

基于多尺度半耦合卷积稀疏编码的 遥感地貌影像纹理识别方法

王忠丰¹, 范宝国²

(1. 中国人民解放军 92493 部队 52 分队, 辽宁 葫芦岛 125000;

2. 中国人民解放军 31698 部队 51 分队, 辽宁 葫芦岛 125000)

摘要: 遥感地貌影像通常包含大量的数据, 具有高度的复杂性和多样性, 难以捕捉到不同层次的纹理信息, 从而影响识别效果; 因此, 为提高纹理特征提取的效果, 确保识别精度, 采用多尺度半耦合卷积稀疏编码对遥感地貌影像纹理识别进行了研究; 去除遥感地貌影像噪声, 增强遥感地貌影像整体质量, 通过分水岭算法分割遥感地貌影像, 探究不同尺度下遥感地貌影像纹理特征区别, 以有效捕捉到不同层次的纹理信息, 提高遥感地貌影像纹理的识别性能; 然后应用灰度共生矩阵 (GLCM) 获取遥感地貌影像的多尺度纹理特征, 构建半耦合卷积稀疏编码模型, 完成多尺度纹理特征提取过程的学习与多尺度纹理特征的有效融合, 以能够在保持特征丰富性的同时, 减少冗余信息, 提高纹理识别的准确性; 选取适当的分类器——朴素贝叶斯分类器, 并对其进行训练; 并以此为基础, 制定遥感地貌影像纹理识别程序, 执行制定程序即可获得地貌纹理识别结果; 测试结果显示: 应用提出方法获得的遥感地貌影像处理结果清晰度与对比度较高, 地貌纹理特征提取结果更加完整与清晰, 地貌纹理识别结果与实际结果一致, 充分证实了提出方法应用效果更好。

关键词: 多尺度纹理特征; 影像分割; 半耦合结构; 遥感地貌影像; 卷积稀疏编码; 纹理识别

Texture Recognition Method of Remote Sensing Landform Image Based on Multi-Scale Semi-Coupled Convolutional Sparse Coding

WANG Zhongfeng¹, FAN Baoguo²

(1. Unit 92493 of PLA, Huludao 125000, China; 2. Unit 31698 of PLA, Huludao 125000, China)

Abstract: Remote sensing landform images usually contain a large amount of data, which is highly complex and diverse, making it difficult to capture texture information at different levels, thereby affecting recognition performance. Therefore, in order to improve the effectiveness of texture feature extraction and ensure recognition accuracy, multi-scale semi coupled convolutional sparse encoding was used to study the texture recognition of remote sensing topographic images. To remove noise from remote sensing landform images, enhance the overall quality of remote sensing landform images, use watershed algorithm to segment remote sensing landform images, explore the differences in texture features of remote sensing landform images at different scales, effectively capture texture information at different levels, and improve the recognition performance of texture in remote sensing landform images. Then, the gray level co-occurrence matrix (GLCM) is applied to obtain multi-scale texture features of remote sensing geomorphic images, and a semi coupled convolutional sparse encoding model is constructed to complete the learning of multi-scale texture feature extraction process and effective fusion of multi-scale texture features, in order to reduce redundant information and improve the accuracy of texture recognition while maintaining feature richness. Select an appropriate classifier—Naive Bayes classifier and train it. Based on this, develop a remote sensing landform image texture recognition program, and execute the program to obtain the landform texture recognition results. The test results show that the remote sensing landform image processing results obtained by the proposed method have high clarity and contrast, and the terrain texture feature extraction results are more complete and clear. The terrain texture recognition results are consistent with the actual results, fully confirming that the proposed method has better application effect.

Keywords: multi-scale texture features; image segmentation; semi-coupled structure; remote sensing landform image; convolutional sparse coding; texture recognition

0 引言

遥感地貌影像纹理识别在地理信息提取、环境监测、资源管理和城市规划等领域具有极其重要的作用。通过纹

理识别可以有效地从遥感影像中提取地貌的纹理特征, 进而对地物性质、分布和变化规律进行深入分析, 对于理解地貌的形成过程、监测地貌的动态变化以及评估地貌的生

收稿日期: 2024-04-23; 修回日期: 2024-06-14。

作者简介: 王忠丰(1982-), 男, 大学本科, 工程师。

引用格式: 王忠丰, 范宝国. 基于多尺度半耦合卷积稀疏编码的遥感地貌影像纹理识别方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 284-290.

态环境影响等方面具有重要意义^[1]。遥感地貌影像纹理识别虽然具有重要的应用价值,但在实际操作中也面临着一些困难:1) 遥感影像数据量大,处理起来相对复杂。特别是高光谱遥感图像,其波段数量众多,数据冗余度高,对数据预处理和特征提取提出了较高的要求。如果处理不当,可能会导致信息丢失或混淆,影响纹理识别的精度;2) 地貌纹理特征的提取和识别受到多种因素的影响^[2]。不同地貌类型的纹理特征可能存在较大的差异,而同一地貌类型在不同尺度、不同光照条件下的纹理特征也可能发生变化。此外,遥感影像的空间分辨率、成像时间等因素也会对纹理识别结果产生影响;3) 遥感地貌影像纹理识别方法的设计和优化也是一个挑战。现有的遥感地貌影像纹理识别方法虽然取得了一定的成果,但在处理复杂地貌纹理时仍存在一定的局限性^[3]。如何设计更加有效、稳定的方法,提高纹理识别的精度及其效率,是当前遥感领域研究的热点和难点。

纹理识别精度差、效率低是现有方法存在的关键问题,也是当前研究领域的重点研究课题之一。文献 [4] 引入数字图像处理技术设计了一种纹理识别方法。通过数字图像处理技术对纹理图像进行预处理,利用骨架提取算法、距离变换算法对纹理特征图进行重构,结合 LBP-V 法提取图谱直方图,经过匹配运算与相似度度量分析实现纹理的识别与分类。此种方法引入的数字图像处理技术虽然会一定程度的提升纹理识别精度,但是由于处理过程过于繁琐,致使纹理识别效率较低;文献 [5] 通过关键点检测算法提取碎片化图像,对其迹变换特征和 SIFT 特征进行完整获取,利用 BoF 模型将两者进行融合与编码,输入到支持向量机 (SVM) 中,输出结果即为纹理识别与分类结果。此种方法在特征融合过程中会受到多种因素的影响,致使特征融合效果无法确定,从而影响纹理识别与分类的精度;文献 [6] 通过 Otsu 算法分割图像,提取光谱指数和纹理特征,最终通过极限学习机与支持向量机完成了研究目标。此种方法应用的极限学习机与支持向量机均需要大量样本进行训练,致使研究运算量大幅增加,从而降低纹理识别的效率;文献 [7] 对提取的纹理特征与光谱特征进行筛选与强化处理,通过深度学习框架对特征联合效果进行精准评估,选取最佳的纹理特征与光谱特征联合方式,以此为基础,完成地物的识别与分类。此种方法纹理特征提取、识别与应用过程中会受到其他特征、因素等影响,致使最终的纹理特征应用效果较差;文献 [8] 采用光学算法对获取遥感图像进行基础处理,通过长距离牵引测量技术实现纹理信息的采集与识别。此种方法有效提升了研究目标定位的精度,但是在纹理信息提取过程中仍然存在着精度差、效率慢等缺陷,无法满足现今图像纹理提取及其识别的需求。因此,基于上述研究,为了提升遥感地貌影像的后续应用效果,提出基于多尺度半耦合卷积稀疏编码的遥感地貌影像纹理识别方法研究。该方法考虑到因遥感地貌影像的复杂性和多样性,难以捕捉到不同层次的纹理信息,影

响识别效果的问题,对遥感地貌影像进行了处理,并通过分水岭算法对处理后的图像进行了分割,以不同尺度下遥感地貌影像纹理特征区别,确保不同层次的纹理信息的有效捕捉。然后应用灰度共生矩阵 (GLCM) 来反映图像像素间的空间关系和分布规律,提取出更具代表性的多尺度纹理特征,为后续的纹理识别提供有力支持。基于此,构建半耦合卷积稀疏编码模型,完成多尺度纹理特征提取过程的学习与多尺度纹理特征的有效融合,以在保持特征丰富性的同时,减少冗余信息,提高纹理识别的准确性。

1 遥感地貌影像处理

1.1 遥感地貌影像噪声去除与增强

由于自然因素 (传感器自身的性能限制、大气散射、云层遮挡等) 与干扰因素 (地球曲率、光照变化等) 的存在,使得遥感地貌影像中不可避免地会存在噪声,其可能表现为图像中的亮点、暗点、斑点或条纹等,严重影响了遥感地貌影像的视觉效果和准确性。与此同时,地貌呈现复杂性和多样性的特点,原始遥感影像可能无法充分展示地貌的特征和细节^[9]。为了有效提升遥感地貌影像纹理的识别性能,需对其进行噪声去除与增强处理,以此来提升遥感地貌影像的整体质量,为后续遥感地貌影像分割奠定坚实的基础。

遥感地貌影像噪声去除是一个复杂而关键的处理环节。此研究采用均值滤波算法去除遥感地貌影像噪声,其是一种简单的空间域滤波技术,主要是用像素点邻域内各像素点的灰度平均值来代替该像素点的灰度值^[10]。基于均值滤波算法的遥感地貌影像去噪公式为:

$$\hat{f}(x,y) = \frac{1}{A^2} * \sum_{i,j=-\frac{A}{2}}^{\frac{A}{2}} f(x+i,y+j) \quad (1)$$

式中, $f(x,y)$ 与 $\hat{f}(x,y)$ 为去噪处理前、后的遥感地貌影像, $\frac{1}{A^2}$ 为求平均值的系数, $A \times A$ 为均值滤波器的尺寸大小。

通过均值滤波算法的应用可以有效平滑遥感地貌影像,减少影像中的噪声,但也可能导致影像边缘模糊,再加之的大气散射、云层遮挡等因素的影响,致使遥感地貌影像中存在着大量的雾、霾,导致其清晰度较差,为此应用主成分变换算法对遥感地貌影像进行进一步的增强处理^[11]。

由于遥感数据通常包含多个波段,且各波段间可能存在较高的相关性,直接处理这些数据可能会导致信息冗余和计算复杂度的增加。通过主成分变换,可以将原始的多波段数据转换为少数几个主成分分量 (彼此独立),能够最大程度地保留原始数据中的信息^[12]。

设置多光谱特征空间为 n (遥感地貌影像的波段数) 维坐标系,每一个坐标系表示一个波段,内部点表示像元,坐标值表示灰度值,则遥感地貌影像 $\hat{f}(x,y)$ 可表示为:

$$\hat{f}(x,y) = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, z_i 为当前像元 (x, y) 在第 i 个坐标轴上的灰度值。

将公式 (2) 输出结果与 K-L 变换矩阵进行线性组合, 生成一组新的遥感地貌影像, 表达式为:

$$g(x, y) = \zeta \cdot \tilde{f}(x, y) \quad (3)$$

$$\begin{matrix} \uparrow \\ \begin{bmatrix} \tilde{z}_1 \\ \tilde{z}_2 \\ \vdots \\ \tilde{z}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \zeta_{11} & \zeta_{12} & \cdots & \zeta_{1n} \\ \zeta_{21} & \zeta_{22} & \cdots & \zeta_{2n} \\ \vdots & \vdots & \zeta_{ij} & \vdots \\ \zeta_{n1} & \zeta_{n2} & \cdots & \zeta_{nm} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \end{matrix}$$

式中, $g(x, y)$ 表示新生成的遥感地貌影像, 即遥感地貌影像主成分变换结果; ζ 表示 K-L 变换矩阵; \tilde{z}_i 表示新生成遥感地貌影像当前像元在第 i 个坐标轴上的灰度值; ζ_{ij} 表示 K-L 变换矩阵 ζ 的内部元素。

通过公式 (3) 可以看出, 变换后的遥感地貌影像 $g(x, y)$ 主分量 \tilde{z}_i 信噪比大, 能够有效地突出遥感地貌影像的主要信息, 从而达到了遥感地貌影像增强的目的。

由此, 通过上述过程完成遥感地貌影像的噪声去除与增强处理, 有效地提升了遥感地貌影像的信噪比, 为后续的分割处理提供支撑。

1.2 遥感地貌影像多尺度分割

以 1.1 节输出遥感地貌影像 $g(x, y)$ 为基础, 通过分水岭算法对遥感地貌影像进行多尺度分割处理, 为后续影像多尺度特征提取提供一定的便利。

分水岭算法是一种基于区域的图像分割方法, 主要思想是将图像的灰度空间视为地理结构, 每个像素的灰度值代表其高度, 以此为基础来划分不同的区域。其能够依据遥感地貌影像的局部纹理变化来合并或者分割像素, 可以更加清晰地显示多尺度的纹理特征, 以此来降低研究的运算量^[13]。基于分水岭算法的遥感地貌影像多尺度分割过程如下所示:

1) 加载遥感地貌影像 $g(x, y)$, 利用梯度计算公式获取遥感地貌影像的梯度图像, 以此来强调图像中的边缘信息和轮廓信息, 为后续的多尺度分割过程提供基础。梯度图像计算公式为:

$$P(x, y) = \sqrt{[g_x(x, y)]^2 + [g_y(x, y)]^2} \quad (4)$$

式中, $P(x, y)$ 为遥感地貌影像的梯度图像, $g_x(x, y)$ 与 $g_y(x, y)$ 为遥感地貌影像在 X 方向与 Y 方向上的偏导数。

2) 根据遥感地貌影像实际情况, 手动初始化标记图像, 记为 $Q(x, y)$, 其主要是用于指示影像前景、背景和不确定区域的位置, 为后续的分水岭变换提供指导。

3) 利用距离变换公式, 计算每个像素到最近前景像素的距离, 有助于确定像素之间的相对位置关系, 为后续的分割提供重要信息。距离变换公式为:

$$D(x, y) = \min \left[\frac{g_{\text{pro}}}{g_{\text{total}}(x, y)} \cdot d\{(x, y), g_{\text{pro}}\} \right] \quad (5)$$

式中, $D(x, y)$ 为遥感地貌影像中像素点 (x, y) 的距离变换值, g_{pro} 为遥感地貌影像前景像素, $g_{\text{total}}(x, y)$ 为前景像

素集合, $d\{(x, y), g_{\text{pro}}\}$ 为像素点 (x, y) 和前景像素 g_{pro} 之间的距离度量数值。

4) 以遥感地貌影像对应的标记图像 $Q(x, y)$ 为基础, 初始化分水岭 (分水岭最初位于标记之间的边界上)。根据 3) 输出的计算结果——距离变换数值确定种子点 (距离极值点), 以此为基础, 逐步“淹没”图像, 即根据像素的距离信息, 逐步将更多像素纳入分割区域。在淹没过程中, 根据像素间的拓扑关系更新分水岭的位置, 确保分水岭始终位于不同区域之间的边界上^[14]。依据上述流程即可获得遥感地貌影像多尺度分割结果, 记为 $g(x, y) = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_i, \dots, \Omega_m\}$, Ω_i 表示遥感地貌影像中第 i 个分割 (尺度) 区域, m 表示遥感地貌影像多尺度分割区域的总数量。

5) 对 4) 输出的遥感地貌影像多尺度分割结果 $g(x, y) = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_i, \dots, \Omega_m\}$ 进行必要的后处理操作, 如去除小区域、平滑边界等, 以优化影像的多尺度分割效果。由于研究篇幅的限制, 不对后处理操作进行过多的赘述, 将最终的遥感地貌影像多尺度分割结果记为 $g(x, y) = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_i, \dots, \Omega_N\}$, N 表示分割区域的总数量 ($N \leq m$)。

上述过程完成了遥感地貌影像的有效分割, 将影像划分为具有相似纹理特征的尺度区域, 使得后续多尺度纹理特征提取和分析更加高效和准确。

2 多尺度纹理特征提取

2.1 不同尺度下遥感地貌影像纹理特征深入分析

遥感地貌影像作为地理空间信息获取的重要手段, 其纹理特征在不同尺度下呈现出不同的形态和规律, 故此研究从多尺度理论出发, 深入分析不同尺度下遥感地貌影像的纹理特征, 为后续研究提供理论依据。

多尺度理论是研究事物在不同尺度下表现出不同特性的理论框架^[15]。在遥感地貌影像分析中, 多尺度理论的应用主要体现在对影像进行不同分辨率或不同观察窗口的处理, 以揭示不同尺度下的地貌纹理特征。基于多尺度理论探究粗尺度、中尺度与细尺度下地貌影像的纹理特征, 具体探究结果如下所示:

1) 粗尺度下纹理特征。在粗尺度下, 遥感地貌影像主要呈现出宏观的地貌格局和总体趋势, 其纹理特征较为粗糙, 主要反映了地貌类型的整体分布和地貌单元的边界信息。

2) 中尺度下纹理特征。在中尺度下, 遥感地貌影像的纹理特征开始变得复杂和细致, 其能够反映出地貌类型的内部结构和地貌单元的细部特征。

3) 在细尺度下, 遥感地貌影像的纹理特征变得更加精细和丰富, 其能够揭示出地貌类型的微观结构和地貌单元的细节变化。

依据上述探究内容, 确定不同尺度下遥感地貌影像的纹理特征, 具体如表 1 所示。

表 1 不同尺度下遥感地貌影像纹理特征示意表

| 尺度 | 粗尺度 | 中尺度 | 细尺度 |
|-------|------------|------------|------------|
| 纹理特征 | 宏观格局, 整体趋势 | 内部结构, 细部特征 | 微观结构, 细节变化 |
| 信息量 | 低 | 中等 | 高 |
| 识别精度 | 较低 | 中等 | 高 |
| 计算复杂度 | 低 | 中等 | 高 |

如表 1 所示, 不同尺度下遥感地貌影像纹理特征具有显著的差异性和互补性。若是以单一尺度的纹理特征为依据进行纹理识别, 其信息量相对较少, 会大幅降低纹理识别结果的精度。由此可见, 在遥感地貌影像纹理识别研究中, 应该采集多尺度纹理特征, 以获取更为准确和全面的地貌信息, 为最终的纹理识别提供更充足的相关信息支撑。

2.2 多尺度纹理特征获取

以 2.1 节分析内容为基础, 应用灰度共生矩阵 (GLCM) 获取遥感地貌影像的多尺度纹理特征, 为研究目标的实现做好充足的准备工作。

灰度共生矩阵 (GLCM) 是一个基于像素对之间灰度级和相对位置关系的矩阵, 其统计了图像中特定方向和距离上相邻像素的灰度级组合出现的频率, 反映了图像中像素灰度级之间的空间分布和排列规律, 从而揭示了图像的纹理结构, 以有效地捕捉图像的纹理特性^[16]。在多尺度纹理特征提取与分析过程中, GLCM 具有显著的优势, 其能够适应不同尺度的纹理提取与分析需求, 提供丰富的纹理描述参数, 对噪声干扰具有一定的鲁棒性, 并且具有高效的计算性能和可解释性。因此, 选择 GLCM 对遥感地貌影像的多尺度纹理特征进行识别与提取。

以 1.2 节遥感地貌影像多尺度分割结果 $g(x, y) = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_i, \dots, \Omega_N\}$ 为基础, 以每个分割区域的尺度 (粗尺度、中尺度与细尺度) 为依据, 选定适当的观察窗口大小, 计算 GLCM 的统计量, 主要包括能量、熵、对比度、同质性与相关性, 计算公式分别为:

$$a_i = \sum_{x=1}^{\kappa_i} \sum_{y=1}^{\kappa_i} [g(x, y)]^2 \quad (6)$$

$$b_i = - \sum_{x=1}^{\kappa_i} \sum_{y=1}^{\kappa_i} g(x, y) \times \log_2 g(x, y) \quad (7)$$

$$c_i = \sum_{x=1}^{\kappa_i} \sum_{y=1}^{\kappa_i} (x - y)^2 \times g(x, y) \quad (8)$$

$$d_i = \sum_{x=1}^{\kappa_i} \sum_{y=1}^{\kappa_i} \frac{g(x, y)}{1 + (x - y)^2} \quad (9)$$

$$e_i = \frac{\sum_{x=1}^{\kappa_i} \sum_{y=1}^{\kappa_i} [xy \cdot g(x, y) - \mu_x \mu_y]}{\sigma_x \sigma_y} \quad (10)$$

式 (6) ~ (10) 中, a_i, b_i, c_i, d_i 与 e_i 分别为第 i 个尺度分割区域的能量、熵、对比度、同质性与相关性, κ_i 为第 i 个尺度分割区域的观察窗口大小; μ_x 与 μ_y 分别为第 i 个尺度分割区域横向与纵向的灰度方差, σ_x 与 σ_y 分别为第 i 个尺度

分割区域横向与纵向的像素方差。

将上述公式计算获得的能量、熵、对比度、同质性与相关性数值进行整合, 即可获得第 i 个尺度分割区域的灰度共生矩阵, 表达式为:

$$\gamma_i = [a_i \ b_i \ c_i \ d_i \ e_i]^T \quad (11)$$

式中, γ_i 为第 i 个尺度分割区域的灰度共生矩阵, 即遥感地貌影像该尺度分割区域的纹理特征。

应用上述流程对遥感地貌影像全部尺度分割区域的灰度共生矩阵 (纹理特征) 进行计算与提取, 从而获取到遥感地貌影像的多尺度纹理特征, 记为 $\gamma = \{\gamma_i, i \in [1, N]\}$, 为最终的纹理识别提供充足的依据支撑。

3 半耦合卷积稀疏编码模型构建与应用

为了简化研究的整体过程, 提升纹理识别的效率, 构建半耦合卷积稀疏编码模型, 应用其对遥感地貌影像多尺度纹理特征提取过程进行学习, 并对多尺度纹理特征进行有效的融合, 为纹理识别提供一定的模型支撑。

半耦合卷积稀疏编码模型有效结合了卷积神经网络和稀疏编码的优势, 通过卷积操作学习并提取遥感地貌影像的多尺度纹理特征, 采用稀疏编码对其进行表达, 基于特征融合方式将多尺度纹理特征进行有机结合^[17]。由此可见, 半耦合卷积稀疏编码模型不但可以提升多尺度纹理特征的提取效率, 也可以降低多尺度纹理特征的维度与体量, 为提出方法整体性能的优化提供支持。另外, 半耦合卷积稀疏编码模型通过稀疏编码的方式, 能够学习到具有鲁棒性的纹理特征, 对噪声和光照变化等干扰因素具有较强的适应性, 使得该模型在实际应用中能够更好地应对复杂多变的遥感地貌影像。

依据研究实际需求构建半耦合卷积稀疏编码模型, 具体如图 1 所示。

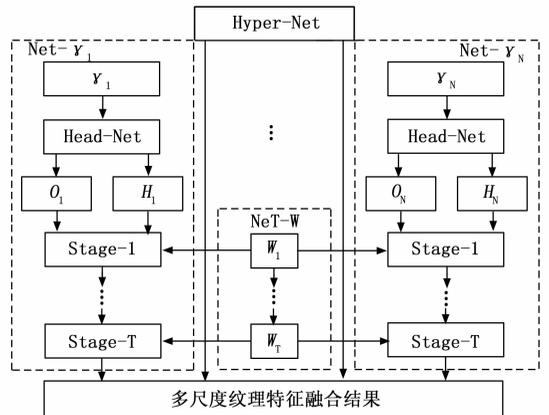


图 1 半耦合卷积稀疏编码模型示意图

如图 1 所示, 构建半耦合卷积稀疏编码模型主要由 $Net-\gamma_i$ 、 $Net-W$ 与 $Hyper-Net$ 构成。其中, $Net-\gamma_i$ 主要是对多尺度纹理特征 γ_i 提取过程进行学习, 并生成对应的稀疏系数 O_i 与字典 H_i ; $Net-W$ 主要是对多尺度纹理特征融合

系数进行计算与学习；Hyper-Net 主要是对迭代阶段模型的超参数进行学习。需要注意的是， T 表示构建模型的迭代阶段总次数。

以第 i 个尺度分割区域的纹理特征 γ_i 为例，对稀疏编码过程进行说明。常规情况下，多尺度纹理特征 γ_i 中包含大量的元素，往往存在着冗余信息，且计算复杂度较高，不利于后续的纹理识别。稀疏编码的目标就是通过学习字典将原始的高维纹理特征表示为字典的稀疏组合，不仅降低了特征的维度，还突出了纹理特征中的重要信息^[18]。依据上述描述内容，确定纹理特征 γ_i 稀疏编码结果，表达式为：

$$\lambda_i = \alpha_i \times \frac{O_i \times H_i}{\beta_0} \quad (12)$$

式中， λ_i 为纹理特征 γ_i 的稀疏编码结果， α_i 为半耦合卷积稀疏编码模型的超参数， β_0 为稀疏编码标准化因子。

依据公式 (12) 对全部尺度纹理特征进行稀疏编码处理，获取多尺度纹理特征稀疏编码结果为 $\lambda = \{\lambda_i, i \in [1, N]\}$ 。以此为基础，结合构建模型中 Net-W 模块生成的多尺度纹理特征融合系数，计算多尺度纹理特征融合结果，表达式为：

$$\xi = \sum_{i=1}^N W_i \times \lambda_i \quad (13)$$

式中， ξ 为多尺度纹理特征融合结果， W_i 为多尺度纹理特征融合系数。

上述过程完成了半耦合卷积稀疏编码模型的构建及其应用，完成了多尺度纹理特征提取过程的学习与多尺度纹理特征的有效融合，为研究目标实现提供一定的便利。

4 遥感地貌影像纹理识别的实现

4.1 分类器选择与训练

以上述输出的多尺度纹理特征融合结果为基础，结合遥感地貌影像纹理识别需求，选取适当的分类器——朴素贝叶斯分类器，并对其进行训练，以此来保障纹理识别结果的精准性。

朴素贝叶斯分类器是一种基于贝叶斯定理与特征条件独立假设的分类方法，通过计算给定样本下各类别的概率，并将样本归类于概率最大的类别。从本质角度出发，朴素贝叶斯分类器核心思想在于利用先验概率和条件概率来预测未知样本的类别^[19-20]。在遥感地貌影像纹理识别中，朴素贝叶斯分类器展现出了独特的优势，能够有效处理高维数据、对缺失数据不敏感，并且计算效率高、易于实现，使得朴素贝叶斯分类器在遥感图像处理领域具有广泛的应用前景。朴素贝叶斯分类器模型及其训练程序如图 2 所示。

上述过程完成了分类器的选择与训练程序的展示，为后续遥感地貌影像纹理识别程序制定及其执行提供助力。

4.2 纹理识别程序制定

以上述确定的、训练好的朴素贝叶斯分类器为依据，

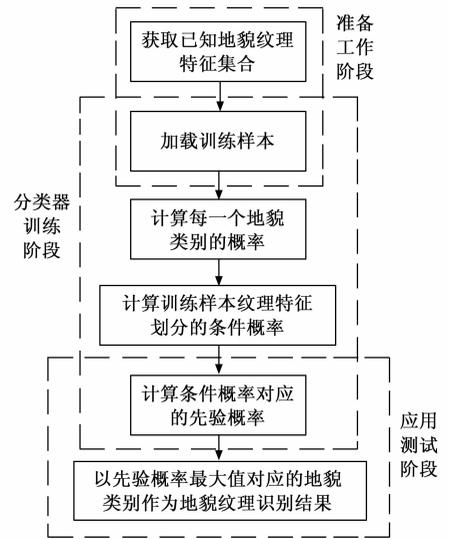


图 2 朴素贝叶斯分类器模型及其训练程序示意图

制定遥感地貌影像纹理识别程序，执行制定程序获取地貌纹理识别结果，为地貌变化研究提供助力。

基于朴素贝叶斯分类器的遥感地貌影像纹理识别程序如下所示：

- 1) 加载已知地貌纹理特征集合，记为 $\vartheta = (\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_M)$ ， M 表示已知地貌的总种类。为了方便研究的进行，认定每一个地貌类别概率相同，表达式为：

$$P(\vartheta_1) = P(\vartheta_2) = \dots = P(\vartheta_i) = \dots = P(\vartheta_M) = \frac{1}{M} \quad (14)$$

- 2) 计算训练样本多尺度纹理特征融合结果 ξ 划分地貌类别的条件概率，表达式为：

$$P(\xi | \vartheta_B) = \tau \times \frac{P(\xi) \times P(\vartheta_i)}{\psi^\varphi} \quad (15)$$

式中， $P(\xi | \vartheta_i)$ 为训练样本纹理特征划分的条件概率， τ 为朴素贝叶斯分类器的关键参数， $P(\xi)$ 为多尺度纹理特征融合结果 ξ 的概率数值， ψ^φ 为条件概率统一化因子。

- 3) 计算条件概率对应的先验概率，表达式为：

$$P(\xi, \vartheta_i) = P(\xi | \vartheta_i) P(\vartheta_i) \quad (16)$$

式中， $P[\xi, \vartheta_i]$ 表示条件概率 $P(\xi | \vartheta_i)$ 对应的先验概率。

- 4) 以公式 (16) 计算结果为基础，制定地貌纹理识别规则，具体如下式所示：

$$\begin{cases} P(\xi, \vartheta_i) \geq \Phi & \text{训练样本为第 } i \text{ 种地貌纹理} \\ P(\xi, \vartheta_i) < \Phi & \text{训练样本非第 } i \text{ 种地貌纹理} \end{cases} \quad (17)$$

式中， Φ 为地貌纹理识别阈值，需要根据实际地貌纹理之间的差异性进行具体的设置。

综上所述，在半耦合卷积稀疏编码模型与朴素贝叶斯分类器的支持下，实现了遥感地貌影像纹理的识别，为地貌调查与研究提供一定的参考。则所提基于多尺度半耦合卷积稀疏编码的遥感地貌影像纹理识别方法的具体实现流程如图 3 所示。

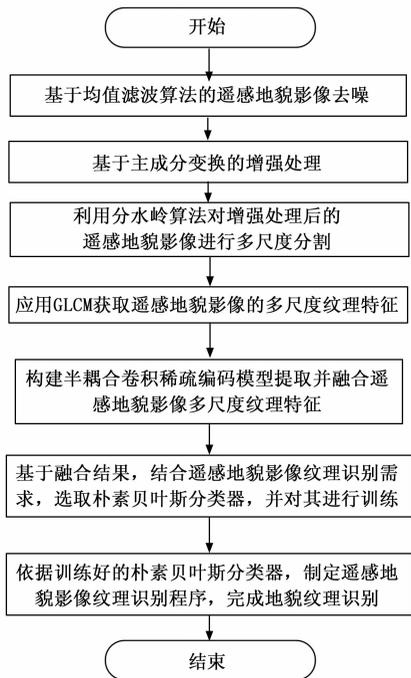


图 3 基于多尺度半耦合卷积稀疏编码的遥感地貌影像纹理识别流程图

5 实验与结果分析

5.1 实验对象选取与介绍

选取 1 000 幅遥感地貌影像作为实验对象, 涵盖多样化的地貌类型, 包括山地、平原、沙漠、高原、盆地与丘陵等, 以此来确保实验对象的丰富性和代表性, 提升提出方法应用测试实验结论的准确性。部分实验对象如图 4 所示。

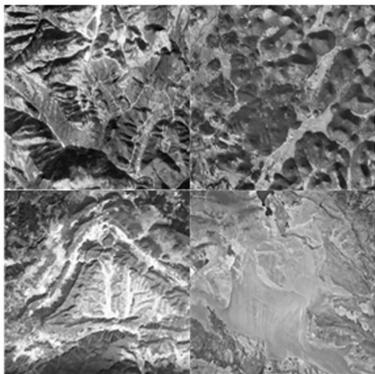


图 4 部分实验对象——遥感地貌影像示意图

如图 4 所示, 准备的实验对象——遥感地貌影像清晰度与对比度尚可, 但仍需要对其进行一定的预处理, 才能保障实验结果不受光照条件、雾霾条件等环境因素的影响, 从而提升测试结论的精度。

5.2 实验参数寻优

所提方法在地貌纹理识别过程中应用了朴素贝叶斯分类器, 其关键参数 τ 取值是否合理直接影响着最终地貌纹理

识别结果的精度。因此, 在实验进行之前需要对关键参数 τ 最佳取值进行确定。

通过测试获得关键参数 τ 与地貌纹理识别精度之间的关系曲线, 具体如图 5 所示。

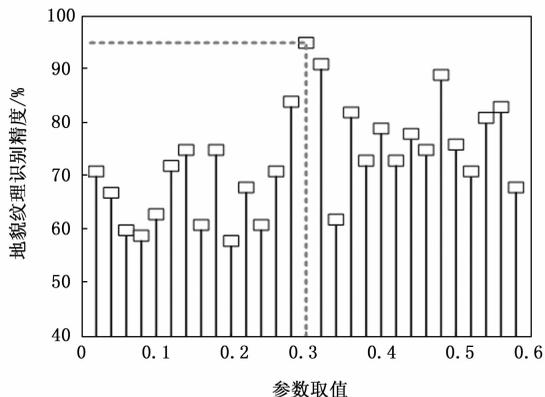


图 5 关键参数 τ 与地貌纹理识别精度关系曲线图

如图 5 所示, 当关键参数 τ 取值为 0.3 时, 地貌纹理识别精度达到最大值 95%。因此, 朴素贝叶斯分类器关键参数 τ 寻优结果为 0.3, 为后续实验顺利进行提供便利。

5.3 实验结果分析

5.3.1 遥感地貌影像处理结果分析

从 5.1 节准备的实验对象——1 000 幅遥感地貌影像中随机选择一幅遥感地貌影像, 应用提出方法、对比方法 1 (文献 [4]) 与对比方法 2 (文献 [5]) 对其进行处理, 获取相应的遥感地貌影像处理结果, 如图 6 所示。

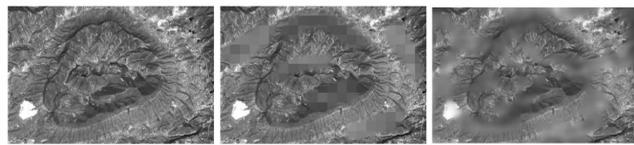


图 6 遥感地貌影像处理结果示意图

如图 6 所示, 应用提出方法获得的遥感地貌影像处理结果清晰度与对比度较高, 具备显著的纹理特征, 为纹理识别打下坚实的基础; 而对比方法 1 与对比方法 2 应用后获得的遥感地貌影像处理结果清晰度与对比度均较差, 部分纹理特征丢失, 势必会影响后续纹理识别的精度。由此可见, 提出方法的遥感地貌影像处理性能更好。

5.3.2 地貌纹理特征提取结果分析

从 5.1 节准备的实验对象——1 000 幅遥感地貌影像中随机选择一幅遥感地貌影像, 应用提出方法、对比方法 1 与对比方法 2 对其地貌纹理特征进行完整的提取, 具体结果如图 7 所示。

如图 7 所示, 应用提出方法获得的地貌纹理特征提取结果更加完整, 更加清晰, 能够有效提高地貌纹理识别的精度; 而对比方法 1 与对比方法 2 应用后获得的地貌纹理特

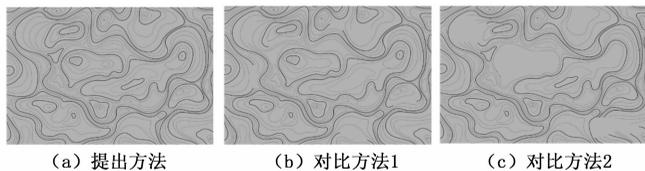


图 7 地貌纹理特征提取结果示意图

征提取结果均存在着纹理缺失的现象，势必会降低纹理识别的精度。由此可见，提出方法地貌纹理特征提取性能更佳。

5.3.3 地貌纹理识别结果分析

从 5.1 节准备的实验对象——1 000 幅遥感地貌影像中随机选择 10 幅遥感地貌影像，应用提出方法、对比方法 1 与对比方法 2 对其进行地貌纹理识别，获得相应结果如表 2 所示。

表 2 地貌纹理识别结果示意表

| 影像编号 | 实际结果 | 提出方法 | 对比方法 1 | 对比方法 2 |
|------|------|------|--------|--------|
| 1 | 山地 | 山地 | 盆地 | 山地 |
| 2 | 盆地 | 盆地 | 盆地 | 沙漠 |
| 3 | 丘陵 | 丘陵 | 丘陵 | 丘陵 |
| 4 | 沙漠 | 沙漠 | 高原 | 沙漠 |
| 5 | 平原 | 平原 | 丘陵 | 盆地 |
| 6 | 山地 | 山地 | 山地 | 高原 |
| 7 | 丘陵 | 丘陵 | 沙漠 | 丘陵 |
| 8 | 盆地 | 盆地 | 盆地 | 盆地 |
| 9 | 沙漠 | 沙漠 | 沙漠 | 丘陵 |
| 10 | 高原 | 高原 | 高原 | 山地 |

如表 2 所示，应用提出方法获得的地貌纹理识别结果与实际结果一致，而对比方法 1 与对比方法 2 应用后获得的地貌纹理识别结果与实际结果存在较大的误差，表明提出方法地貌纹理识别性能更好。

6 结束语

近年来，遥感技术已经成为获取地球表面信息的重要手段。然而，由于地球表面的复杂性和多样性，遥感影像中的信息提取和解析仍然面临诸多挑战。而现有的遥感地貌影像纹理识别方法难以捕捉到不同层次的纹理信息，导致最终的纹理识别精度较差，无法满足遥感技术的后续应用需求，故提出基于多尺度半耦合卷积稀疏编码的遥感地貌影像纹理识别方法研究。实验结果显示：提出方法有效地提升了遥感地貌影像处理性能、地貌纹理特征提取性能与地貌纹理识别性能，为遥感地貌影像的有效应用提供支撑与参考。

参考文献：

[1] 薛源, 覃超, 吴保生, 等. 基于多源国产高分辨率遥感影像的山区河流信息自动提取 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2023, 63 (1): 134-145.

[2] 欧阳淑冰, 陈伟涛, 李显巨, 等. 植被覆盖区高精度遥感地貌场景分类数据集 [J]. 遥感学报, 2022, 26 (4): 606-619.

[3] 杜家昊, 周晴, 赵文杰. 基于偏好型支持向量机的遥感图像云检测技术 [J]. 计算机工程与设计, 2022, 43 (5): 1404-1411.

[4] 韩小龙. 基于数字图像处理技术的皮革纹理特征提取与分类研究 [J]. 中国皮革, 2023, 52 (5): 24-28.

[5] 常玉祥, 汪宇玲, 陈立. 基于 BoF 和迹变换多特征融合的图像纹理分类研究 [J]. 现代电子技术, 2023, 46 (11): 43-50.

[6] 向友珍, 李汪洋, 台翔, 等. 基于无人机遥感图像纹理与植被指数的土壤含盐量反演 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (8): 201-210.

[7] 路威, 董新海, 李道纪. 融合纹理增强的遥感影像地物分类泛化性分析 [J]. 解放军理工大学学报 (自然科学版), 2022, 1 (4): 74-81.

[8] LIU K X, XIA L Y, ZHU D Y, et al. Application of remote sensing image ecological land classification method in crop planting area extraction under the background of data fusion [J]. Journal of Electronic Imaging, 2022, 31 (5): 1-18.

[9] 刘晨辉, 尹增山, 高爽. 基于遥感图像序列的去模糊方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59 (8): 486-494.

[10] 杨光义, 薛若尧, 张若茜, 等. 基于 BP 神经网络的特征融合遥感图像阴影检测 [J]. 武汉大学学报: 工学版, 2023, 56 (6): 757-763.

[11] 单慧琳, 王硕洋, 童俊毅, 等. 增强小目标特征的多尺度光学遥感图像目标检测 [J]. 光学学报, 2024, 44 (6): 382-394.

[12] 范新南, 严炜, 史朋飞, 等. 多尺度深度特征融合网络的遥感图像目标检测 [J]. 遥感学报, 2022, 26 (11): 2292-2303.

[13] 杜俊翰, 赖健, 王雪, 等. 基于多尺度注意力特征与李生判别的遥感影像变化检测及其抗噪性研究 [J]. 数据采集与处理, 2022, 37 (1): 35-48.

[14] 陈国军, 岳雪燕, 朱燕宁, 等. 基于多尺度特征融合的遥感图像建筑物提取算法研究 [J]. 计算机科学, 2023, 50 (9): 202-209.

[15] 陈楠, 张标. 多尺度半耦合卷积稀疏编码的遥感影像超分辨率重建 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2022, 34 (3): 382-391.

[16] 杜均森, 郭杰龙, 俞辉, 等. 基于卷积稀疏编码与生成对抗网络的图像超分辨率重建 [J]. 液晶与显示, 2023, 38 (10): 1423-1433.

[17] 张立峰, 卢栋臣. 基于卷积稀疏编码的电容层析成像图像重建 [J]. 计量学报, 2023, 44 (7): 1075-1079.

[18] 杨帅, 王浩, 俞奎, 等. 基于实例加权和双分类器的稳定学习算法 [J]. 软件学报, 2023, 34 (7): 3206-3225.

[19] 丁家满, 周蜀杰, 李润鑫, 等. 基于关联规则和拓扑序列的分类器链方法 [J]. 软件学报, 2023, 34 (9): 4210-4224.

[20] 龚卫华, 陈凯, 王百城. 基于监督学习的分类器自适应融合方法 [J]. 传感技术学报, 2022, 35 (2): 195-201.