

# 基于 NSCT 和支持向量机的 SAR 图像识别

高志帮, 刘以安

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 针对传统的合成孔径雷达图像 (SAR) 识别算法识别精度低, 用时长等问题, 提出一种基于非下采样轮廓波变换 (NSCT) 和支持向量机 (SVM) 的 SAR 图像识别算法; 首先通过非下采样轮廓波变换将目标图像分解成不同的尺度, 然后得到目标图像的低频分量和高频分量; 接着在高频分量中提取方向梯度直方图特征 (HOG), 在低频分量中利用局部二值化算法 (Local Binary Pattern, LBP) 提取纹理特征; 然后将提取的梯度方向直方图特征和局部二值化特征空间连结, 并使用支持向量机 (SVM) 作为分类器; 最后对算法进行了测试; 实验结果表明, 该方法不仅能够有效地提高了 SAR 图像目标分类的精度, 在 MSTAR 数据库上的准确率达到 90.7%, 而且对相干斑的影响具有较高的鲁棒性。

**关键词:** 图像识别; 合成孔径雷达; 非下采样轮廓波变换; 支持向量机

## SAR Image Recognition Based on NSCT and SVM

Gao Zhibang, Liu Yian

(College of IoT Engineering, Jiangnan of University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** In view of the low recognition accuracy and long time used of traditional synthetic aperture radar (SAR) image recognition algorithms, a SAR image recognition algorithm based on non-subsampled contourlet transform (NSCT) and support vector machine (SVM) was proposed. Firstly, the image is decomposed at multiple scales through NSCT to obtain the high-frequency and low-frequency components. Then histogram of oriented gradient (HOG) was extracted from the high-frequency component, and LBP (Local Binary Pattern) algorithm was used to extract texture features from the low-frequency component. After that the extracted high and low frequency features are combined and divided by support vector machine. Finally, the algorithm proposed is tested by testing set. Experimental results show that this method can not only effectively improve the SAR image recognition accuracy, the recognition rate on the MSTAR database reaches 90.7%, but also robust to the coherent speckle.

**Keywords:** image recognition; synthetic aperture radar; non-subsampled contourlet transform; support vector machine

## 0 引言

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 是一种安装在飞行器上利用天线的移动在目标区域进行探测的遥感成像技术<sup>[1]</sup>。和传统的基于波束扫描的雷达相比, 合成孔径雷达图像分辨率较高, 且不受天时, 气候和光照的影响。因此 SAR 图像在资源探测, 遥感摄像, 气候变化等领域得到快速的发展和应<sup>[2]</sup>。

SAR 图像识别一直是研究的热点。由于 SAR 图像的成像原理和一般光照条件下的图像不同, 因此给识别任务带来了挑战。SAR 图像识别的难点在于其成像过程中由于其回波信号在不同散射单元的强度具有随机性, 引入了相干斑<sup>[3]</sup>噪声导致的图像质量的下降。传统的 SAR 图像目标识别首先要进行预处理, 然后是特征的提取, 最后是利用分类算法分类。图像预处理的目的是为了减少由于相干斑的存在而影响特征提取, 从而给识别步骤造成困难。图像的预处理算法包括 Lee 滤波、Kuan 滤波等, 这些方法用来降

低相干斑噪声对识别效果的影响, 但预处理的过程存在两个缺点, 一是增加了识别的时间, 二是部分有用的像素点丢失。

目前对 SAR 图像识别研究的重点主要在于如何高效地提取有用的特征和对分类器的选择上。刘思雨<sup>[4]</sup>等人根据图像纹理特征的特点, 使用支持向量机的方法对 SAR 影像进行分类, 肖垚<sup>[5]</sup>等人利用主成分分析 (PCA) 法作为特征提取的工具, 并结合稀疏求解进行 SAR 目标识别, 薄瑜<sup>[6]</sup>等人提出一种基于一种改进的决策树的遥感影像分类方法, 徐牧<sup>[7]</sup>等人提出一种基于目标轮廓特征的 SAR 图像识别方法, 但这些方法都是基于单一特征进行识别, 存在一定的缺点导致特征提取不充分; 近年来, 深层卷积网络在图像检测、识别中得到飞速的发展。徐丰<sup>[8]</sup>等人改进了 CNN 模型, 并结合 SAR 图像特点进行目标识别, 胡炎<sup>[9]</sup>等人在 SAR 舰船目标识别中也应用到了 RNN 算法, 但由于 SAR 图像中标注过的数据量较少, 导致训练样本不足网络无法收敛, 给深度学习在 SAR 图像识别中的应用带来了困难。

SAR 图像受到相干斑的影响而导致目标模糊。非下采样轮廓波 (NSCT)<sup>[10]</sup>是一种多尺度分解方法, 能够将高频特征和低频特征分别提取出来, 而在特征选择上, 梯度方向直方图 (HOG)<sup>[11]</sup>算子对图像的平移、旋转具有较高的

收稿日期: 2018-11-30; 修回日期: 2018-12-14。

基金项目: 国家自然科学基金青年项目 (201706096); 江苏省自然科学基金青年项目 (BK20160162)。

作者简介: 高志帮 (1992-), 男, 江苏连云港人, 硕士研究生, 主要从事 SAR 图像识别等方向的研究。

鲁棒性, 在行人检测领域广泛使用; 局部二值模式 (LBP)<sup>[12]</sup> 算法能够衡量像素与邻域的关系, 准确描述纹理特征, 在人脸特征提取方面应用较为广泛。

本文提出一种基于 NSCT 和 SVM 的 SAR 图像识别方法。首先在预处理阶段, 利用 NSCT 进行多尺度分解, 提取高低频信息; 接着利用 HOG 算子和 LBP 算子在高频分量和低频分量提取特征, 然后使用 SVM 进行目标分类。最后通过实验对所提算法进行验证。

### 1 非下采样轮廓波变换

NSCT 是一种基于轮廓波变换的多尺度分解方法。经 NSCT 分解后得到低频分量和不同级别的高频分量。低频分量的特点是含有图像轮廓信息, 高频分量则拥有图像边缘、细节等信息。经 NSCT 分解后的 zoneplate 图像如图 1 所示。

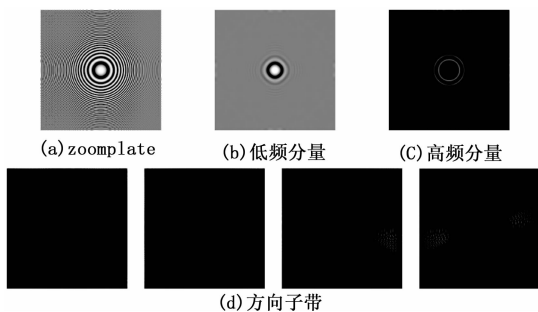


图 1 zooneplate 原图和 NSCT 分解结果

NSCT 的分解过程主要有两个步骤。首先利用金字塔算法进行非下采样分解, 然后利用方向滤波器组进行采样。塔型分解利用两通道二维滤波组对图像多尺度变换, 通过对当前组波带利用同一个滤波器进行上采样得到下一组波带, 同时避免了重新设计滤波器的操作。

非下采样方向滤波组取消了原算法上的下采样操作, 所以其在图像分解过程中主要是上采样。上采样算法如式 (1) 所示:

$$y[n] = \sum_{k \in \text{supp}(h)} h[k]x[n - S[k]] \quad (1)$$

式中,  $y[n]$  为输出结果,  $h[k]$  是给定的滤波器,  $S[k]$  为样本矩阵,  $x[n]$  为波带矩阵。从式 (1) 可以看出, NSCT 算法的优点是在实现多尺度, 多方向性分解的同时, 并没有增加算法的计算量。NSCT 算法的分解过程如图 2 所示。

### 2 基于 NSCT 与支持向量机的 SAR 图像识别

本文提出的算法主要有 3 个步骤: 1) 通过 NSCT 算法分解源图像获得多尺度特征, 保留图像的低频分量以及第一级高频分量; 2) 在第一级高频分量中提取 HOG 特征, 在低频分量提取 LBP 特征; 3) 将步骤二中得到的特征作为样本 SVM 进行模型分类。最后对训练成熟的模型进行实验测试, 算法流程如图 3 所示。

NSCT 算法的作用主要是将源图像中的目标与背景分开。第一级高频分量中保存的是目标的边缘, 下面级别的

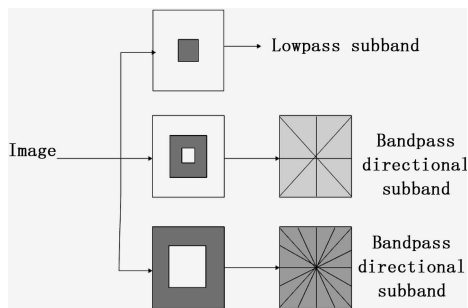


图 2 NSCT 算法的分解过程

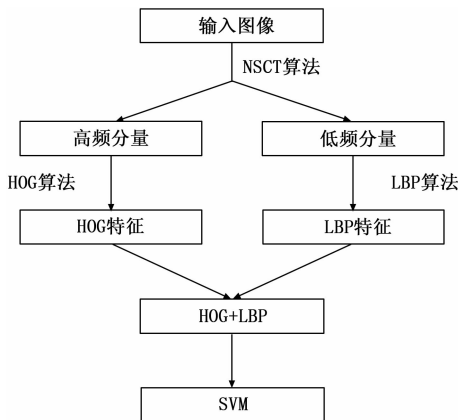


图 3 本文算法流程图

图像则包含了相干斑噪声等特征。因此只对第一级高频分量进行特征提取。算法的流程中并未进行其他的预处理操作, 主要原因是因为图像预处理的目的是降低噪声的影响, 但是这一过程消耗了时间, 使整体的识别效率下降。使用 NSCT 算法代替 Lee 滤波算法等, 抑制了部分噪声, 并将有用信息保存起来。将 NSCT 分解的级别分别设置为 0、1、2 和 3, 则分解出的高频分量的方向子带数分别是 1、2、4 和 8。第一级高频分量中的子带数为 1, 包含了图像主要目标的边缘信息, 其他级别子带则将噪声信息提取出来。

图 4 为经 NSCT 算法分解后的高低频图像, 从图像中可以看出, 分解出的高频特征展示了图像的边缘、细节等信息, 低频特征则展现了图像的纹理、轮廓等特征。

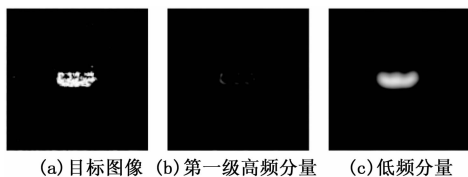


图 4 NSCT 分解图

经 NSCT 分解后得到的第一级高频分量中包含目标的边缘, 使用 HOG 算子进行特征提取。HOG 算法是一类用来描述物体形状边缘的特征特征算子, 被广泛应用于行人检测中。使用 HOG 算子提取高频特征, 首先对高频分量进行归一化处理, 如公式 (2) 所示:

$$I(x, y) = I(x, y)^{\text{gamma}} \quad (2)$$

其中： $\Gamma$  的取值为 0.5。归一化处理可以减少不同背景和光照的影响，增强算法的鲁棒性。然后计算图像中每个位置  $(x, y)$  处的梯度值，如公式 (3) 所示：

$$\nabla f(x, y) = [G_x G_y]^T = \left[ \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} \right]^T \quad (3)$$

其中： $G_x$  表示  $x$  方向的梯度， $G_y$  表示  $y$  方向的梯度值。梯度的幅值和方向角可表示如下：

$$\begin{cases} |\nabla f(x, y)| = \text{mag}(\nabla f(x, y)) = (G_x^2 + G_y^2)^{\frac{1}{2}} \\ \varphi(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \end{cases} \quad (4)$$

式中， $G_x$  和  $G_y$  分别由位置  $(x, y)$  处  $x$  轴方向和  $y$  轴方向相邻位置差值得到的。最终得到的  $(x, y)$  处梯度的大小和方向如式 (5) 和式 (6) 所示：

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (5)$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1}\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (6)$$

经 NSCT 获得的高频分量的长宽均为 128。梯度方向设置为 8 个方向，区域 (cell) 的大小设为 8，在每个区域中计算各个点的梯度大小和方向，并进行投票得到区域 HOG 特征，然后将 4 个 cell 组成一个块 (Block) 并进行归一化，每个 block 内的特征向量维数是  $8 \times 4 = 32$ ， $x$  轴方向和  $y$  轴方向各有 15 个窗口进行扫描计算，最终 HOG 特征的维数是  $15 \times 15 \times 32 = 7\ 200$  维。

经过 NSCT 分解后的低频分量包含目标的纹理、背景等特征。LBP 算子是一种用来描述图像局部二值模式的算子，如公式 (7) 所示：

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} 2^p s(i_p - i_c) \quad (7)$$

其中：在图像位置  $(x_c, y_c)$  的像素值为  $i_c$ ， $i_p$  表示周围的像素值。S 为阈值函数，定义为：

$$s(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

其计算过程为首先在低频分量中选取一个中心点，然后比较周围像素点的大小关系，在其邻域范围内比较与周围像素值与这个点的大小关系，如果大于中心点的大小则置 0，小于中心点的大小则置 1，因此最终这几个数的结果组成一个 8 位的二进制数，由此可知 LBP 算子的种类共有 256 种。而经非下采样轮廓波变换后得到的低频分量的长宽均为 128，因此 LBP 特征有  $(128/3)^2 = 1\ 764$  维。

### 2.1 SVM 分类器

将高频图像和低频图像的 HOG 特征和 LBP 特征提取之后，下一步就是进行分类。本文使用支持向量机算法作为分类器。

支持向量机 (SVM) 是机器学习中的有监督的分类和回归算法，其基本思想是在特征空间内使间隔最大化。对于线性可分 SVM，可转化为一个优化问题，如式 (9) 所示：

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

$$s. t. y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

同时对于非线性 SVM，引入了核函数 (kernel function) 的概念，核函数是将数据映射成不同维数的函数，包括线性核函数、多项式核函数等。本文选用高斯核函数 (Gaussian radial basis function) 作为核函数，其定义为：

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (10)$$

其中： $\gamma$  为函数的宽度参数，控制了核函数的作用范围。

利用 SVM 对 SAR 图像分类主要有两个阶段：训练阶段和测试阶段。训练阶段，将梯度方向直方图和局部二值模式提取出的特征使用 SVM 进行训练，而测试阶段使用测试集来测试算法的识别率。SVM 适合对两种目标进行分类，而一般情况下目标有多种。将 SVM 应用到多种目标分类时一般有两种策略即，即一对多法 (OVR SVMs) 和一对一法 (OVO SVMs)。一对多法会导致训练集产生偏置，因此本文使用“一对一”模型进行训练和测试。本文共有八类目标，每对目标均需要一个 SVM 模型进行分类，因此共训练 28 个 SVM 模型。测试时，用这 28 个 SVM 模型测试时，选择输出最多的那一类目标作为最终的结果。

本文使用了 LIBSVM<sup>[13]</sup> 进行模型训练，LIBSVM 是实现 SVM 算法的工具库，基于一对一的方法进行多分类，并且支持多种语言包括 Matlab、JAVA、PYTHON 等。本文使用 Matlab 版本的 LIBSVM 进行实验，部分参数如表 5 所示。

表 1 LIBSVM 部分参数

| 参数选项        | 默认值            |
|-------------|----------------|
| -s(SVM 类型)  | C-SVM          |
| -t(核函数类型)   | polynomial     |
| -g(gamma 值) | 1/num_features |
| -c(惩罚项)     | 1              |
| -m(缓存大小)    | 100M           |

## 3 实验与分析

### 3.1 数据集

MSTAR (Moving and stationary Target Acquisition and Recognition) 数据集是国内外公认的针对 SAR 图像识别研究的数据集，包括装甲车 (BTR-60, BRDM-2)、坦克 (T-62)，火箭发射车 (2S1)、防空单元 (ZSU-234)、军用卡车 (ZIL-131) 和推土机 (D7) 等多种目标。由 SAR 传感器在 X 波段成像，俯仰角包括 15 度和 17 度，方位角范围为  $0 \sim 360^\circ$ 。图 4 为其中八种目标的光学和对应的 SAR 图像。

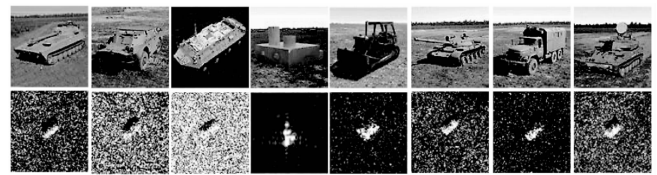


图 4 八类目标展示：光学图像与对应 SAR 图像

参考文献 [8] 中的 MSTAR 数据库使用方式, 将训练的数据设置为俯仰角为 17 度的图像, 测试的数据设置为俯仰角 15 度的图像。各个类别的数据个数如表 2 所示。

表 3 传感器主要技术指标

|        |       |        |        |         |
|--------|-------|--------|--------|---------|
| Target | SLICY | T62    | ZIL131 | ZSU-234 |
| 17°    | 298   | 299    | 299    | 295     |
| 15°    | 274   | 273    | 274    | 274     |
| Target | 2S1   | BRDM-2 | BTR-60 | D7      |
| 17°    | 299   | 298    | 256    | 299     |
| 15°    | 274   | 274    | 195    | 274     |

### 3.2 实验设置

SAR 图像识别的实验平台为 WINDOWS10 操作系统的 PC 机, 配置是 3.40 GHz、I5-4200H 的 CPU, 8 GB 的 RAM, 型号为 GTX950M 的 GPU。编程环境为 MATLAB8.5 版本。

### 3.3 实验结果与分析

为了验证本文提出的算法的效果, 选取了三组算法作为对比实验, 分别为 HOG+SVM 算法, LEP+SVM 算法和 HOG+LEB+SVM 算法。识别的结果如表 3 所示。

表 3 实验的对比结果

|             | 测试数  | 正确数  | 准确率/% |
|-------------|------|------|-------|
| HOG+SVM     | 2112 | 1778 | 84.2  |
| LEP+SVM     | 2112 | 1723 | 81.6  |
| HOG+LEP+SVM | 2112 | 1884 | 89.2  |
| proposed    | 2112 | 1915 | 90.7  |

表 3 结果显示使用多尺度直方图特征结合 SVM 算法的方法的识别率为 84.2%, 使用局部二值模式结合 SVM 算法的方法的识别率为 81.6%, 将 HOG 特征和 LEP 特征结合 SVM 的算法识别率为 89.2%, 比单独使用 HOG 特征和 LBP 特征分别高出 5 个百分点和 7.6 个百分点, 突显出多特征融合结合 SVM 算法的作用。而本文提出的算法在特征融合的基础上加入了使用非下采样轮廓波变换尺度分解的步骤, 和方法三相比提高了 1.5 个百分点, 说明了多尺度分解方法能够抑制噪声的影响, 对于特征提取算法有促进作用。

为了进一步测试提出的算法对噪声的影响, 对测试集添加了不同程度的椒盐噪声, 并使用 4 种算法进行测试。椒盐噪声是一种黑白相间的白点, 在图像形成过程中产生, 可以近似模仿相干斑噪声。设定椒盐噪声的信噪比依次为 0.01, 0.02, 0.03, 0.04 和 0.05。图 6 是五级噪声下目标的图像。

图 7 是 4 种方法在五级椒盐噪声影响下的识别率变化的折线图。从折线图显示, 随着信噪比的不断增大, 局部二值模式结合支持向量机算法的识别效果影响最大, 其他

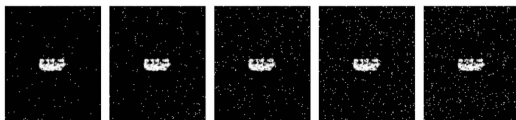


图 6 五级椒盐噪声下的目标

从左到右信噪比依次为 0.01~0.05

算法均有不同程度的降低, 而本文提出的算法的鲁棒性和稳定性较强, 在前四级噪声下基本不受影响, 在五级噪声下受到轻微的扰动, 仅下降了 2 个百分点, 验证了提出算法的鲁棒性和有效性。

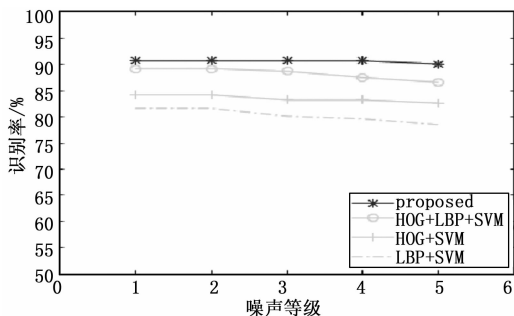


图 7 鲁棒性测试图

## 4 结束语

传统的 SAR 图像识别方法受相干斑的影响导致识别率较低, 为了降低噪声的影响, 提高 SAR 图像的识别率和鲁棒性, 提出一种基于 NSCT 和 SVM 的 SAR 图像识别方法。利用 NSCT 对分解图像, 分解获得高频和低频分量。使用 HOG 算子提取高频分量中边缘、细节等特征; 使用 LBP 算子提取低频分量纹理、轮廓等特征; 最后把特征联结并使用 SVM 算法进行分类。实验验证了提出的算法能够有效提高识别率, 在公认的 SAR 图像数据库 MSTAR 上达到 90.7%。同时对算法的鲁棒性进行了测试, 结果显示该算法优于单特征分类及多特征融合分类算法, 具有较好的鲁棒性。算法的不足之处在于使用支持向量机算法进行多分类时, 需要训练多个分类器从而导致运行时间较长, 下一步如何提高算法的运行效率是研究的方向。

### 参考文献:

- [1] Balz, Timo, Horst Hammer, et al. Potentials and limitations of SAR image simulators—A comparative study of three simulation approaches [J]. ISPRS Journal of photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 101: 102-109.
- [2] Moreira A, Prats-Iraola P, Younis M, et al. A tutorial on synthetic aperture radar [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Magazine, 2013, 1 (1): 6-43.
- [3] 鲁自立, 贾鑫, 曾创展. 基于特征提取的快速 SAR-BM3D 相干斑抑制算法 [J]. 电子测量技术, 2018 (1): 123-128.

(下转第 246 页)