96.35
2S1	0	0	0	0	2	0	0	0	0	272	99.27
平均识别率/%											97.82

本文算法对 10 类目标中任一类的正确识别率均达到 95% 以上,最终的平均识别率为 97.82%。由此可见,本文算法可以较好地完成 10 类目标的识别任

务。表 3 对比了本文方法与其他几类识别算法的平均识别率和识别单幅 SAR 图像所需要的时间消耗。本文算法具有最高的识别率。对比本文中设计的单个特

征的识别结果可以发现,本文通过层次决策融合大大提高了目标识别性能。同时,本文算法的时间消耗与 SRC 和 SVM 相近,均可以高效地完成目标识别任务。综合对比识别率和效率可以看出,本文方法的优势十分明显,能够以很高的效率达到高水平的识别率。

表 3 本文方法与其他方法在标准操作条件下的对比

Table 3 Comparison with other methods under standard operating condition

方法类型	平均识别率/%	识别时间/ms
本文方法	97.82	10.1
峰值匹配	94.12	30.2
轮廓匹配	93.85	15.3
SRC	94.62	9.6
SVM	94.81	11.5

4.2.2 噪声干扰

由于真实场景中获取的 SAR 数据往往会被噪声污染,因此识别算法对于噪声干扰的稳健性十分重要。为了测试算法对于噪声干扰的稳健性,本文对测试样本按照文献[14]中的方法添加高斯白噪声,进而测试各个识别算法在不同信噪比下的识别性能。各类方法在不同信噪比(SNR)下的识别性能如图 4 所示。

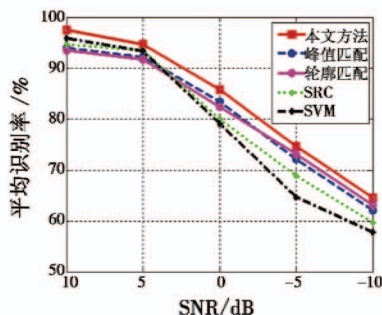


图 4 各类算法在不同信噪比下的识别性能

Fig. 4 Performances of different methods under different SNRs

由图 4 可以看出,在信噪比较低(低于 0 dB)时,峰值特征匹配方法和轮廓匹配算法的性能要优于 SRC 和 SVM 方法,体现了局部特征和细节特征对噪声干扰的稳健性。本文方法在各个信噪比下都具有最高的识别率,这是因为采用的互补特征相互补充,使得识别算法在有噪声干扰的条件下依旧可以稳健地完成识别任务。

5 结束语

本文提出了基于互补特征层次决策融合的 SAR 目标识别方法。PCA 特征、目标峰值和目标轮廓可以为目标提供互补的特性描述,从而为目标识别提供了更强的鉴别力。层次推进的融合策略有效避免了重复分类的过程,从而提高了目标识别的效率。对 10 类 MSTAR 目标分别进行目标识别实验,在标准操作条件下平均识别率可以达到 97.82%。在有噪声干扰的条

件下,本文方法进一步体现了特征互补的优势,依旧可以实现稳健的目标识别。

参考文献

- [1] 文贡坚,朱国强,殷红成,等.基于三维电磁散射参数化模型的 SAR 目标识别方法[J].雷达学报,2017,6(2):115-135.
- [2] 黄鹏杰,王宏力,赵爱罡,等.一种基于 Facet 模型的 SAR 图像特征点检测算法[J].电光与控制,2017,24(1):41-45.
- [3] 苏培峰,黄世奇,王艺婷,等.用图像矩特征描述的 SIFT 特征 SAR 图像配准[J].电光与控制,2016,23(8):89-91.
- [4] MISHRA A K. Validation of PCA and LDA for SAR ATR [C]//IEEE TENCON,2008:1-6.
- [5] ANAGNOSTOPOULOS G C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors[J]. Nonlinear Analysis, 2009, 71(2): 2934-2939.
- [6] 丁柏圆,文贡坚,余连生,等.属性散射中心匹配及其在 SAR 目标识别中的应用[J].雷达学报,2017,6(2): 157-166.
- [7] 张翠,酆苏丹,邹涛,等.一种应用峰值特征匹配的 SAR 图像自动目标识别方法[J].中国图象图形学报, 2002,7(7):729-734.
- [8] HUAN R H, PAN Y. Target recognition for multi-aspect SAR images with fusion strategies[J]. Progress in Electromagnetics Research Symposium, 2013, 134:267-288.
- [9] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing [M]. New Jersey: Prentice Hall, 2008.
- [10] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2):210-227.
- [11] THIAGARAJANM J, RAMAMURTHY K, KNEE P, et al. Sparse representations for automatic target classification in SAR images[C]//The 4th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP), 2010:1-4.
- [12] SIM D G, KWON O K, PARK R H. Object matching algorithms using robust Hausdorff distance measures[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(3): 425-429.
- [13] ZHAO Q, PRINCIPLE J C. Support vector machines for SAR automatic target recognition[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 2001, 37(2):643-654.
- [14] DING B Y, WEN G J, ZHONG J K, et al. A robust similarity measure for attributed scattering center sets with application to SAR ATR [J]. Neurocomputing, 2017, 219: 130-143.