

一种新的 SAR 图像目标检测算法

于红芸^{1,2}, 姜涛³, 关键²

(1. 鲁东大学数学与信息学院, 烟台 264025; 2. 海军航空工程学院信息融合研究所, 烟台 264001;

3. 海军航空工程学院兵器科学与技术系, 烟台 264001)

摘要: 提出一种与数据有关的基与固定基相结合的合成孔径雷达(SAR)图像检测算法, 分别提取 2 种不同空间下表示的目标特征, 将这些特征在不同空间中融合并进行调制, 形成显著图, 从而将目标特征凸显出来, 利用目标的先验知识检测目标, 使用 ADTS 高分辨率机载 SAR 目标数据进行仿真。实验结果表明, 该算法能够有效突出待测图像中的目标区域, 并抑制非目标区域, 具有较高的检测精度。

关键词: 非负矩阵分解; Gabor 滤波器; 目标检测; 合成孔径雷达图像

Novel Target Detection Algorithm for SAR Image

YU Hong-yun^{1,2}, JIANG Tao³, GUAN Jian²

(1. School of Mathematics and Information, Ludong University, Yantai 264025;

2. Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001;

3. Department of Ordnance Science and Technology, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001)

【Abstract】 A Synthetic Aperture Radar(SAR) image detection algorithm which unifies with the data related base and the fixed base is proposed. The target features which are extracted in two kind of different spaces are fused separately. They are modulated each other. The target features can be protruded by this algorithm. The targets are detected by using the priori knowledge in the saliency map. Experimental results with ADTS target high-resolution airborne SAR data show that the target area can pop out with the background being restrained and the algorithm has higher detection accuracy.

【Key words】 Non-negative Matrix Factorization(NMF); Gabor filter; target detection; Synthetic Aperture Radar(SAR) image

1 概述

信号的线性表示方法是将信号分解为一组基本信号的线性加权组合, 其中, 基本的信号称为基信号, 对应的权重称为组合系数。根据基信号的特点, 这种表示方法又可分为 2 种: (1)基信号与处理的数据无关, 即选取固定的基信号, 如傅里叶分析和小波分析方法; (2)通过处理预先获得的数据得到基信号, 即选取与数据相关的基信号, 如主成分分析、独立成分分析和非负矩阵分解(Non-negative Matrix Factorization, NMF)。

近年来, 国内外很多学者都对基本信号的选取和应用进行了深入研究, 固定基的选取主要集中在对小波的研究, 尤其后小波的研究与应用成为目前研究的热点^[1]。与数据有关的基信号的研究主要集中在核主成分分析等有关核分析的方法上^[2]。

2 种信号分解的方法各有其优缺点。对于固定的基信号, 信号的分解只能取其有限个基表示, 这会使有些信号在此基上的分解不是稀疏的, 在截取信号的表示上就会有较大的误差。对于通过学习获得的基信号, 其学习的过程与样本有直接的关系, 所以, 对于那些与样本相差很大的数据在用其表示的时候也会有很大的误差。

本文将这 2 种信号分解方式融合到一起, 一方面利用 NMF 的方式来获得基于数据的一组基, 针对目标进行滤波器选择, 利用所选择的滤波器进行检测场景的特征提取, 另一方面利用 Gabor 滤波器提取场景中的方向特征。将 2 种不同

方式下获得的特征融合起来获得总显著图, 并在此显著图中进行目标检测。本文利用 MIT 的 Lincoln 实验室提供的 ADTS 数据对该模型进行仿真实验。

2 图像的特征提取

2.1 NMF 原理以及特征选择

NMF 是种多变量分析方法。假设处理 m 个 n 维空间的样本数据, 用 $X_{n \times m}$ 表示, 该数据矩阵中各个元素都是非负的, 对矩阵进行如下的线性分解:

$$X_{n \times m} = W_{n \times r} H_{r \times m} \quad (1)$$

其中, $W_{n \times r}$ 称为基矩阵; $H_{r \times m}$ 称为系数矩阵。对于矩阵 W, H 的值可用式(2)的迭代方法求得。

$$W_{ik} \leftarrow W_{ik} \frac{(XH^T)_{ik}}{(WHH^T)_{ik}}, \quad H_{kj} \leftarrow H_{kj} \frac{(W^T X)_{kj}}{(W^T W H)_{kj}} \quad (2)$$

由上述可知, NMF 算法目的在于寻找隐藏在数据中的一组基。

该方法在实际的计算中所得到的基向量是没有顺序的。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60672140); 全国优秀博士学位论文作者专项基金资助项目(200237) 教育部新世纪优秀人才支持计划基金资助项目(NCET-05-0912)

作者简介: 于红芸(1971-), 女, 讲师、博士研究生, 主研方向: 图像处理, 目标检测, 模式识别; 姜涛, 讲师、博士; 关键, 教授、博士、博士生导师

收稿日期: 2009-10-15 **E-mail:** xiaofish_er@163.com

实际上基向量的顺序在目标检测中是非常重要的。本文算法采用基于互信息的特征选择方法解决该问题。

互信息时衡量 2 个随机变量之间相关性的有效度量，能够很好地解决特征选择问题。用互信息进行特征选择的方法主要是贪婪选择算法^[3]。整个算法最主要的是计算特征与类别的互信息。根据 Shannon 熵定义互信息 $I(x,y)$ ，满足式(3)的关系。

$$I(x,y) = \iint p(x,y) \lg \frac{p(x)p(y)}{p(x,y)} dx dy \quad (3)$$

其中， P 是概率分布函数。

2.2 基于 NMF 分解的 SAR 图像特征提取

考虑到环境因素在目标检测过程中有非常重要的作用，在构造滤波器时利用当前的环境数据加上目标数据，并且针对目标和背景进行特征选择，利用所选择的滤波器进行待测场景的特征提取。

基于 NMF 分解的 SAR 图像特征提取的具体步骤如下：

第 1 步 取若干幅不包括目标的背景图像，随机地在不同的位置处提取定量尺寸较小的图像子块(9×9 像素)。

第 2 步 将若干幅包含目标的图像(45×45 像素)剖分成 9×9 的图像子块。

考虑到在检测的场景中目标的大小可能存在差别，将包含目标的图像依次地缩小为原来图像的 0.8,0.6,0.4,0.2，然后分别剖分成 9×9 的图像子块。

第 3 步 将所有的包含目标的图像子块与所有不包含目标的图像子块合到一起，再加上在待检测的图像中随机抽取的 9×9 的图像子块形成训练样本集。

对该训练集进行 NMF 分解得到一组基图像和对应的分解系数，在学习的过程中，同时获得目标的区域(面积)大小特征。

第 4 步 特征选择，根据第 3 步得到的分解系数进行滤波器的选择。

第 5 步 用选择好的滤波器对需要检测的场景进行滤波。

第 6 步 多特征图合并，对于滤波值采用不同的加权和作为输出值形成特征图 NM。

2.3 基于 Gabor 滤波器的图像特征提取

二维 Gabor 滤波器在空间域和频率域均有较好的分辨能力。假定 $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$ ，则 Gabor 小波定义^[4]如下：

$$\psi(x,y,\omega_0,\theta) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x_0^2+y_0^2)}{2\sigma^2}} [e^{j\omega_0 x_0} - e^{-\omega_0^2 \sigma^2 / 2}] \quad (4)$$

其中， $x_0 = x \cos \theta + y \sin \theta$ ， $y_0 = -x \sin \theta + y \cos \theta$ ， x, y 表示空间域像素的位置； ω_0 为中心频率； θ 代表 Gabor 小波的方向； σ 为高斯函数沿 2 个坐标轴的标准方差。

本文实验中选取 $\omega_0 = 20$ ；对于方向的选择，实验中取 4 个方向： $\theta_1 = 0, \theta_2 = \pi/4, \theta_3 = \pi/2, \theta_4 = 3\pi/4$ 。

3 SAR 图像目标检测

3.1 NMF 分解和 Gabor 滤波相融合的目标检测

NMF 分解和 Gabor 滤波融合的目标检测过程如下：

第 1 步 根据 2.2 节介绍的方法获得特征图 NM。

第 2 步 利用 Gabor 滤波器进行待测场景的 4 个方向的滤波，对于滤波值取大作为输出值形成特征图 GM。

第 3 步 将 2 个特征图 NM 与 GM 相乘，提取非零区间。

第 4 步 将所获得的非零区间，与第 1 步获得的目标的大小特征进行比对，提取感兴趣的区域。

图 1 为该目标检测的具体流程。

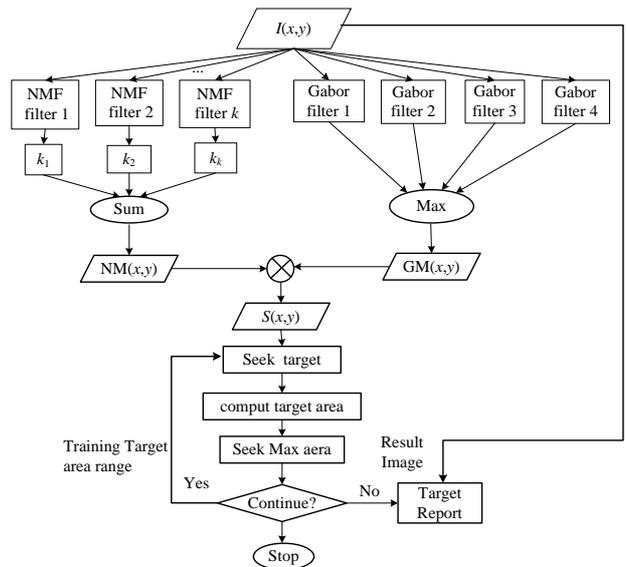
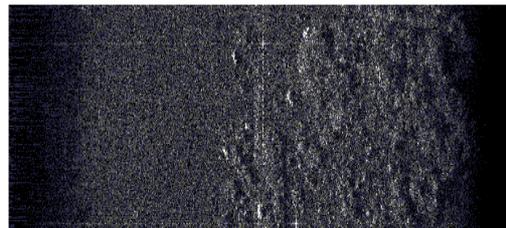


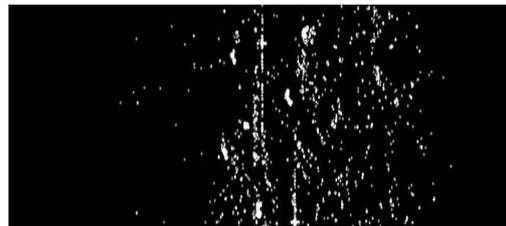
图 1 NMF 分解与 Gabor 滤波相融合的目标检测流程

3.2 仿真实验及结果分析

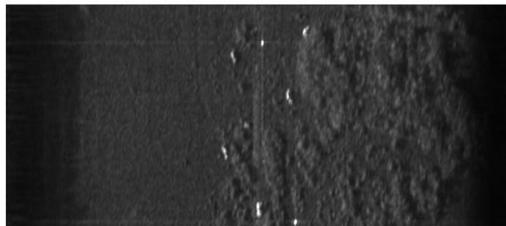
本文利用 16 幅 ADTS 高分辨率机载 SAR 目标数据进行仿真实验。图像的大小为 512×2 048，距离分辨率和方位分辨率均为 0.3 m。图 2 为其中一幅 SAR 图像及其检测结果。



(a)原始 SAR 图像



(b)Gabor 滤波器的检测结果



(c)NMF 滤波器的检测结果



(d)NMF 滤波器与 Gabor 滤波器相融合的检测结果

图 2 原始 SAR 图像及其检测结果

特征滤波器的学习阶段,从包含目标的场景图像中取出16幅以目标质心为中心的 45×45 维的图像块,对图像块进行2.2节所述的处理,获得992个 9×9 的图像子块,在不包含目标的场景图像中随机的抽取1000幅 9×9 的图像子块,最后从待检测的图像中随机抽取200个 9×9 的图像子块。

将所有的图像子块合在一起构成训练样本集进行NMF的特征提取,取特征基的个数为81个,迭代的次数为800,然后通过特征选择算法选取其中的前20个特征。图2(b)为图像用Gabor滤波器的检测结果;图2(c)为图像用NMF滤波器的检测结果;图2(d)为图像用Gabor与NMF滤波器相融合的检测检测结果。

将本文提出的实验模型与经典的Gaussian CFAR^[5]统计检测算法进行比较,结果如表1所示,其中,NG指本文中建立的模型。

表1 基于NG模型检测与传统方法的性能比较

图像数	Target Number	NG		Gaussian CFAR	
		Target	False Alarm	Target	False Alarm
包含目标(9幅)	50	50	30	50	109
不包含目标(7幅)	0	0	42	0	355

通过实验可以得出以下结论:仅利用Gabor滤波器的检测结果中存在大量的虚警,而仅利用NMF学习得到的滤波器的检测结果,会有漏检的情况。将两者结合起来得到的特征图上,目标区域会得到显著的增强。本文所建立的实验模型对于没有目标的纯背景图像和有目标的图像都可以取得较好的检测结果,其性能优于传统的检测算法。

(上接第212页)

相等的。这是因为无论对于采用何种方法,本文的处理过程是相同的。

表1 多尺度纹理合成的额外耗时 ms

合成方法	均匀合成算法时间	本文算法时间	额外耗时
文献[3]	88	100	12
文献[2]	1261	1272	11

4 结束语

本文的多尺度纹理合成方法通过对均匀纹理合成算法中最佳匹配点的重采样处理即可生成图案尺度不同的的纹理,并具有良好的可控性。由于映射函数 F 相对于缩放因子来说是单调减的连续函数,因此能够保证尺度变化的连续性。图3给出了文献[2-3]2种合成方法的合成结果。可以看出文献[3]方法的合成结果要优于文献[2]方法,原因是文献[3]是一种块“增长”方法,在每个块的增长过程中,最优匹配点能很好地保持原样本图像的连续性。对本文的算法而言,这种连续性越好,合成效果也越好。

本文的算法只适应于逐点纹理合成方法。由于基于块的纹理合成具有速度快、应用范围广等优点,开发基于块的并能控制多尺度连续渐变的纹理合成算法也是未来多尺度纹理合成要研究的内容之一。

参考文献

[1] Efros A A, Leung T K. Texture Synthesis by Nonparametric

4 结束语

本文提出一种与数据有关的基和固定基相结合的SAR图像检测算法,该方法不仅利用目标的先验知识,还利用固定基提取的特征,并将两者融合到一起,使2种特征在有目标区域互相增强,在没有目标的区域互相抑制。仿真实验结果表明,该模型对SAR图像的目标检测处理是种行之有效的办法。本文仅对Gabor小波和NMF分解的特征进行融合,提取的特征具有一定的局限性。在今后的工作中会考虑用第2代小波和核分析等方法提取目标的特征,以使目标表达更准确。

参考文献

[1] 陈新武,刘玮,龚俊斌,等.基于Contourlet-S变换的纹理图像检索系统[J].计算机工程,2009,35(16):211-213.
 [2] 林树宽,乔建忠.基于核方法的非线性时间序列预测建模[J].计算机工程,2007,33(17):23-25.
 [3] Battiti R. Using Mutual Information for Selecting Features in Supervised Neural Net Learning[J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1994, 5(4): 537-550.
 [4] Lee T S. Image Representation Using 2D Gabor Wavelets[J]. IEEE Trans. on PAMI, 1996, 18(10): 959-971.
 [5] Novak L M. Performance of a High-resolution Polari Metric SAR Automatic Target Recognition System[J]. The Lincoln Laboratory Journal, 1993, 6(1): 11-24.

编辑 陈文

Sampling[C]//Proc. of the International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 1999: 1033-1038.

[2] Wei Liyi, Levoy M. Fast Texture Synthesis Using Tree-structured Vector Quantization[C]//Proc. of the International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM Press, 2000: 479-488.
 [3] Ashikhmin M. Synthesizing Natural Textures[C]//Proc. of ACM Symposium on Interactive 3D Graphics. New York, USA: ACM Press, 2001: 217-226.
 [4] Hertzmann A, Jacobs C E, Oliver N, et al. Image Analogies[C]//Proc. of the International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM Press, 2001: 327-340.
 [5] Toniatt L, Walter M. Towards Local Control for Image-based Texture Synthesis[C]//Proc. of the 15th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2002: 252-258.
 [6] Zhang Jingdan, Zhou Kun, Luiz V, et al. Synthesis of Progressively Variant Textures on Arbitrary Surfaces[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 295-302.

编辑 任吉慧