

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.09.020

基于 Brushlet 和自适应脊波网络的 SAR 图像分类

童涛¹, 杨枕¹, 李昕², 叶怡¹, 王寿彪¹

(1. 空军航空大学特种专业系, 长春 130022; 2. 空军航空大学训练部, 长春 130022)

摘要: 针对 BP 神经网络分类模型网络训练时间长的缺陷, 结合小波网络模型缺少对方向信息描述的情况, 提出一种基于 Brushlet 和自适应脊波网络的 SAR 图像分类方法。该方法利用 Brushlet 变换提取 SAR 图像纹理的能量和相位特征, 并将描述能量和相位的特征向量输入到自适应脊波网络中进行训练和分类, 最后通过实验对比分析各分类方法的分类性能。实验结果表明, 该方法快速、准确, 其性能优于传统方法。

关键词: SAR 图像分类; Brushlet 复特征; 自适应脊波网络; 纹理图像

中图分类号: TJ03 **文献标志码:** A

SAR Image Classification Based on Brushlet and Self Adaptive Ridge-Wavelet Neural Network

Tong Tao¹, Yang Guang¹, Li Xin², Ye Yi¹, Wang Shoubiao¹

(1. Dept. of Special Profession, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China;

2. Dept. of Training, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China)

Abstract: Aiming at the defect that BP neural network classification model taking a long time for network training, combine with the condition that wavelet network model's shortness of direction information depicting, put forward a method for SAR image classification, which uses the energy and phase feature of Brushlet as texture feature of SAR image, in addition, inputs the feature vector which describes energy and phase information to adaptive ridge-wavelet neural network for training and classifying. At last, compare and analyze the classification features through test the experiment results on SAR image show that this method is rapid and accurate and outperforms the traditional methods.

Key words: SAR image classification; Brushlet complex feature; self adaptive ridge-wavelet neural network; texture image

0 引言

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 具有全天时、全天候和强透射等诸多优点, SAR 图像地物自动分类技术成为各国学者的研究热点。纹理是指图像某一个区域的粗糙度即一致性, 图像纹理取决于空间色调的相对变化, 使用纹理分析可以有效提取目标特征, 改善目标分类的结果^[1-2]。为了得到合适的纹理结构进行纹理分析, 已经形成了多种模型, 如多尺度分析模型、灰度共生矩阵模型、Gabor 滤波器和随机场模型等。

梳状波^[3](Brushlet)是为了解决角分辨问题而产生的一种多尺度几何分析新工具, 可以简洁地描述图像纹理的方向、频率、位置等信息, 并已成功用于纹理图像分类^[4]。

神经网络具有自学习、自适应和分布存储等优点, 已被广泛用于 SAR 图像分类中。神经网络的神经元激活函数有很多, 对网络的性能也有一定的影响, 常用的类型有阈值型函数、Sigmoid 函数、双曲正切函数等。基于 Sigmoid 函数的 BP 神经网络

分类模型的缺陷是网络训练时间比较长, 并且容易陷入局部极小而导致难以收敛; 小波网络模型对尺度和位置参数具有独特的优点, 但是角分辨率较差, 缺少对方向信息的描述, 而脊波函数能够在小波函数的基础上增加对方向性的描述。

针对 BP 神经网络分类模型的缺陷, 结合小波网络模型对尺度和位置参数具有独特的优点, 以及缺少对方向信息描述的情况, 笔者提出了一种新的 SAR 图像分类方法, 取得了较高的图像分类率, 其性能优于传统的分类方法。

1 Brushlet 变换及特征提取

Brushlet 变换^[4]是复值函数, 与小波变换不同的是, 二维 Brushlet 基中的相位参数表示了 Brushlet 的方向信息, 对 SAR 图像中方向信息丰富的纹理特征的描述十分有效。

1.1 Brushlet 变换

Brushlet 变换能对 Fourier 域进行最优分解, 如图 1 所示一层 Brushlet 变换将 Fourier 域分成了 4 个

收稿日期: 2012-05-16; 修回日期: 2012-06-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(40901096)

作者简介: 童涛(1989—), 男, 江西人, 硕士研究生, 从事遥感图像目标识别与分类理论及一体化联合作战图像情报保障理论研究。

象限, Brushlet 系数被分成 4 个部分, 对应的方向为 $\pi/4+k\pi/2(k=0,1,2,3)$ 。图 2 所示的二层 Brushlet 变换在一层分解的基础上进一步将每个象限分成 4 个部分, 共 16 个 Brushlet 系数, 12 个方向, 分别为 $\pi/4+k\pi/2(k=0,1,2,3)$ 。环绕中心 4 个子带是低频分量, 其余的为高频分量。

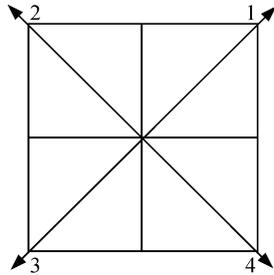


图 1 一层 Brushlet 分解方向

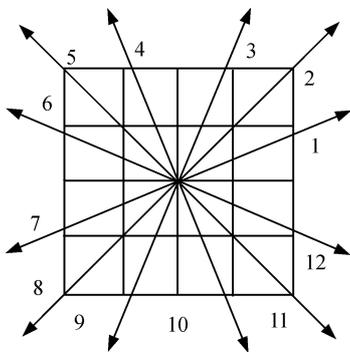


图 2 二层 Brushlet 分解方向

1.2 Brushlet 特征提取

Brushlet 变换是复值函数, 那么其系数分为实部和虚部 2 部分, 而纹理是图像中的突变部分, 可以利用分解后的子块能量来进行描述。

1.2.1 相位特征

笔者通过分析相角的分布来描述相位信息, 相角表示为: $\theta = \arctan(f_{\text{imag}} / f_{\text{real}})$, 其大小在 $[-\pi, \pi]$, 将提取出的对应子块的相角值构成相位矩阵 M_{ph} , 并通过相位矩阵的均值和标准差作为相位信息的分布特征, 选子块的大小为 $r \times c$, 则均值 (mean) 和标准差 (std) 可以表示为:

$$\text{mean} = \frac{1}{r \times c} \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^r M_{ph}(i, j) \quad (1)$$

$$\text{std} = \left[\frac{1}{r \times c} \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^r (M_{ph} - \text{mean})^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

1.2.2 能量特征

令 f 表示 Brushlet 分解后的系数, f_{real} 和 f_{imag} 分别表示实部和虚部计算各系数的模值, 取各系数

模值的和作为该子块的能量特征 F_{BE} 表示如下:

$$F_{\text{BE}} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^l |f(i, j)| = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^l [(f_{\text{real}}(i, j))^2 + (f_{\text{imag}}(i, j))^2]^{1/2} \quad (3)$$

2 自适应脊波网络

2.1 脊波理论简介

脊波^[5-6]是一种新的逼近多变量函数的有效工具, 本质上是通过对小波基函数添加一个表征方向参数得到的, 它不但和小波一样具有局部时频分辨能力, 还具有很强的方向选择和辨识能力, 可以非常有效地表示信号中具有方向性的奇异特征。它的定义如下: 如果函数 $\psi: R^d \rightarrow R$ 满足条件 $K_{\psi} = \int |\hat{\psi}(\xi)|^2 / |\xi|^d d\xi < \infty$, 则称 ψ 为容许函数, 由 ψ 产生的脊函数 $\psi_{\gamma}(x) = a^{-1/2} \psi((u \cdot x - b) / a)$ 则称为脊波, 参数 $\gamma = (a, u, b)$ (分别表示脊波的尺度、方向和位置), 脊波的横截面是一条类似于小波的曲线, 而沿着脊线是一条直线使得它能有效地处理直线状和超平面状的奇异性。

2.2 自适应脊波网络模型

基于脊波的上述特性, 笔者提出一种自适应脊波网络模型^[7-8], 该模型将脊波函数作为神经网络的激活函数。图 3 为单隐层自适应脊波网络模型。

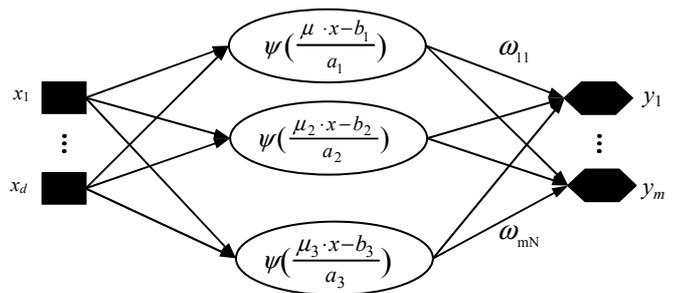


图 3 单隐层自适应脊波网络模型

假设有 P 个训练样本输入, $X = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ 表示输入数据, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_p]$ 为网络输出, 其中 $x_i = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{di}]^T$, $y_i = [y_{1i}, y_{2i}, \dots, y_{mi}]^T$, $\psi(\frac{\mu_j \cdot x_i - b_j}{a_j})$ 为隐层激活函数, $i=1, 2, \dots, P$; $j=1, 2, \dots, N$ 。输入和隐层间的连接权值设置为 1, 隐层与输出的连接权

值设置为 $W_{m \times N} = \begin{pmatrix} w_{11} & \dots & w_{1N} \\ \vdots & & \vdots \\ w_{m1} & \dots & w_{mN} \end{pmatrix}$, w_{kj} 为第 k 个输

出层神经元与隐层第 j 个脊波元的连接权值, 它的值可通过网络的学习算法进行自适应调 来 定。

3 基于 Brushlet 和自适应脊波网络分类

笔者 选择合适的 大小, 将输入的 SAR 图像分为 个子块, 利用 Brushlet 变换提取的能量信息和相位信息对各个子块图像的纹理特征进行描述, 并将所提取的 mean、std 和 F_{BE} 合成特征向量输入到网络中进行训练, 最后将输入的 SAR 图像输入到已经训练过的自适应脊波网络中进行分类, 进而得到分类结果, 具体分类 如图 4。

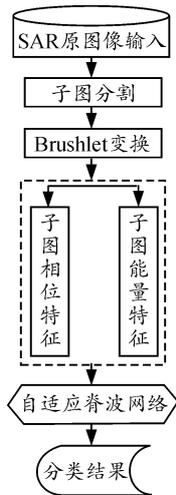


图 4 分类流程图

4 实验结果与分析

4.1 实验数据来源

中实 数据 用机 高分辨率 SAR 图像, 分辨率为 $1.5\text{ m}\times 1.5\text{ m}$, 大小为 $1\ 012\text{ mm}\times 864\text{ mm}$, 实 区域为 某 区, 如图 5。从图 5 中可以 出, 地 物 中, 平地 and 纹理具有 的方向性和 性。



图 5 SAR 原图像

4.2 实验步骤描述

据笔者提出的具体分类 , 结合上述实 数据, 具体实 步 如下:

- 1) 选用 $48\text{ mm}\times 48\text{ mm}$ 的 大小, 将 SAR 图像分为 21×18 个子图;
- 2) 对选取的各个子图像 3 层 Brushlet 变换, 并计算分解后系数的实部和虚部模值, 对各模值取和作为该子块的能量特征, 通过计算分解后虚部和实部的 正切位得到相角矩阵, 以相角矩阵的均值和方差 相角的分布, 即相位信息;
- 3) 将计算得出的能量和相位特征 合成一个 32 维的特征向量;
- 4) 将特征向量输入到输入层为 32 个神经元的自适应脊波网络中进行训练, 选取 样本数 480 个, 各类地物的 型样本数为 120 个;
- 5) 将 个 SAR 图像的纹理特征输入到自适应脊波网络中分类, 得到的分类结果如图 6 所示, 并定义分类率 $P_d = N_{tt} / N_{gt}$ 来描述分类的性能 其中 N_{tt} 表示图像中正 分类的子图个数, N_{gt} 表示分类时的 子图个数。

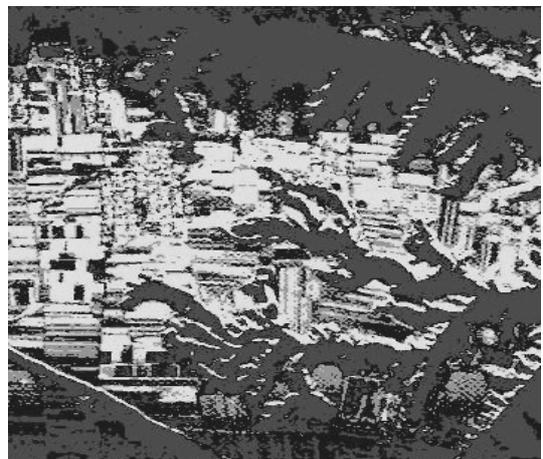


图 6 Brushlet 特征, 自适应脊波网络分类

4.3 实验结果分析

笔者 用 BP 神经网络分类方法和 gabor 滤波器能量特征^[9]作为对比来分析该方法的分类性能, BP 神经网络为 3 层结构, 隐层为 5 个神经元, 输入为 32 个神经元, 输出为 3 个神经元, 设 权值随机数, 训练时 用上述相同的样本, 图 7 所示为 gabor 能量特征与 BP 神经网络分类 合得到的分类结果, 该方法对 图分类效果较差, 分类率低; 图 8 为 Brushlet 复特征与 BP 神经网络 合得到的分类结果; 图 6 为 Brushlet 复特征与自适应脊波网络 合

得到的分类结果。表 1 出了上述方法性能对比的具体参数。



图 7 gabor 能量特征, BP 神经网络分类

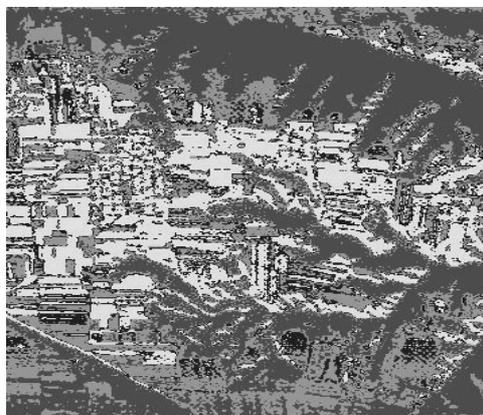


图 8 Brushlet 特征, BP 神经网络分类

表 1 分类性能参数对比

| 分类性能 | 分类率/% | 分类时间/s |
|------------------------|-------|--------|
| Brushlet 特征, 自适应脊波网络分类 | 87.35 | 40.36 |
| gabor 能量特征, BP 神经网络分类 | 64.24 | 47.42 |
| Brushlet 特征, BP 神经网络分类 | 78.62 | 56.24 |

从实验结果可以看出, 与传统的 BP 神经网络方法相比, 使用自适应脊波网络作分类时, 分类性能得到了改善。Brushlet 变换提取的能量和相位特征能有效地描述纹理信息, 结合了 Brushlet 复特征和自适应脊波网络后, 其分类率由 64.24%提高

到 87.35%, 分类时间由 56.24 s 到 40.36 s, 分类性能得到了进一步提高, 具有一定的稳定性和准确性。

5 结论

笔者提出的新的 SAR 图像分类方法, 通过 Brushlet 变换提取 SAR 图像纹理的能量和相位特征, 并将描述能量和相位的特征向量输入到自适应脊波网络中进行训练和分类, 最后通过实验对比分析了各分类方法的分类性能, 验证了基于 Brushlet 和自适应脊波网络的 SAR 图像分类方法的准确性和稳定性。下一步的研究重点是将 Brushlet 复特征和脊波网络应用到 SAR 图像目标检测和识别中。

参考文献:

[1] Michael J, Jeremy M. Modeling and simulation of SAR image texture[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(10): 3530-3546.

[2] Sun Huixian, Zhang Yuhua, Luo Feilu. A new multiresolution and rotation invariant texture descriptors[J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2010, 21(3): 448-451.

[3] 王中晔, 杨晓慧, 牛宏娟. Brushlet 域复特征纹理图像检索算法[J]. 计算机仿真, 2011, 28(5): 263-266.

[4] 钟桦, 肖竹, 焦李成. 基于 Brushlet 复特征的纹理分类[J]. 电子与信息学报, 2007, 10(10): 2301-2304.

[5] 王楷, 薛月菊, 陈汉鸣, 等. 脊波网络的碳通量预测[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(34): 228-230.

[6] 韩光, 赵春霞. 基于方向-频率分解的旋转不变性纹理分类[J]. 光子学报, 2010, 39(2): 352-355.

[7] 杨淑媛, 焦李成, 王敏. 一种自适应脊波网络模型[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2005, 32(6): 890-894.

[8] 张刚林, 甘敏, 董学平, 等. 进化优化脊波网络及其应用[J]. 武汉理工大学学报, 2011, 32(2): 144-147.

[9] 刘爱平, 刘忠, 付琨, 等. 一种有效的高分辨率 SAR 目标特征提取与识别方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2010, 8(8): 946-950.