

基于非负矩阵分解的 SAR 图像目标识别

龙泓琳,皮亦鸣,曹宗杰

(电子科技大学电子工程系,四川成都 611731)

摘要: 特征提取是合成孔径雷达自动目标识别的关键技术,同时也是难点问题之一.本文提出了一种基于非负矩阵分解算法与 Fisher 线性判别方法的合成孔径雷达图像目标识别的方法,通过基于基向量非负加权组合的形式构建 SAR 目标图像,能充分利用目标的局部空间结构信息提取目标特征信息实现目标识别.首先将水平集分割预处理后的 SAR 目标图像样本构成初始矩阵,然后利用非负矩阵分解后得到的权向量作为目标图像的特征向量,再通过依据 Fisher 线性判别构成的分类器,实现对 MSTAR 数据中 3 类目标的识别,并与目前已有的几种典型方案进行对比.试验结果表明该方法是可行且有效的,并能够明显提高对目标识别的稳定性和正确率.

关键词: 合成孔径雷达; 目标识别; 非负矩阵分解; Fisher 线性判别

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 06-1425-05

Non-Negative Matrix Factorization For Target Recognition

LONG Hong-lin, PI Yi-ming, CAO Zong-jie

(University of Electronic Science and Technology of China; Chengdu, Sichuan 611731, China)

Abstract: The feature extraction is one of the key steps and difficulties for synthetic aperture radar(SAR) auto target recognition. This paper proposes a novel method based on non-negative matrix factorization for SAR images feature extraction and target recognition. In order to make full use of local spatial structure information for target feature extraction to achieve target recognition, it takes the form of non-negative weighted combination of basis vectors to construct SAR target images. First, the level set SAR image segmentation method is adopted to get the target image from noisy SAR image, then, after non-negative matrix factorization, the resulting weighted vectors are regarded as the feature vectors of the target images, and finally, Fisher Linear Discriminant is considered as a classifier to perform target recognition. The method is used for recognizing three-type target motels in MSTAR database. Compared to other classical methods, the experimental results show that the new method is an effective approach for SAR images feature extraction and target recognition.

Key words: SAR; target recognition; NMF; Fisher linear discriminant

1 引言

合成孔径雷达(SAR)以其全天候、全天时和穿透力强等特点,成为目前重要的对地观测和军事侦察手段. SAR 图像目标识别作为 SAR 图像解译和分析的重要组成部分,具有重要的商业和军事价值,日益成为国内外的研究热点.由于实际所需处理的数据量十分庞大,加之 SAR 图像具有很强的斑点噪声,为减少处理的信息量并同时提高识别的正确率,需要对原始 SAR 图像数据进行有意义的特征提取,可降低解译的信息量并提高识别性能.

目前常用的 SAR 图像目标识别方法有基于灰度相关匹配,基于二维不变矩特征以及基于目标边缘检测等

目标识别法,其主要原理是通过提取图像域参数或小波系数等构建 SAR 目标图像的特征矢量,这些利用图像全局特征进行识别的方法虽能得到比较理想的识别结果,却对 SAR 图像的斑点噪声变化较敏感,并且存在如识别过程的数据量大、计算代价高以及难以达到实时性要求等较大缺陷.

为解决上述问题,本文考虑将矩阵分解理论应用于 SAR 图像处理,通过将原始的大矩阵,近似分解为低秩的形式,从而大大减少数据运算量的同时获得较好的识别率.非负矩阵分解(NMF)是目前国际上提出的一种新的矩阵分解的方法,即在所有元素均为非负的条件约束下实现矩阵分解,采用非负加权组合的形式使得其分解结果具有较好的可解释性.目前 NMF 算法已被成功应

用于特征提取领域,如 Lee 和 Seung 等^[1]将 NMF 用于语言建模中的语法识别,Guillemet^[2]等提出将 NMF 用于人脸识别等.本文提出将 NMF 引入到 SAR 图像目标识别的研究中,采用 NMF 算法与 Fisher 线性判别相结合的方法对 MSTAR 图像中目标进行识别.另外,NMF 算法具有收敛速度快、存储空间小的特点,同时能将高维的数据矩阵降维处理适合处理大规模数据.因此,很有必要研究其在 SAR 图像处理领域的应用.

2 基于 NMF 的特征提取

目前,矩阵分解已成功应用于特征提取领域,如主分量分析(PCA)^[3],独立分量分析(ICA)^[4],奇异值分解(SVD)^[5]等,然而这些方法对原始高维数据的投影系数没有正负的限制,使得其各分量张成无界的子空间,由于实际处理的 SAR 图像的灰度值均为非负的,其在子空间上的投影却往往是子空间的很小一部分,因此传统矩阵分解得到的子空间基对 SAR 图像数据表示存在超冗余性,并且使得当用分解得到基图像的线性组合来描述原始 SAR 图像时,可能会存在复杂的减性关系,而不具备目标识别中由局部累加为一个整体的直观性.

针对这些问题,文中提出采用非负矩阵分解算法,其基本思想可描述为:给定一非负矩阵 V ,寻找一个线性子空间 W ,使原样本 V 在 W 上的投影 H 满足: $V_{n \times m} = W_{n \times r} \times H_{r \times m}$,其中 W, H 中的所有元素均为非负的.将包含 m 个训练样本的 SAR 目标图像集看作非负矩阵 V ,其每一列即对应其中某一幅目标图像 n 个非负像素值组成的列向量,则一张 SAR 图像 V_i 可表示为 $V_i = WH_i$,则将其视为 W 中各列向量的正线性组合, $W = [w_1, w_2, \dots, w_r]$ 是对图像集 V 进行线性估计而优化的基,而 $H_i = [h_{i,1}, \dots, h_{i,r}]$ 为对应 r 维特征子空间中的投影坐标,原有的 n 维 SAR 图像向量可用所得的 r 维坐标向量进行描述,由此实现 SAR 图像变换域的特征提取.较之传统算法,NMF 算法在减少压缩存放的 SAR 图像数据量的同时,由于各向量间具有一定的线性无关性和非负性使得其对数据的表示更为紧凑和更少冗余,即对数据具有更好的夹逼性,亦使得其对原始 SAR 图像数据的特征及结构具有更优的鉴别力.对于 NMF 问题的求解常用的目标函数为^[11]:

$$\min F = \sum_{i=1}^n \sum_{u=1}^m [V_{iu} - (WH)_{iu}]^2 \quad (1)$$

$$\text{s.t. } W_{iu} \geq 0, H_{iu} \geq 0, i = 1, \dots, n, u = 1, \dots, m$$

其可解释为在 $(WH)_{iu}$ 上加上噪声从而产生了 V_{iu} ,则 F 亦可称为用 WH 作为原始 SAR 图像 V 估计值的结构估计误差. Lee 和 Seung 从理论上证明了在此基础上 NMF 算法的收敛性,并得到 W, H 如下所示的迭代规则:

$$W_{ia} \leftarrow W_{ia} \sum_{\mu} \frac{V_{i\mu}}{(WH)_{i\mu}} H_{a\mu} \quad (2)$$

$$H_{a\mu} \leftarrow H_{a\mu} \sum_{i} W_{ia} \frac{V_{i\mu}}{(WH)_{i\mu}}$$

事实上 NMF 算法本身也是一种优化的机制,其过程与人类识别事物的过程相似,由局部特征的加权组合表示目标图像,这与人类思维中“局部构成整体”的概念,由部分到整体的认知过程不谋而合.因此,本文将 NMF 算法应用于 SAR 图像目标识别从试验角度验证其有效性.

3 Fisher 线性判别

Fisher 线性判别方法(FLD)^[6]的目标就是从高维特征空间里提取出具有判别能力的低维特征,从而使同一个类别的所有样本尽量聚集,不同类别的样本尽量分开. Fisher 判别在目标 SAR 图像的投影空间中找到最优的特征子空间,使样本的类间散布最大,类内散布最小,使得用于识别的特征必须在构建的分类空间上具有较好的类内凝聚性和类间差异性,即类间散布和类内散布比值最大.其比值为:

$$P_{fld} = \arg \max_p \frac{P^T S_b P}{P^T S_w P} = [p_1, p_2, \dots, p_k] \quad (3)$$

其中, P_{fld} 是 $k \times r$ ($k \leq r$) 维矩阵, $\{p_i | i = 1, 2, \dots, k\}$ 是矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 中 k 个最大特征值对应的特征向量. S_b 是类间散布矩阵, S_w 是类内散布矩阵,分别定义为:

$$S_b = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu) (\mu_i - \mu)^T \quad (4)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{\mu_k \in C_i} (\mu_k - \mu) (\mu_k - \mu)^T = \sum_{i=1}^c S_{w_i}$$

其中, N_i 是第 i 类 C_i 的样本数, C 是类别的总数, $\mu = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mu_j$ 是全体图像的平均值, μ_i 是第 i 类 C_i 的平均值.

4 目标识别实现

4.1 目标识别流程

目标识别过程分为训练过程和识别过程.为了降低 SAR 目标图像的维数和减少训练时间,同时保证较好的识别效率,文中提出如下图 1 所示的实现方案:(1)运用图像分割预处理,得到去背景噪声的目标图像;(2)对分

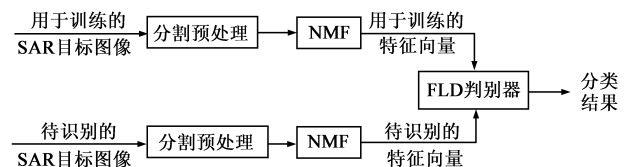


图1 SAR 图像目标识别流程图

割后的图像进行非负矩阵分解得到特征权向量;(3)采用 Fisher 线性判别方法对得到的特征向量进行处理,得到新的 FLD 特征向量;(4)在识别过程中,当一个新的目标样本加入,通过比较 FLD 特征向量完成识别。

4.2 预处理

由图 2 的原始图像中可以看出,SAR 图像是由目标区域、阴影区域和背景杂波三部分^[7]构成,要有效地提取目标信息,须将包含目标边界形状等特征信息的目标区及阴影区从背景杂波区中分割出来.基于非参数估计方法的水平集分割有效利用边界的信息特征,不需对相干斑噪声做抑制就能有效提取到目标的形状特征。

Paragios 等人提出了测地活动区域模型(Geodesic Active Region)^[8]并应用于纹理图像的分割.该模型先对图像进行先验统计训练,得到先验概率 P_A 、 P_B 、 P_C ,他们分别表示图像中任意点位于目标区域、背景区域和边界的概率,再利用该分布先验信息进行图像的分割.GAR 模型的能量泛函为

$$E(C) = \alpha \int_0^1 g(P_C(I(C))) \left| \frac{\partial C}{\partial p} \right| dp - (1 - \alpha) \left[\iint_{R_A} \log(P_A(I)) dx dy + \iint_{R_B} \log(P_B(I)) dx dy \right] \quad (5)$$

对于能量泛函(5)的最小化一般通过水平集方法^[1]来求解,以达到图像的分割.水平集方法将演化曲线 C 看做水平集函数 Φ 的零水平集,即 $C = \{(x, y) | \Phi(x, y) = 0\}$,通过演化水平集函数来实现曲线的变形和图像的分割.应用变分水平集方法^[7]通过最小化关于水平集函数的能量泛函来直接求得曲线演化的水平集函数表示形式。

针对 SAR 图像的特点,文中采用基于参数估计的水平集 SAR 图像分割方法,通过分割得到的掩膜矩阵与原目标图像做掩膜,即可得到去掉背景噪声后的目标图像,下图 2 为对 SAR 图像处理后的效果图.对比分割前后图像可见,目标区和阴影区被正确地分割出来,从而得到去掉背景噪声的目标图像,且较好地保留了各自的形状信息。

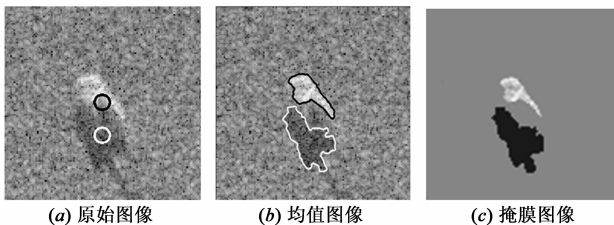


图2 SAR图像分割的效果图对比

4.3 NMF 与 FLD 结合的目标识别方法

目标识别仍属于模式识别的范畴,对于给定的已

知目标类别的训练 SAR 图像集和未知目标类别的测试图像集,通过特征的提取以及分类识别出测试图像集中目标对应的类别.其具体算法实现如下:

4.3.1 训练过程

(1)给定一个 SAR 目标图像训练集 $\Gamma_i (i = 1, 2, \dots, N)$,对其进行图像分割预处理,得到包含目标区域信息的分割图像,将每幅图像矩阵的所有列向量依次收尾相接,从而获得各训练图像的目标区域分割图像对应的列向量 $V_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

(2)利用 NMF 算法,由迭代规则计算模型 $V = W \times H_{\text{train}}$ 得到 W 和 H_{train} ,计算由 h_1, h_2, \dots, h_N 构成的类内散布矩阵 S_w 和类间散布矩阵 S_b ,然后计算对应矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 的 r 个最大特征值对应的特征向量构成 FLD 投影矩阵 $P_{fld} = [p_1^{fld}, p_2^{fld}, \dots, p_r^{fld}]$ 。

(3)利用 FLD 投影矩阵 P_{fld} 得到分类特征 $S_i = [s'_{1i}, s'_{2i}, \dots, s'_{ri}]^T = P_{fld}^T h_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

(4)根据对应目标图像训练集的分类特征向量 $S_1, S_2, \dots, S_i, \dots, S_N$ 组成 m 类目标识别数据库,存储所有训练样本的特征向量.为表达方便,不妨假设由这 N 个最佳分类特征向量组成的 m 类目标识别数据库的标准样本向量为 $S^{(1)}, S^{(2)}, \dots, S^{(m)}$ 。

4.3.2 识别过程

(1)给定一个待识别的目标图像,对其进行图像分割,得到其目标区域图像列向量 V_{test} 。

(2)计算 $h = W^+ V_{\text{test}}$, W^+ 是训练过程中 NMF 分解中基矩阵 W 的伪逆,对 h 利用 FLD 投影矩阵可得到分类特征,即 $S_{\text{test}} = P_{fld}^T h$ 。

(3)找到与待识别图像最接近的训练集中的目标类别,确定目标分类.计算欧几里德距离 $d_q = \min_{1 \leq j \leq c} |S_{\text{test}} - S^{(j)}|$,找到与待识别图像最接近的训练集中的目标类,当 d_q 小于某一个阈值时,就把这个目标划分为 q 类。

5 试验结果

5.1 试验数据

本文中试验数据是由美国 DARPA/AFRL 工作组提供的 MSTAR 合成孔径雷达对地面静止目标的实测数据,分辨率为 $0.3\text{m} \times 0.3\text{m}$.工作组推荐使用的训练样本为 SAR 在俯仰角为 17° 时对地面目标的成像切片数据,包括 3 类目标,即 BMP2(装甲运兵车)、BTR70 及 T72(主战坦克).为了验证所提出方法的鲁棒特性,文中选用 SAR 在俯仰角为 15° 时对地面目标的成像数据作为测试样本,每类目标的样本包含了大量不同方位的图像,范围在 $0 \sim 360^\circ$ 之间,所有目标图像大小均为 128×128 .表 1 列出了训练样本和测试样本的种类和样本个

数,图3从左至右分别为 BMP2, BTR70 及 T72 在俯视角为 17° 、方位角为 45° 时的 SAR 目标图像.

表 1 训练、测试样本种类及样本数

训练样本	样本数	测试样本	样本数
BTR70	233	sn_71	196
		sn_9563	195
BMP2	233	sn_9566	196
		sn_c21	196
		sn_132	196
T72	233	sn_812	195
		sn_s7	191

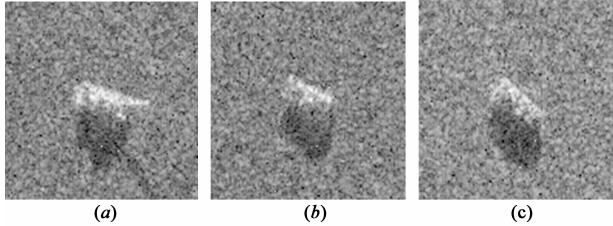


图3 BMP2, BTR70和T72在俯视角为 17° 时的 SAR 图像

5.2 试验结果

识别率是正确识别样本数和总样本数的比值,是衡量识别算法性能的最重要指标.将表1中给出的测试样本按上述方法先进行水平集分割得到去掉背景噪声的目标图像,再采用 NMF 对目标掩膜图像提取特征向量,通过 Fisher 判别实现分类识别,得到三类目标样本的识别率如表2所示.

表 2 各类目标识别率

	BMP2	BTR70	T72	识别率 %	平均识别率 %
BMP2	537	43	6	91.48	
BTR70	7	189	0	96.43	92.89
T72	11	29	542	93.13	

将本文方法得到的识别率与三种典型的识别方法所得到的识别率比较,结果如表3所示.文献[9]以 10° 为方位单元,给出一种传统模板匹配方法,对每个方位单元内的训练图像样本取平均作为模板,用最小距离准则做匹配完成分类,文献[3]采用基于 PCA 的方法,对进行水平集分割预处理后所得到的目标图像,进行主分量分析提取的特征向量通过分类器实现目标识别.文献[10]中提出的采用基于 Fisher 准则与 SVM 结合的 SAR 目标特征提取及识别算法,首先通过非线性 Fisher 准则提取样本特征,然后由 SVM 分类器完成目标识别.试验结果表明,本文提出的方法所得到的平均识别率明显高于其他几种识别方法得到的识别率.

表 3 四种识别率 (%) 方法的比较

测试样本类别	传统模板匹配	分割 + PCA	FLD + SVM	本文方法
BMP2	82.79	87.91	90.80	91.48
BTR70	93.37	97.81	95.41	96.43
T72	94.50	86.57	92.43	93.13
平均识别率	89.30	88.03	92.16	92.89

另外,本文对各种算法的运算效率做了粗略比较,所有试验均是在主频 1.86GHz,内存为 2.00GB 的 PC 机上用 Matlab 语言实现的,并且所有程序均未进行优化.表4中给出的结果是对所有样本进行训练及测试识别所需运算时间.结果表明,模板匹配法所需运算时间最多,而文献[11]中所提出的 Fisher 准则与 SVM 结合构成分类器的方法,由于 Fisher 准则被直接用于高维图像数据的核函数处理,所需运算量较大,运算时间亦相对较长,而 PCA 算法实现所需的时间次之,采用本文所提出的算法运算时间则相对较少.因此,利用本文方法在较好提高了目标识别率的同时仍可达到相对较高的运算效率.

表 4 各类方法运算时间 (ms) 的比较

	传统模板匹配	分割 + PCA	FLD + SVM	本文方法
训练时间	3627.5	854.7	1372.8	392.7
识别时间	918.3	24.4	47.6	12.1

6 结束语

对于 SAR 图像目标识别,文中提出一种基于非负矩阵分解的识别方法,对 MSTAR 数据库中的图像数据对该方法进行验证和分析,试验结果表明,本文通过采用 NMF 提取的特征向量能充分体现目标的局部空间结构信息,对识别的 SAR 图像具有较强的鲁棒性,并且有效提高了对目标的正确识别率.

参考文献:

- [1] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Natrue, 1999, 401: 788 - 791.
- [2] Guillaumetd, Vitria J. Non-negative matrix factorization for face recognition[A]. 5th Catalanian Conference on AI CCIA[A]. Berlin: Springer-Verlag, 2002. 336 - 344.
- [3] Zhi Guo-he, Jun Lu, Kuang Gang-yao. A fast SAR target recognition approach using PCA features[A]. Proceeding of the Fourth International Conference on Image and Graphics [C]. Washington: IEEE Computer Society, 2007. 580 - 585.
- [4] 陈洋, 王润生. 结合 Gabor 滤波器和 ICA 技术的纹理分类方法[J]. 电子学报, 2006, 35(2): 299-303.
Chen Yang, Wang Run-sheng. A method for texture classification by integrating gabor filters and ICA[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 35(2): 299 - 303. (in Chinese)
- [5] Qun Zhao, Jose C Principe. Support vector machines for SAR automatic recognition[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(2): 643 - 654.
- [6] Miika S, Ratsc G, Westen J, Scholkopf B, et al. Fisher discriminant analysis with kernel[A]. IEEE Neural Networks for Signal Processing[C]. NJ: IEEE, 1999. 41 - 48.

- [7] 曹宗杰,等. 基于统计模型的变分水平集 SAR 图像分割方法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(12): 2862 - 2866.
Cao Zong-jie, et al. A variational level set SAR image segmentation approach based on statistical model[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2008, 30 (12): 2862 - 2866. (in Chinese)
- [8] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions and level set methods for motion estimation and tracking[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 97(3): 259 - 282.
- [9] Ross T D, Worrall S W, Velten V J, et al. Standard SAR ATR evaluation experiments using the MSTAR public release data set [A]. Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery V [C]. Orlando: SPIE, 1998. 566 - 573.
- [10] 韩萍, 吴仁彪, 王兆平. 基于 KFD 准则的 SAR 目标特征提取与识别[J]. 现代雷达, 2004, 26(7): 27-30.
Han Pin, Wu Ren-biao, Wang Zhao-ping. SAR target feature extraction and automatic recognition based on KFD criterion [J]. Modern Radar, 2004, 26(7): 27-30. (in Chinese)
- [11] 宦若虹, 杨汝良. 基于 KFD + ICA 特征提取的 SAR 图像目标识别[J]. 系统工程与电子技术. 2008, 30(7): 1237 - 1240.

Huan Ruo-hong, Yang Ru-liang. SAR image target recognition based on KFD + ICA feature extraction[J]. Systems Engineering and Electronics. 2008, 30(7): 1237 - 1240. (in Chinese)

作者简介:



龙泓琳 女, 1986 年 10 月出生. 2007 年成为电子科技大学电子工程学院硕士研究生, 目前主要从事雷达成像与图像处理方面的有关研究.
E-mail: longhonglin1986@163.com



皮亦鸣 男, 1968 年 10 月出生, 教授、博士生导师, 中国电子学会高级会员, 《全球定位系统》学报编委委员, 2004 年评为博士生导师. 目前主要从事雷达信号处理等方面研究.

