

基于多尺度压缩感知金字塔的极化干涉 SAR 图像分类

何楚¹ 刘明¹ 冯倩¹ 邓新萍¹

摘要 提出了一种新的基于多尺度压缩感知 (Compressed sensing, CS) 金字塔的分类方法, 用于合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 图像的分类. 首先通过原始图像上的小波平滑和特征提取构建多尺度极化干涉特征空间, 然后利用压缩感知提取每一个尺度上图像子块的观测域特征并在数据域重建稀疏特征, 最后组合多尺度的稀疏特征生成最终用于分类的多尺度金字塔表达. 针对稀疏编码和一般金字塔算法的局限性, 提出了基于压缩感知和多尺度金字塔的方法, 利用观测矩阵降低特征维数的优势的同时, 对 SAR 图像的纹理特征进行不同尺度的分析. 在国内首批极化干涉 SAR 数据上的实验证明了上述算法的有效性.

关键词 图像处理, 合成孔径雷达, 图像分类, 压缩感知, 多尺度金字塔

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00820

PolInSAR Image Classification Based on Compressed Sensing and Multi-scale Pyramid

HE Chu¹ LIU Ming¹ FENG Qian¹ DENG Xin-Ping¹

Abstract In this paper, we propose a novel approach based on compressed sensing (CS) and multi-scale pyramid in synthetic aperture radar (SAR) image classification. Firstly, a multi-scale PolInSAR feature space is constructed by wavelet transform and feature extraction on the original image; then, CS provides a transform for the measurement domain and recovers the sparse features in the data domain on the image patches in each scale; finally, the combination of multi-scale sparse features generates the final multi-scale pyramid representation of the image for classification. Motivated by the limitations of sparse coding and general pyramid methods, we not only take the advantages of observation matrix in dimension reduction, but also perform analysis on texture features in different scales. Experimental results on the first batch of PolInSAR data show the presented approach's efficiency.

Key words Image processing, synthetic aperture radar (SAR), image classification, compressed sensing (CS), multi-scale pyramid

合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR)^[1] 具有分辨率高、全天候、全天时工作的独特优势, 能有效地识别伪装和穿透掩盖物. SAR 图像分类作为 SAR 图像解译的重要研究内容, 在地质勘探、植被生长状况评估、城市规划及水源涵养区监测方面都有着很广泛的应用. 为了更好地实现地物的准确分类, 分类算法的选择、构造及改进起到了关键的作用. 目前, 图像分类方法的研究已经成为了 SAR 图像领域的研究热点之一.

近年来, 稀疏表达^[2] 已经成功地应用于图像

分类等逆问题, 并且提出了许多致力于寻找稀疏编码的有效算法, 如 Efficient sparse coding algorithm^[3], K-SVD^[4] 和 Online 字典^[5] 等. 在图像分类领域, 人们逐渐将寻找局部特征的稀疏编码取代传统的寻找整张图像的稀疏编码. Wang 等^[6] 提出了一种稀疏编码的改进算法 (Locality-constrained linear coding, LLC), 在局部性约束下将局部描述算子投影到局部坐标系中生成图像的编码. 由于局部特征的稀疏表达只能保留图像粗糙的空间信息, Lazebnik 等^[7] 提出通过构建金字塔来较精确地保留光学图像的空间信息, 金字塔算法对特征空间进行由粗到细的多层划分, 较细致地刻画了特征矢量在特征空间的分布. Yang 等^[8] 结合稀疏编码和金字塔的特点提出了基于稀疏编码金字塔的分类方法, 取得较好的分类效果.

上述的稀疏表达模型在 SAR 图像分类问题中都难以训练, 在监督学习过程中不能保证数据表达的稀疏度, 而且经稀疏表达得到的稀疏矢量一般具有相当数量的未知位置的极小值项, 对于分类器而言, 过多的极小值项抑制了分类器的效果. 本文为了

收稿日期 2010-09-21 录用日期 2010-11-20
Manuscript received September 21, 2010; accepted November 20, 2010

国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2007CB714405), 国家自然科学基金 (60702041), 测绘遥感信息工程国家重点实验室专项科研经费资助

Supported by National Basic Research Program of China (973 Program) (2007CB714405), National Natural Science Foundation of China (60702041), and Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing (LIES-MARS) Special Research Funding

1. 武汉大学电子信息学院信号处理实验室 武汉 430079

1. Signal Processing Laboratory, School of Electrical Information, Wuhan University, Wuhan 430079

解决基于稀疏表达的图像分类中的上述问题, 引入压缩感知 (Compressed sensing, CS) 的理论. 该理论由 Donoho^[9] 在 2004 年提出, 只要数据域的信号是可压缩的或者是在某个变换域 (如傅里叶变换, 小波变换等) 是稀疏的, 那么就可以用一个与变换基不相关的观测矩阵将变换得到的高维信号投影到一个低维的观测域, 然后通过求解一个优化问题就可以在数据域从这些少量的投影中以高概率重构原始信号.

由于纹理是一个区域性的概念, 不同的纹理有不同形状和尺度的基元. 对于光学图像而言, 基元的空间排列是图像的固有特征, 可以通过单尺度金字塔保留图像的空间信息. 但是, 对于 SAR 图像的纹理而言, 空间排列具有一定的随机性, 纹理在不同尺度上的分布相对于空间分布更为关键. 本文针对 SAR 图像的特点通过基于小波平滑的纹理分析方法构建多尺度的特征空间, 在多尺度特征分布的基础上, 再对纹理进行特征编码和特征分析, 最后组合多尺度的稀疏特征生成最终用于分类的多尺度金字塔表达.

本文的主要贡献有三点: 1) 针对稀疏表达模型计算复杂和稀疏度低的不足, 利用压缩感知的观测矩阵降低了特征的维数, 同时保留特征的稀疏性; 2) 针对单尺度金字塔表达对 SAR 图像纹理分布分析的不足, 基于小波平滑和压缩感知构建多尺度金字塔表达, 充分利用了 SAR 图像在不同尺度下的纹理特征; 3) 将所提出算法在国内首批极化干涉 SAR 数据上进行了实验验证, 获得了较为满意的结果.

1 极化干涉特征提取

在 SAR 图像特征提取方面, 国内外开展了大量的研究, 主要是通过对 SAR 图像各极化通道以及干

涉数据进行不同的目标分解, 以获得对 SAR 图像特定类别的散射过程的描述^[10]. 一般的特征分解提取过程可以分为针对极化数据的分解和针对干涉数据的分解, 而极化数据的提取又可分为相干分解和非相干分解. 本文将采用这些分解串起来的矢量作为图像数据的特征替代原始的极化干涉矩阵作为进一步处理的基础.

极化 SAR 数据的相干分解是针对散射矩阵 S 的分解, 主要的分解方法有 Pauli 分解、Krogager SDH 分解和 Cameron 分解. 相干分解将 S 矩阵表示为基本散射矩阵之和的形式, 这些基本散射矩阵都可以与确定的散射机理联系起来.

$$[S] = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} = \alpha [S]_a + \beta [S]_b + \gamma [S]_c \quad (1)$$

极化 SAR 数据的非相干分解是对协方差矩阵 C 和相干矩阵 T 的分解. 主要分解方法有基于 C 矩阵的 Freeman 分解、OEC 分解和 Four-Component 分解, 以及基于 T 矩阵的 Huynen 分解、Barnes 分解、Cloude 分解和 Holm 分解. Freeman 分解、OEC 分解和 Four-Component 分解分别是在反射对称、去除反射对称假设和不满足反射对称三种条件下将 C 矩阵分解为几种散射机制之和 (见式 (2)). Huynen 分解和 Barnes 分解的基本思想都是从矩阵 T 中分离出一个单平均目标项和一个 N 目标的余项 (见式 (3)). Cloude 分解和 Holm 分解基于特征值分解, 用特征值代表的模型来分解矩阵 T (见式 (4)).

$$\langle |C| \rangle^{HV} = f_a \langle |C| \rangle_a^{HV} + f_b \langle |C| \rangle_b^{HV} + f_c \langle |C| \rangle_c^{HV} \quad (2)$$

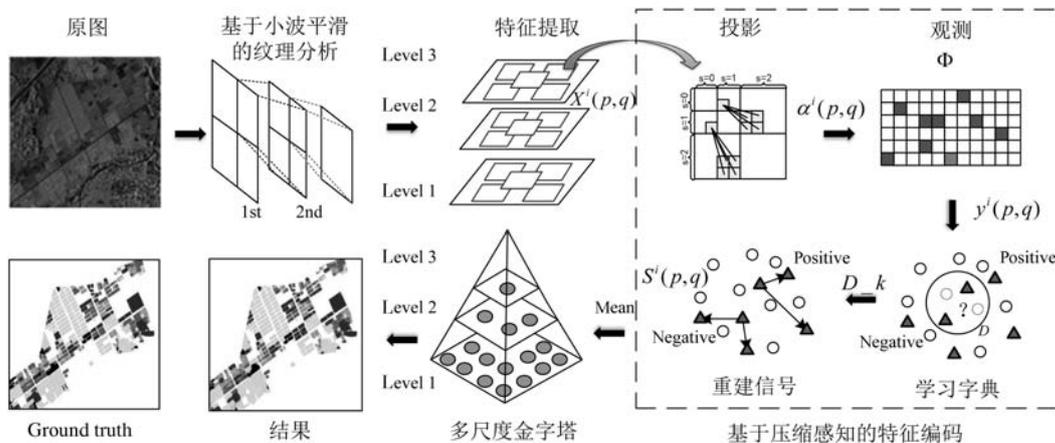


图 1 基于多尺度压缩感知金字塔的 SAR 图像分类算法框架

Fig. 1 Framework of classification algorithm based on CS and multi-scale pyramid for SAR image

$$\langle T \rangle = T_0 + \langle T_N \rangle \quad (3)$$

$$\langle [T_3] \rangle = \sum_{j=1}^3 \lambda_j u_j u_j^T \quad (4)$$

干涉 SAR 数据的特征提取可以分为标量干涉和矢量干涉, 主要的分解方法为相干最优分解、Lee 最优分解、Neumann 分解和 NRFF 分解. \mathbf{s}_1 和 \mathbf{s}_2 表示两个复矢量信号, 通过计算特征值可以生成特征矢量进而求解干涉纹图, 干涉纹图的相位包含了斜距和地形相关信息.

$$[J] = \left\langle \begin{bmatrix} \mathbf{s}_1 \\ \mathbf{s}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{s}_1^* & \mathbf{s}_2^* \end{bmatrix} \right\rangle = \begin{bmatrix} \langle \mathbf{s}_1 \mathbf{s}_1^* \rangle & \langle \mathbf{s}_1 \mathbf{s}_2^* \rangle \\ \langle \mathbf{s}_2 \mathbf{s}_1^* \rangle & \langle \mathbf{s}_2 \mathbf{s}_2^* \rangle \end{bmatrix} \quad (5)$$

在复杂的场景中, 利用大量目标分解的组合所提供的带判别性的能量是十分有利的, 在本文的研究中, 我们将这些分解参数组成一个特征矢量, 即极化干涉特征. 表 1 列出了本文所采用的极化 SAR 和干涉 SAR 分解.

表 1 极化 SAR/极化干涉 SAR 特征
Table 1 PolSAR/PolInSAR features

特征描述		维数	
极化 SAR	Pauli	3	
	相干分解	Krogager SDH	3
		Cameron	3
		Huynen	3
	非相干分解	Barnes	3
		Four-component	4
		Freeman	3
		Holm	3
	干涉 SAR	Cloud	3
		OEC	3
LeeOpt		2	
向量干涉		Neumann	5
		NRFF	3
	OptimalCoh	3	

2 基于压缩感知的特征编码

假设 X 为 SAR 图像某个尺度上的 d 维的局部极化干涉特征矢量集合, $X = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \in \mathbf{R}^{d \times N}$. 给定字典 $B = [b_1, b_2, \dots, b_M] \in \mathbf{R}^{d \times M}$, 不同的编码方式都是将极化干涉特征变为新的编码从而生成图像的表达, 本节在回顾稀疏编码和 LLC 这两种编码方式的基础上构造本文的编码模型, 并且针对新的模型引入压缩感知的理论.

2.1 编码模型

稀疏编码模型通过对完备字典中的基原子进行线性组合来近似输入信号, 该模型分为两部分, 第一部分中稀疏先验允许学习到的表达抓住局部描述算子的显著特征, 第二部分中对其进行编码的 1-范数约束能够保证欠定方程组有唯一的解.

$$\min_W \sum_{j=1}^N \|\mathbf{x}_j - B\mathbf{w}_j\|^2 + \lambda \|\mathbf{w}_j\|_1 \quad (6)$$

LLC 模型在稀疏编码的基础上对式 (6) 中的第 2 项进行优化, 引入局部性约束取代稀疏性约束, 极大地降低了计算的复杂度.

$$\min_W \sum_{j=1}^N \|\mathbf{x}_j - B\mathbf{w}_j\|^2 + \lambda \|\mathbf{x}_j - b_j\|^2 \|\mathbf{w}_j\|_1 \quad (7)$$

尽管稀疏编码和 LLC 能够较好地近似输入信号, LLC 方法更是降低了计算的复杂度, 但是这两种编码方法都需要构造过完备的字典, 并且所生成的稀疏特征中都包含过多的极小值项, 对分类器而言, 过多的极小值项抑制了分类器的性能.

在实际分类问题中, 我们希望得到的输出编码在有较低维数的同时具有足够的稀疏性. 因此本文对式 (6) 的稀疏先验做出进一步的优化:

$$\min_W \sum_{j=1}^N \|\mathbf{A}\mathbf{x}_j - B\mathbf{w}_j\|^2 + \lambda \|\mathbf{w}_j\|_1 \quad (8)$$

式 (8) 中通过矩阵 A 对输入的信号降维, 然后对低维的信号进行稀疏编码可以明显降低所需构造字典的基原子的维数和个数, 降低了计算的复杂度, 同时所获得的编码维数远低于式 (6) 和式 (7) 中生成的编码, 避免过多极小值项对分类器的影响.

2.2 基于压缩感知的特征编码

本文基于上述的思想, 引入压缩感知的理论利用观测矩阵能够降低特征维数的优势来解决问题. 由于压缩感知的前提是输入信号具有一定的稀疏度, 本文首先将数据域特征投影到小波基底 Ψ 上, 得到系数 $\alpha = \Psi^T X$, 分析该系数的稀疏度, 我们发现 α 是 k 稀疏^[11] 的, 且它的 2 范数以某个实参数为边界. 随机生成一个线性观测矩阵 Φ 对 α 观测, 得到观测域向量集合 $Y = \Phi\alpha$.

由于观测矩阵是随机生成的, 那么重建结果并不一定是特征最稀疏的表示, 对 k 稀疏的信号, 在 0 范数下, $k+1$ 个非零项即可表示. 因此, 本文对式 (8) 做出进一步约束和优化:

$$\begin{aligned} & \min_{D, \mathbf{w}} \sum_{j=1}^N \|\mathbf{y}_j - D\mathbf{w}_j\|^2 + \lambda \|\mathbf{w}_j\|_1 \\ \text{s.t. } & \|\mathbf{d}_i\| \leq 1, |d_{ij}| \geq \xi \\ & \forall i = 1, \dots, d, j = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (9)$$

其中, 矩阵 $D = \Phi\Psi^T$, 在向量 \mathbf{d}_j 上的 2-范数限制有利于避免琐碎的解, d_{ij} 上的约束用于构造突出的字典.

基于压缩感知的编码模型相对于稀疏编码和 LLC 编码模型的优势可以归结于两个方面: 1) 与稀疏编码相比, 由于观测矩阵降低了特征的维数, 使得在重建过程中我们能够获得所期望的稀疏信号, 避免了稀疏表达中过多极小值项的出现; 2) 基于 k 近邻的字典学习到的特征编码能够抓住图像局部描述子的突出特性.

算法 1. 基于压缩感知的特征编码算法

输入. 局部特征向量 \mathbf{x}

步骤 1. 观测:

$$\mathbf{y} = \Phi\Psi^T\mathbf{x} = D\mathbf{x}$$

步骤 2. 编码:

$$\min_{\mathbf{w}} \|\mathbf{y} - D\mathbf{w}\|^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|_1$$

步骤 3. 学习字典:

$$\begin{aligned} \min_D \mathcal{L}(D, \lambda) = & \min \text{tr}((\mathbf{y} - D\mathbf{w})^T(\mathbf{y} - D\mathbf{w})) + \\ & \sum_{j=1}^N \lambda_j \left(\sum_{i=1}^d D_{i,j}^2 - 1 \right) \end{aligned}$$

步骤 4. 寻找 k 近邻: 定义 $\xi = k \max |d(i, j)|$, 构造新的矩阵 D_k .

$$d_k(i, j) = \begin{cases} d(i, j), & |d(i, j)| \geq \xi \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

步骤 5. 根据 D_k 和 \mathbf{y} , 重复步骤 2.

输出. 基于压缩感知的特征编码 \mathbf{w} .

3 多尺度金字塔模型

本节针对 SAR 图像的多尺度纹理分布的特点, 在一般金字塔模型的基础上建立多尺度金字塔模型, 首先基于小波平滑对图像进行多尺度分析, 然后基于多尺度纹理分析组合金字塔表达.

3.1 金字塔模型

Lazebnik 等^[7] 提出的金字塔模型广泛地应用于图像分类问题中. 该方法在层数 $i = 1, 2, 3$ 上分别将原始图像划分为 $2^{i-1} \times 2^{i-1}$ 个子块, 在 21 个

子块中计算 (Bag-of-features, BoF)^[12] 直方图, 最后将得到的分布直方图连接起来构成一个矢量.

上述的金字塔模型是为了保留光学图像的空间信息提出的, 但是, 对于本文研究的 SAR 图像而言, 空间排列具有一定的随机性, 纹理的不同尺度的分布更为重要. 因此, 本文在上述模型的基础上进一步提出多尺度特征空间的金字塔模型. 本文的多尺度金字塔思想是建立在 SAR 图像的多尺度特征空间和多尺度分布上的. 通过图像不同分布和不同空间上的变换提取出的纹理特征对于局部变换具有更强的鲁棒性.

3.2 基于小波平滑的多尺度纹理分析

本文基于小波平滑的纹理分析方法, 对 SAR 图像的纹理进行由粗到细的多尺度分析, 主要是利用多分辨率分析算法对 SAR 图像的 HH , HV 和 VV 三个通道上的原始数据进行多尺度分解, 然后在每个尺度的三个通道中分别提取极化干涉特征, 从而构建多尺度的特征空间.

在小波分解后, 输入的数据分解为 4 个子矩阵 LL , LH , HL 和 HH , 其中 LL 为平滑子矩阵, 在 LL 子矩阵上重复小波分解的过程, 我们就可以获得分辨率逐层降低的三尺度空间. 基于小波平滑的纹理分析对 SAR 数据进行了 3 个方向上的多尺度分解, 从而构建多尺度的特征空间, 对 SAR 图像这种具有方向性的特征的提取与分析有较好的效果.

3.3 基于多尺度纹理分析的金字塔表达

在第 i 尺度的第 (p, q) 个子块上, 假设 $W^i(p, q)$ 为将式 (9) 应用于 $X^i(p, q)$ 上得到的结果, 通过一个预先设置好的 F 函数来计算图像特征, 其中, 不同的 F 函数可以构建不同的图像数据, 如最大值、最小值、均值和中值等, 由于本文研究的 SAR 图像存在相干斑噪声, 因此本文选取均值函数. 本文通过对第 i 个尺度上的压缩感知特征绝对值上的均值函数来计算 M 个目标空间的特征, 即:

$$\mathbf{z}^i = \text{mean}\{|\mathbf{w}_1^i|, |\mathbf{w}_2^i|, \dots, |\mathbf{w}_M^i|\} \quad (10)$$

经压缩感知和均值函数构成新的多尺度特征空间, 如图 2 所示, 在自下而上的三个尺度上, 依次将水平方向上的第 (p, q) 个图像块再次分成 $2^{3-i} \times 2^{3-i}$ 个互不重叠的子块, 然后将三个尺度上的特征进行金字塔组合生成最终输入分类器的特征矢量为

$$\mathbf{Z}(p, q) = \bigcup_{i=1}^3 \mathbf{z}^i(p, q) = \bigcup_{i=1}^3 \left(\bigcup_{c=1}^{2^{3-i}} \mathbf{z}_c^i(p, q) \right) \quad (11)$$

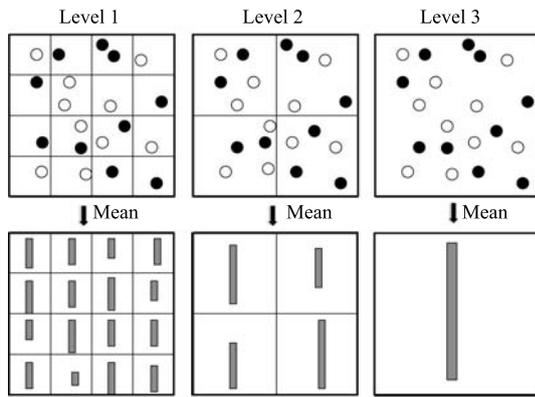


图 2 多尺度金字塔

Fig. 2 Multi-scale pyramid

本文针对 SAR 图像的纹理特点, 提出了基于压缩感知和多尺度金字塔的分类算法, 我们发现基于多尺度金字塔的特征组合优于单尺度的金字塔, 其优势主要在两个方面: 1) 基于压缩感知的特征提取在保证特征的稀疏性的同时, 利用观测矩阵降低了特征的维数; 2) 在多特征尺度的基础上, 再对纹理进行基于多尺度金字塔的特征组合, 能够实现对纹理特征精确的分析和识别.

4 基于多尺度压缩感知金字塔的框架

如图 1 所示, 本文基于小波的多尺度纹理分析和极化干涉特征提取构建三尺度特征空间, 在特征空间上的每个尺度上, 以每个像素点为中心将 SAR 图像划分为 $50 \text{ 像素} \times 50 \text{ 像素}$ 的相互重叠的子块, 每个分块的类别为其中心像素点的类别. 对每个子块进行基于压缩感知的特征编码, 即利用随机观测矩阵对信号的稀疏投影进行线性观测, 然后通过观测向量和基于 k 近邻学习的字典来获得原特征的编码. 对于同一位置的不同尺度上的图像子块, 分别将图像子块再次划分为 $2^{3-i} \times 2^{3-i}$ 个子块, 在这些子块中利用均值函数计算均值, 并且将不同尺度上的特征组合起来即形成了多尺度金字塔表达, 维数为 $44 \times 21 = 924$ 维, 最后用线性支持向量机 (Support vector machine, SVM) 分类器^[13] 对所有子块进行分类.

5 实验

5.1 实验数据

实验以国内首批极化干涉 SAR 数据, 即中国电子科技集团第三十八研究所研制的机载 X 波段单航迹极化干涉 SAR 系统获取的海南省陵水县城的全极化干涉 SAR 数据为实验数据, 其分辨率为 $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$, 图像大小为 $2048 \text{ 像素} \times 2048 \text{ 像素}$. 图

像的地面参照 (Ground truth, GT) 是本文作者经过实地考察后使用 arcGIS 软件进行的人工标注, 根据水稻的 5 个不同成长期共将 SAR 图像标为 5 类.

为了实验结果的需要, 从原图中截取两个 $200 \text{ 像素} \times 200 \text{ 像素}$ 的子图像块来说明实验方案的有效性. 本文所有实验以数据的 10% 作为训练, 90% 作为测试. 实验结果为多次实验的平均结果.

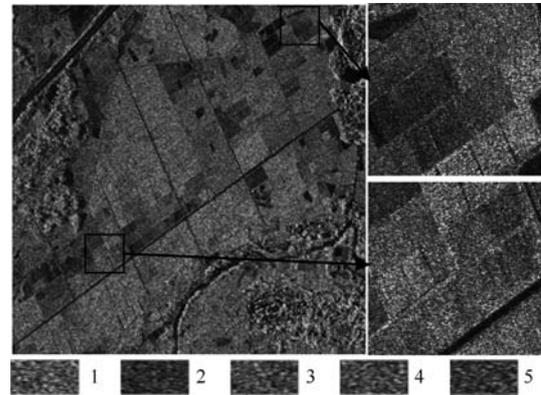


图 3 原始图像及其子图像

Fig. 3 Original and sub images

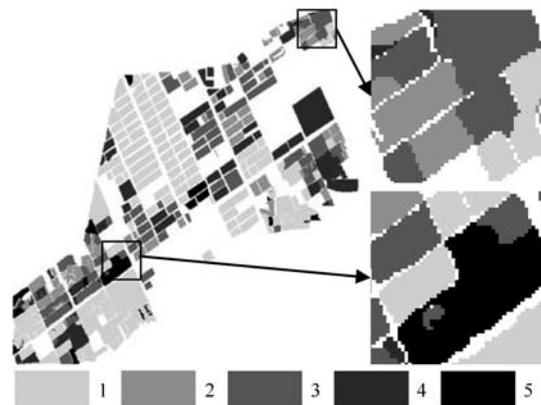


图 4 地面参照

Fig. 4 Ground truth

5.2 实验设置

本文提出了基于多尺度压缩感知金字塔的 SAR 图像分类算法. 为了证明该算法的有效性, 本文在极化干涉 SAR 数据上进行了三个对比实验: 基于 SVM 的 SAR 图像分类^[13], 基于复杂 Wishart 分布的 SAR 图像分类^[14] 和基于稀疏编码金字塔的 SAR 图像分类^[8]. 为了说明所使用数据的分类效果, 本文同样在极化 SAR 数据上重复上述四项实验.

对比实验 1, 基于 SVM 的分类方法: 传统的基于 SVM 的分类方法是 SAR 图像分类领域的一种经典的方法, 该方法首先在原始图像上提取极化干涉特征, 然后取每一类中 10% 的像素来训练分类

器, 剩余的 90% 用作测试。

对比实验 2, 基于复杂 Wishart 分布的分类方法: 基于复杂 Wishart 分布的 SAR 图像分类是另一种经典的 SAR 图像分类方法, 该方法首先对提取的极化干涉 SAR 数据进行相干斑抑制, 然后利用最大似然估计对处于待定极化状态的图像进行分类。最大似然分类器认为每类地物都服从特定参数的 Wishart 分布, 计算 Wishart 距离测度, 进而可以实现图像的分类。

对比实验 3, 基于稀疏编码金字塔的分类方法: 基于稀疏编码金字塔的分类方法首先在原始图像上提取极化干涉特征, 然后以图像的每个像素点为中心将图像划分为相互重叠的 50×50 子块, 接着在每个子块上充分利用稀疏编码得到 256 维的稀疏特征, 并且在图像子块上建立 3 维的金字塔表达, 维数为 $256 \times 21 = 5376$ 维, 最后用线性 SVM 分类器进行分类。

5.3 实验结果

本文在水稻 SAR 图像上分析各成长期的水稻分类的混淆程度, 进而评价 SAR 图像的分类精度: 1) 对比实验 1 的分类结果见图 5(a) 和表 2, 可以看出第 3、4、5 类都大量混淆到第 1 类, 其中第 5 类混淆到第 1 类的程度尤其严重, 高达 66%。2) 对比实验 2 的分类结果见图 5(b) 和表 3, 第 4 类的准确率相对于对比实验 1 提高 40%, 第 5 类也提高了 20%, 而第 5 类混淆到第 4 类的情况明显加重。3) 对比实验 3 的分类结果见图 5(c) 和表 4, 第 2、5 类的分类精度相对于对比实验 2 明显提高, 分别为 12% 和 31%, 但是仍然存在一定程度上的错分。4) 本文方案的分类结果见图 5(d) 和表 5, 可以看出第 5 类与第 1 类, 第 3 类和第 4 类混淆的程度相对于对比实验 3 都得到了明显的抑制, 其中第 5 类的准确率提高了 7%。该实验分类效果良好, 比对比实验 3 的分类精度高出了 2.7%, 比对比实验 1 和对比实验 2 的分类精度都高出接近 10%。

表 2 基于 SVM 分类的混淆矩阵
Table 2 Confusion matrix of classification results based on SVM

	1%	2%	3%	4%	5%
1	94.52	1.08	1.54	2.83	0.03
2	6.18	81.34	9.94	2.46	0.07
3	25.24	14.96	47.10	12.94	0.03
4	37.96	5.70	23.26	33.05	0.03
5	66.46	9.16	4.85	9.05	10.48

对于本文提出的方案和对比实验方案的结果进行分析: 1) 基于 SVM 的分类方法是建立在问题

的复杂度和结构风险最小原理基础上的, 而本文的实验中分类情况复杂, 样本的数目相对越小, 因此, SVM 的结构风险就会变大, 导致较低的分类准确率。2) 基于复杂 Wishart 分布的分类方法虽然能够利用复杂 Wishart 分布较好地描述 SAR 图像协方差矩阵的统计特性, 但是在实际问题中该方法不能确保学习的复杂 Wishart 分布能够完全拟合地物的分布。3) 基于稀疏编码金字塔的分类方法分类结果优于基于 SVM 的分类方法和基于复杂 Wishart 分布的分类方法, 表明特征的稀疏性和金字塔的空间性在提高 SAR 图像分类精度的过程中起到了一定的作用。但是最终生成的金字塔表达维数高达 5376 维, 过多的极小值项抑制了分类器的性能, 同时单尺度上的金字塔并不一定适用于 SAR 图像。4) 本文所提出的基于多尺度压缩感知金字塔的分类方法, 在保证特征编码的稀疏性的同时利用观测矩阵降低了特征的维数, 避免了过多极小值项的出现对于分类器的影响。此外, 多尺度金字塔的构建充分利用了纹理在不同尺度上和不同空间分布的一致性, 能够实现纹理特征较精确的分析和识别。

表 3 基于复杂 Wishart 分布分类的混淆矩阵
Table 3 Confusion matrix of classification results based on complex Wishart distribution

	1%	2%	3%	4%	5%
1	94.39	0.24	0.71	0.75	0.12
2	2.14	72.17	18.34	1.95	0.41
3	4.92	12.29	59.36	19.56	0.03
4	5.37	2.38	14.12	74.73	0.17
5	31.49	0.43	1.69	32.60	30.41

表 4 基于稀疏编码金字塔分类的混淆矩阵
Table 4 Confusion matrix of classification results based on sparse coding and pyramid

	1%	2%	3%	4%	5%
1	94.68	0.20	0.62	0.57	0.14
2	0.32	84.31	9.21	0.83	0.34
3	4.12	6.64	70.05	14.80	0.55
4	3.41	1.47	12.40	79.15	0.35
5	23.92	0.98	1.89	8.30	61.52

为了对比极化干涉 SAR 特征与单纯极化 SAR 特征的性能, 本文在极化 SAR 数据上同样进行了上述 4 类实验, 极化干涉 SAR/极化 SAR 分类准确率对比见表 6, 极化干涉 SAR 数据的分类精度比极化 SAR 平均高 0.5%。实验结果表明, 极化干涉 SAR 数据相对于极化 SAR 数据具有更多信息量的特点, 能更好地进行分类。

表 5 基于多尺度压缩感知金字塔分类的混淆矩阵
Table 5 Confusion matrix of classification results based on CS and multi-scale pyramid

	1%	2%	3%	4%	5%
1	98.98	0.17	0.30	0.45	0.10
2	0.44	87.88	10.15	1.46	0.07
3	4.53	9.93	64.45	20.74	0.35
4	3.72	1.32	9.17	85.56	0.24
5	19.27	1.25	1.07	9.37	69.03

6 结论

本文提出了一种基于多尺度压缩感知金字塔的分类方法,用于合成孔径雷达图像的分类,并在对比实验中证明了算法的有效性.

首先,本文利用压缩感知提取图像块的突出描述算子,与稀疏编码相比,基于压缩感知的编码模型在保留特征稀疏性的同时,利用观测矩阵降低了特征的维数;然后,本文基于小波平滑的纹理分析构建多尺度特征空间,经过不同尺度上的特征分析和特征

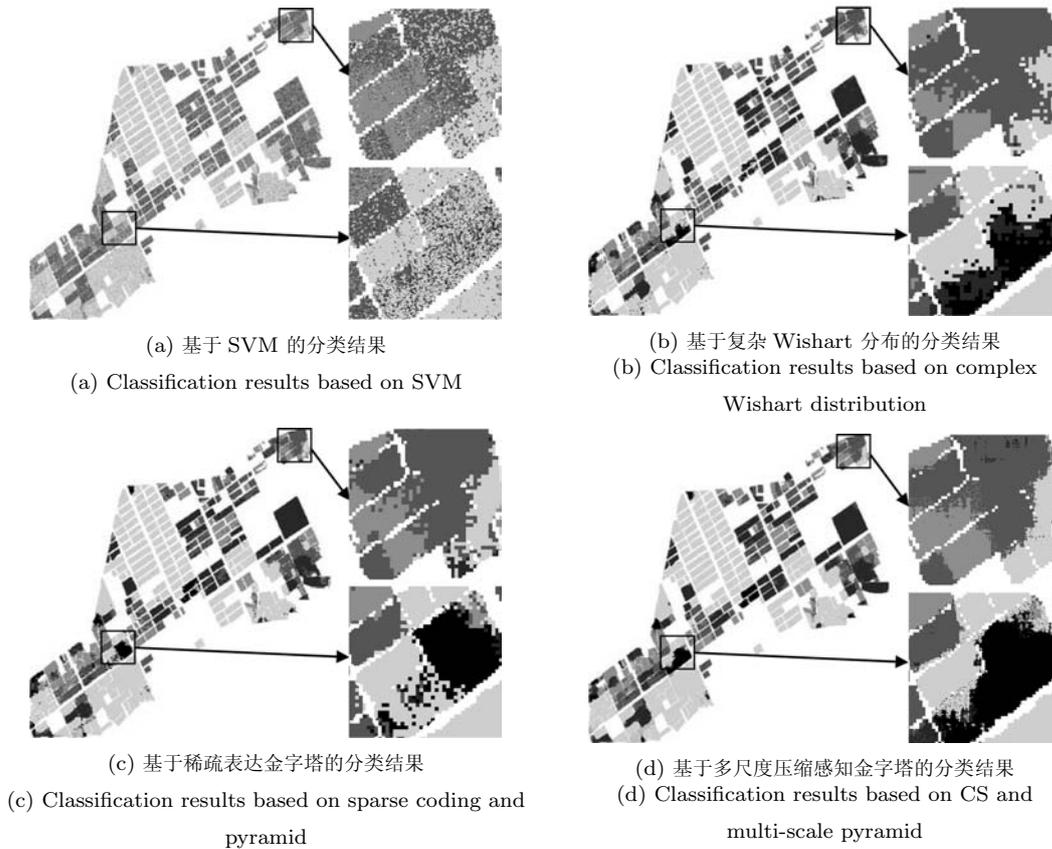


图 5 分类结果

Fig.5 Classification results

表 6 PolInSAR/PolSAR 分类准确率对比

Table 6 Comparison of classification accuracies using PolInSAR and PolSAR

SAR 特征	PolInSAR				PolSAR			
	SVM	复杂 Wishart 分布	稀疏编码	多尺度 压缩感知 金字塔	SVM	复杂 Wishart 分布	稀疏编码	多尺度 压缩感知 金字塔
准确率 (%)								
1	94.52	94.39	94.68	98.98	94.61	94.30	94.75	98.72
2	81.34	72.17	84.30	87.88	83.83	71.89	86.63	81.16
3	47.10	59.36	70.05	64.45	43.55	58.04	66.78	69.30
4	33.05	74.73	79.15	85.56	32.07	74.17	80.02	83.93
5	10.48	30.41	61.52	69.03	10.17	30.19	59.85	65.92
加权平均	68.73	78.46	84.30	87.06	68.19	78.01	84.07	86.64

组合, 生成多尺度金字塔表达, 充分利用了 SAR 图像纹理在多尺度分布上的优势, 有效地降低了计算的复杂度, 并且对于局部变化具有鲁棒性. 由于进入分类器的特征保持足够的稀疏性和多尺度分布性, 极大地提高了训练的范围和测试的速度, 因而我们采用简单的线性 SVM 分类器就可以取得好的分类效果. 最后, 本文将所提出的新算法应用于国内首批机载 X 波段单航迹极化干涉 SAR 数据的分类工作, 实验结果证明了新算法的有效性, 同时显示了基于极化干涉 SAR 数据的分类效果优于单纯使用极化 SAR 数据.

本文下一步的工作集中于将提出的基于多尺度压缩感知金字塔的分类方法应用于基于特征级的光学图像和 SAR 图像融合工作中.

References

- Maitre H [Author], Sun Hong [Translator]. *Synthetic Aperture Radar Image Processing*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005
(Henri Maitre [著], 孙洪 [译]. 合成孔径雷达图像处理. 北京: 电子工业出版社, 2005)
- Olshausen B A, Field D J. Sparse coding with an over complete basis set: a strategy employed by V1? *Vision Research*, 1997, **37**(23): 3311–3325
- Lee H, Battle A, Raina R, Ng A Y. Efficient sparse coding algorithms. In: *Proceedings of the Neural Information Processing Systems*. Vancouver, Canada: The MIT Press, 2006. 801–808
- Aharon M, Elad M, Bruckstein A M. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, **54**(11): 4311–4322
- Bottou L. Online learning and stochastic approximations. *Online Learning in Neural Networks*. Cambridge: Cambridge University Press, 1998. 9–42
- Wang J J, Yang J C, Yu K, Lv F J, Huang T, Gong Y H. Locality-constrained linear coding for image classification. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, USA: IEEE, 2010. 3360–3367
- Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. Beyond bags of features: spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington D. C., USA: IEEE, 2006. 2169–2178
- Yang J C, Yu K, Gong Y H, Huang T. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, USA: IEEE, 2009. 1794–1801
- Donoho D L. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289–1306
- Shimoni M, Borghys D, Heremans R, Perneel C, Acherooy M. Fusion of PolSAR and PolInSAR data for land cover classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2009, **11**(3): 169–180
- Candes E J, Tao T. Decoding by linear programming. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, **51**(12): 4203–4215
- Li F F, Perona P. A Bayesian hierarchical model for learning natural scene categories. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington D.C., USA: IEEE, 2005. 524–531
- Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [Online], available: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>, February 22, 2011
- Lee J S, Grunes M R, Kwok R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, **15**(11): 2299–2311



何 楚 武汉大学电子信息学院副教授. 主要研究方向为图像处理与分析, SAR 图像解译. 本文通信作者
E-mail: chuhe@whu.edu.cn
(**HE Chu** Associate professor at the Electronic Information School, Wuhan University. His research interest covers image processing and analysis, and SAR image interpretation. Corresponding author of this paper.)



刘 明 武汉大学电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为 SAR 图像分类.
E-mail: valleyofwind1984@126.com
(**LIU Ming** Master student at the Signal Processing Laboratory, Electronic Information School, Wuhan University. Her main research interest is SAR image classification.)



冯 倩 武汉大学电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为 SAR 图像分类.
E-mail: deliaqian1030@gmail.com
(**FENG Qian** Master student at the Signal Processing Laboratory, Electronic Information School, Wuhan University. Her main research interest is SAR image classification.)



邓新萍 武汉大学电子信息学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理和模式识别. E-mail: dentoby@gmail.com
(**DENG Xin-Ping** Master student at the Signal Processing Laboratory, Electronic Information School, Wuhan University. His research interest covers image processing and pattern recognition.)