

基于奇异值分解的航空遥感图像 小目标提取方法

申晓平

(常州工业职业技术学院, 江苏 常州 213000)

摘要: 针对航空遥感图像中小目标提取受低秩噪声干扰导致的精度下降和漏检问题, 提出了一种基于奇异值分解的提取方法; 该方法利用奇异值分解准则, 结合不均匀变化奇异值特征向量, 有效提取小目标并计算奇异值变换能量增益; 在此基础上, 构建信号空间杂波的协方差矩阵, 以反映信号分布及信号间联系; 通过奇异值分解矩阵, 避免计算杂波协方差矩阵的影响, 准确反映小目标的形状、大小、纹理等信息; 进一步分解图像矩阵, 获取行列像素强度信息, 并通过正交矩阵分解和重建图像矩阵, 实现图像压缩; 将图像分为分散、完全叠加和部分叠加目标三部分, 计算其能量衰减倍数, 完成小目标提取; 实验结果显示, 该技术具有高召回率和准确率, 船类小目标最大漏检量为 4 只, 验证了其精准高效的提取效果。

关键词: 奇异值分解; 航空遥感图像; 小目标提取; 能量衰减倍数

Small Target Extraction Method for Aerial Remote Sensing Images Based on Singular Value Decomposition

SHEN Xiaoping

(Changzhou Vocational Institute of Industry Technology, Changzhou 213000, China)

Abstract: To address the accuracy reduction and miss detection caused by low-rank noise interference in the small target extraction of airborne remote sensing images, a extraction method based on singular value decomposition is proposed. This method utilizes singular value decomposition criteria, combined with unevenly changing singular value eigenvectors, to effectively extract small targets and calculate the energy gain of singular value transformation. Based on this, the covariance matrix of clutter in signal space is constructed to reflect the distribution of signals and the connection between signals. Through the singular value decomposition of the matrix, the impact of calculating the clutter covariance matrix is avoided, accurately reflecting the shape, size, texture, and other information of small targets. Furthermore, the image matrix is decomposed to obtain the intensity information of row and column pixels, and the image matrix is compressed through the orthogonal matrix decomposition and reconstruction. The image is divided into three parts: dispersed, completely superimposed, and partially superimposed targets, and the energy attenuation factor is calculated to achieve the extraction of small targets. Experimental results show that this technique has high recall rate and accuracy, with a maximum miss detection of 4 for ship-like small targets, validating its precise and efficient extraction.

Keywords: singular value decomposition; aerial remote sensing images; small object extraction; energy attenuation factor

0 引言

航空遥感图像小目标提取是遥感图像处理中的重要研究方向, 对于地物分类、变化提取、军事侦察等领域具有广泛的应用价值。然而, 由于小目标在遥感图像中呈现出面积小、对比度低、纹理信息不明显等特点, 使得小目标提取的准确性和可靠性成为遥感图像处理领域的一个技术难题。为了解决这一问题, 研究者们提出了各种方法。

冯号等人^[1]提出了基于改进 YOLOv3 的遥感图像小目标提取方法, 通过图像去噪、锐化等操作, 增强小目标的对比度和清晰度。引入改进 YOLOv3 算法, 提取更精细的

网络结构。结合非极大值抑制技术, 以去除多余提取框, 提高小目标提取准确性。该方法在一些密集小目标密集的情况下, 仍然存在一定的漏检问题, 影响小目标提取的召回率。刘旭伦等人^[2]提出了稀疏掩模 Transformer 的提取方法, 通过使用稀疏掩模技术对遥感图像进行特征提取, 得到图像的稀疏表示, 将图像中的非目标区域进行抑制, 从而突出目标区域。将提取出的稀疏表示输入到 Transformer 网络中, 利用自注意力机制对图像中的目标区域进行进一步聚焦和精细定位。该方法受到图像噪声、复杂背景和目標形状变化等因素的影响, 导致定位结果不准确。马梁等

收稿日期: 2024-03-05; 修回日期: 2024-04-24。

作者简介: 申晓平(1980-), 女, 硕士研究生, 讲师。

引用格式: 申晓平. 基于奇异值分解的航空遥感图像小目标提取方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(9): 262-268.

人^[3]提出了多尺度特征融合的提取方法，从多尺度（纹理、形状和色彩）角度出发，研究多尺度图像的纹理、形状和色彩等多尺度特征，反映图像在不同空间分辨率下的信息。通过融合不同尺度的特征，得到多尺度特征表示，获得更丰富的图像信息，将融合后的特征输入到分类器中，对图像中的小目标进行分类和定位。该方法该对小目标的分类和定位有一定的限制性，导致定位结果不准确。

因此，研究一种具有较强自适应能力和泛化能力的小目标提取方法具有重要的理论和应用价值，为此提出了基于奇异值分解的航空遥感图像小目标提取技术。

1 航空遥感图像奇异值分解

航空遥感图像小目标提取过程中，常常会受到低秩噪声的影响，导致图像的重要特征不明显，给小目标的提取带来困难^[4]。低秩噪声通常是指图像中那些灰度值较低、分布较为集中的像素群，它们是由于传感器、传输渠道或图像处理过程中的一些噪声或干扰而产生的。这种噪声会影响图像的质量，使得图像的重要特征变得模糊不清，对于小目标的提取尤为不利^[5]。在航空遥感图像中，由于低秩噪声的影响，小目标的边缘变得模糊，纹理变得混乱，颜色变得不纯，这些问题都会增加小目标提取的难度。此外，低秩噪声还可能干扰到图像预处理阶段的去噪、增强等操作，使得小目标的特征更加难以提取。

因此，在航空遥感图像小目标提取过程中，需要采取有效的方法来抑制低秩噪声的影响^[6]。为了解决这个问题，引入了奇异值分解（SVD）方法，利用其强大的降维和特征提取能力来处理航空遥感图像。奇异值分解是一种线性代数技术，其原理是将一个矩阵分解为 3 个部分：左奇异向量矩阵、奇异值矩阵和右奇异向量矩阵。其中，奇异值矩阵是一个对角矩阵，对角线上的元素即为奇异值。这些奇异值能够反映原矩阵的重要特征，因为它们包含了图像中的主要信息和结构。通过保留主要的奇异值和对应的特征向量，可以去除噪声和次要信息，从而得到一个降维的、更纯净的图像。奇异值分解原理如图 1 所示。

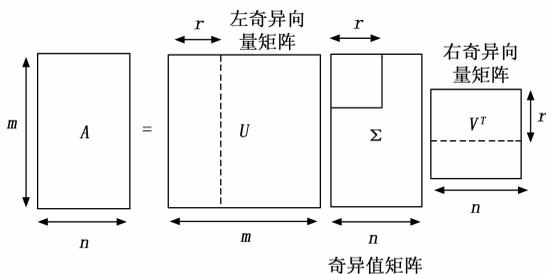


图 1 奇异值分解原理

通过对航空遥感图像进行奇异值分解，并通过抑制低秩噪声和保留重要结构信息，从而有效去噪，提高图像的质量和清晰度，从而更准确地提取出小目标。随着目标图像的亮度和大小的变化，图像中的奇异性也会发生非均匀

性的变化。因此，依据奇异值分解准则，结合不均匀变化奇异值特征向量提取小目标。

假设 a_i 为航空遥感图像小目标的奇异值特征向量，由此计算标准化后的奇异值 a'_i ，公式为：

$$a'_i = \frac{a_i - c_i}{\delta_i} \tag{1}$$

公式（1）中， c_i 表示均值； δ_i 表示标准差，该公式构建的目的就是将奇异值变换到同一范围内^[7-8]。奇异值 a'_i 相对于 a'_{i+1} 能量增益 Δz_i ，可用如下公式表示：

$$\Delta z_i = a'_i - a'_{i+1} \tag{2}$$

设定一个阈值 β ，若 $\Delta z_i > \beta$ ，则表示第 i 帧图像中的奇异值发生了很大起伏，则表示该图像有不正常现象^[9]。

当航空遥感图像存在异常时，说明当前图像小目标提取面临的主要阻碍包括图像中存在的大量噪声和复杂的背景，这使得小目标在图像中往往难以清晰识别和精准提取^[10]。为了解决这个问题，引入了信号空间杂波的协方差，该差值能够提高目标信噪比，并有效降低背景噪声对小目标提取的干扰。

当在给定信号空间中，信号空间杂波的协方差矩阵估计结果 s 可表示为：

$$s = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i x_i^T \tag{3}$$

公式（3）中， m 表示距离单元个数； $x_i^{A \times 1}$ 表示第 i 个能量增益的信号^[11-12]。

在奇异值分解过程中，由于杂波的存在，分解结果往往存在误差，而这种误差会对矩阵的奇异值分解产生影响。因此，在进行信号空间杂波的协方差矩阵估计时，需要尽可能地减小误差，以提高奇异值分解的准确性。协方差矩阵是一种描述信号空间中各个信号之间相关性的矩阵，它可以反映信号的分布情况以及不同信号之间的联系。在信号处理过程中，用奇异性分解法可以得到信号空间中的特征向量和奇异向量，这些向量可以反映信号的某些重要特性。

对该矩阵进行奇异值分解，可表示为：

$$s_{SVD} = c_i c_r^T \tag{4}$$

公式（4）中， s_{SVD} 表示奇异值分解结果； c_i 表示左奇异向量； c_r 表示右奇异向量^[13-14]。

用这种方法得到的正交投影算子可以直接用杂波的协方差矩阵来代替，从而可以对它作进一步的奇异值分解，这样就可以避免由于杂波的协方差矩阵的计算而产生的误差，并能准确地反映出小目标的形状、大小和纹理等信息。

2 基于奇异值分解的图像小目标提取

根据航空遥感图像的奇异值分解结果，可以较好地体现图像形状、尺寸和纹理等重要信息。通过对图像灰度信息进行奇异值分解，得到一种新的图像矩阵表示形式。在此基础上，选择新的基矢量进行图像重构，并计算能量衰减倍数，实现了航空遥感图像小目标的提取。这种基于奇

异值分解的方法能捕捉目标的关键特征和细节信息,准确揭示目标的形状、尺寸和纹理特征。通过计算能量衰减倍数,能在不同目标分布情况下有效提取小目标。该方法在航空遥感图像处理中具有重要的应用价值,可以提高小目标提取的准确性和可靠性,为相关领域的应用和决策提供更可靠、准确的数据基础。

2.1 基于奇异值分解的图像矩阵重建

在数字图像处理中,图像矩阵的重建是一项关键任务。然而,传统的图像重建方法常常需要复杂的计算和大量的存储空间。为了应对这个问题,提出了一种基于奇异值分解的图像矩阵重建方法,该方法能够在减少存储空间和计算复杂度的同时,去除噪声和冗余信息,实现高效的图像重建。该方法通过对原始图像进行奇异值分解,得到奇异值、左奇异向量和右奇异向量,并根据预设的重建阈值进行适当截断和修正。然后,利用保留的重要奇异值和相应的奇异向量,重构出近似的图像矩阵。这种基于奇异值的图像矩阵重建方法减少了存储空间和计算复杂度,同时去除了噪声和冗余信息,实现了高效的图像重建。通过该方法,可以提高重建图像的质量和清晰度,具有重要的实用价值。

设 W 表示 r 个 j 维的向量,通过奇异值分解表示为 $r + j$ 个 d 维的向量。当 W 的秩比 r 、 j 小的多时,利用奇异值分解可以使其维数大幅度下降。为此,提出了一种基于奇异值分解的图像压缩方法,该方法通过对图像的奇异值进行分解,并选择相应的左、右两个奇异矢量来重建图像矩阵。

对 $r \cdot j$ 个像素的图像矩阵 A ,假设图像矩阵 A 对于实矩阵共轭换位有相同的作用,奇异值按由大到小的顺序排列^[15]。结合公式(4),将图像矩阵 A 进行奇异值分解,可表示为:

$$A = s_{\text{svd}} B G H^{\wedge} T \quad (5)$$

公式(5)中, B 表示 $r \cdot r$ 的正交矩阵,能够反映图像中行的信息^[16]; G 表示 $r \cdot j$ 的矩阵,其对角线上元素是图像矩阵 A 的奇异值,能够反映图像中每个像素强度信息^[17]; $H^{\wedge} T$ 表示 $j \cdot j$ 的正交矩阵,能够反映图像中列的信息^[18]。

对正交矩阵分解,如图2所示。

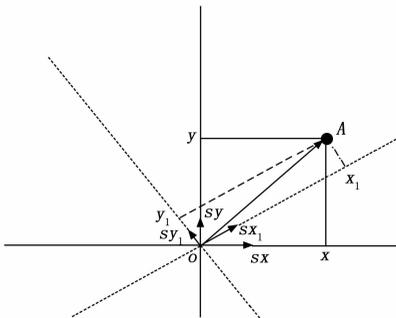


图2 正交矩阵分解

假设在 $x-y$ 二维坐标系中存在向量 OA ,对 OA 向量进行奇异值分解,可得到3个信息,一是投影方向单元矢量 s_x 和 s_y ,二是长度投影 x_A 和 y_A ,三是矢量投影 s_{x_1} 和 s_{y_1} 。正交变换是一种线性变换过程,它可以通过保留向量之间的角度和长度关系,将向量空间从一个基变换到另一个基^[19]。根据选择新的基向量组,可构造一个变换矩阵,使得这个矩阵可以表示原始基向量和新基向量之间的关系。利用变换矩阵,将原始空间中的向量变换到新的基向量组所表示的空间中。如果需要将变换后的向量再转换回原始空间,可以使用逆变换矩阵来实现。

根据奇异值分解正交矩阵的结果,获取 B 、 G 和 $H^{\wedge} T$ 三个矩阵。将 B 矩阵和 $H^{\wedge} T$ 矩阵进行转置,使得 $B^{\wedge} T$ 和 H 的行数与原始图像矩阵 A 的行数和列数相同。将 $B^{\wedge} T$ 矩阵、 G 矩阵和 H 矩阵相乘,得到一个与原始图像矩阵 A 形状相同的矩阵,可表示为:

$$A' = s_{\text{svd}} B^{\wedge} T G H \quad (6)$$

将得到的矩阵进行适当的调整(如将像素值范围调整为 $0 \sim 255$),即可得到重建后的图像矩阵。通过分析该特征向量矩阵,可以提取出图像中的重要特征信息。具体来说,如果某个特征向量的模比较大,即对应的特征值较大,那么这个特征向量所代表的特征就可以被认为是图像中的重要特征^[20]。这些特征包括图像中的边缘、角点、纹理等关键信息。奇异值分解还具有较好的鲁棒性,它可以有效地抑制噪声和异常值对分解结果的影响。这一特点使得奇异值分解在处理实际图像时具有较高的实用价值,尤其是对于那些存在大量噪声和异常值的遥感图像处理任务来说,奇异值分解可以提供更加准确和可靠的处理结果。

2.2 基于重建图像矩阵的小目标提取

通过对 G 进行分析,可以发现其中包含了大量的零值和较小的非零值,这些较小的非零值对应于图像中的噪声和小目标。因此,可以利用奇异值分解结果中的非零奇异值来提取航空遥感图像中的小目标。在此基础上,提出了一种新的图像处理方法,即通过设置一定阈值,将超过该阈值的像素作为小目标来处理。

图像在获取、传输和处理过程中容易受到噪声的干扰,这些噪声可能包括高斯噪声、椒盐噪声等。这些噪声往往会影响小目标的提取效果,使得小目标在图像中变得模糊或者难以识别。当图像的分辨率较低时,小目标在图像中可能不够清晰,难以被提取和识别。同时,低分辨率图像也更容易受到噪声的干扰,进一步影响小目标的提取效果。由于小目标的尺寸较小,其特征往往不够明显,这给提取算法带来了很大的挑战。尤其是在复杂背景和噪声干扰下,小目标的特征往往会被掩盖,难以被提取和识别。为此,需要对图像压缩。

图像压缩比是指图像经过压缩后,相对于原始图像的压缩比例。图像压缩可以减少图像的数据量,从而方便存储和传输。对于图像小目标提取,如果图像的压缩比过高,

可能会影响小目标的提取效果。因为过度压缩会损失图像中的细节信息，使得小目标在解压缩后的图像中可能变得模糊或不可见。因此，在进行图像小目标提取之前，需要进行适当压缩处理，以在保证图像质量的同时，尽可能地减小图像的体积。图像压缩过程如图 3 所示。

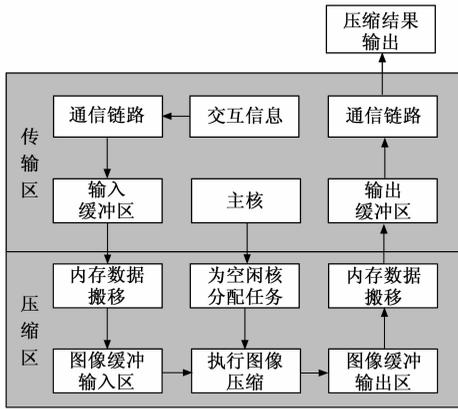


图 3 图像压缩过程

将原始图像矩阵 A' 按照奇异性大小由大到小选取 l 个奇异值，并分别与之相对应的左右奇异向量进行重建。当 $l \geq d$ 时，说明航空遥感图像被无损压缩；当 $l < d$ 时，说明航空遥感图像被有损压缩。基于此，使用 $l(r+j+1)$ 代替原来 $r \cdot j$ 个图像数据，此时 $l(r+j+1)$ 个数据分别是原始图像矩阵 A' 的前 l 个奇异值，由此计算图像压缩比：

$$I = \frac{r \cdot j}{l(r+j+1)} \quad (7)$$

在传输图像过程中，无须传输 $r \cdot j$ 个像素数据，只需传输 $l(r+j+1)$ 个有关奇异值数据即可。

通过上述处理结果有效减小了图像体积，尽可能保留图像小目标的细节信息。假设图像初始值所有像素值均为 0，根据能量增益 $\Delta \approx_i$ 变化情况，计算航空遥感图像小目标像素，公式为：

$$f_i(x,y) = \begin{cases} f_i^o(x,y) + f_i^b(x,y) \\ If_i^b(x,y) \\ (x,y) \notin U_i \end{cases} \quad (8)$$

公式 (8) 中， (x,y) 表示像素位置； $f_i^o(x,y)$ 、 $f_i^b(x,y)$ 分别表示第 i 帧图像小目标和噪声在该位置处的灰度值； U_i 表示像素位置集合。

小目标在遥感图像中往往呈现出较小的尺寸和较低的对比度，这给提取和识别带来了很大的难度。在图像重建过程中，会导致能量衰减的问题。这种现象会导致目标的边缘区域出现能量衰减，使得目标变得模糊或者不可见。当图像的能量衰减较为严重时，小目标的局部特征可能会受到较大的影响，使得提取算法难以准确识别小目标。因此，在进行航空遥感图像小目标提取时，需要考虑到小目标图像重建的能量衰减问题，采取相应的处理措施来减小

其影响。

将小目标图像重建的能量衰减分为 3 个部分，分别是分散目标能量衰减、完全叠加目标能量衰减、部分叠加目标能量衰减。

在分散情况、目标交叠程度为 0 的情况下，图像重建能量计算公式为：

$$Q_n = \sum_{(x,y) \in U_i} \frac{1}{n} \cdot f_i(x,y) \quad (9)$$

公式 (9) 中， n 表示随机变量个数。该部分下的能量衰减倍数，计算公式为：

$$p = \frac{Q_1}{Q_n} = n \quad (10)$$

在完全重叠、目标交叠程度为 1 的情况下，图像重建能量计算公式为：

$$Q'_n = \sum_{(x,y) \in U_i} \frac{1}{n} \cdot \left(\sum_{i=1}^n f_i^b(x,y) \right)^2 \quad (11)$$

公式 (11) 中， n 表示随机变量个数。该部分下的能量衰减倍数，计算公式为：

$$p' = \frac{Q'_1}{Q'_n} = 1 \quad (12)$$

在部分重叠、目标交叠程度小于 1/2 和大于 1/2 的情况下，图像重建能量计算公式为：

$$Q''_n = \begin{cases} \frac{(t+2)n-2}{tn^2} \cdot [f_i^b(x,y)]^2 \\ \frac{3nt-t^2+1}{3n^2} \cdot [f_i^b(x,y)]^2 & \mu < \frac{1}{2} \\ \mu > \frac{1}{2} \end{cases} \quad (13)$$

公式 (13) 中， t 表示能量衰减时间。该部分下的能量衰减倍数，计算公式为：

$$p'' = \begin{cases} \frac{Q''_1}{Q''_n} = \frac{tn^2}{(t+2)n-2} \\ \frac{Q''_1}{Q''_n} = \frac{3n^2}{3nt-t^2+1} & \mu < \frac{1}{2} \\ \mu > \frac{1}{2} \end{cases} \quad (14)$$

图像中目标交叠程度从大到小时，重建图像的能量衰减系数从小逐渐增大。当两个目标之间的交叠程度较高时，重建图像的能量衰减率会降低；相反，当目标间的交叠程度较低时，重建图像会出现较大的能量衰减。在此基础上，在多帧累积的情况下，重建图像中的目标能量保持不变，目标能量衰减倍数为 1，此时的目标重叠度为 1；重建图像中的目标能量衰减倍数介于 1~ n 之间，此时的目标重叠度小于 1。

通过分析可以发现，在迭代次数超过 10 次后，重建图像中的噪音能量衰减率高于目标，这说明多帧累积后，重建图像中的噪音会因互相抵消而导致的能量衰减速度超过目标能量的衰减速度。设置分散目标能量衰减倍数、完全叠加目标能量衰减倍数、部分叠加目标能量衰减倍数阈值

分别为 $\vartheta_1, \vartheta_2, \vartheta_3$ ，将 p, p', p'' 与阈值对比。在分散目标下，当 $p > \vartheta_1$ 时，说明该部分能量下的信号图像为小目标；在完全叠加目标下，当 $p' > \vartheta_2$ 时，说明该部分能量下的信号图像为小目标；在部分叠加目标下，当 $p'' > \vartheta_3$ 时，说明该部分能量下的信号图像为小目标。

3 实验分析

为了验证基于奇异值分解的航空遥感图像小目标提取技术研究的合理性，在设定实验平台上输入相关指令，确保实验过程的稳定性以及实验结果的合理性。选取多源遥感影像 (DOTA) 数据集，设定实验评价指标，将 PR 曲线和漏检量作为实验参量展开实验对比分析。

3.1 实验平台

以 Ubuntu 18.04 为实验平台，选择一个可以支持 2 片 GeForce RTX 2080 SUPER 的服务器或工作站，确保该服务器或工作站的 CPU 至少是 6 核心或以上，内存至少为 16 GB，对航空遥感图像小目标提取技术进行验证。Ubuntu 18.04 实验平台结构，如图 4 所示。

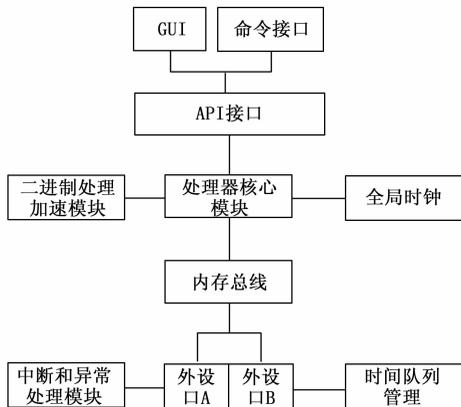


图 4 Ubuntu 18.04 实验平台结构

Ubuntu 18.04 是一个长期支持的 Linux 发行版，具有很好的稳定性和兼容性，适合用于构建需要长时间运行和持续维护的实验环境。Ubuntu 18.04 支持多 GPU 并行计算，这使得在处理大规模的遥感图像数据时能够充分利用硬件资源，也为构建和管理实验环境提供方便的 Docker 和 Singularity 资源管理工具，还可以确保实验平台的稳定性和可靠性，避免因操作系统问题导致的意外停机和数据丢失等问题。

3.2 航空图像数据集准备

以航空遥感图像为研究对象，在多源遥感影像 (DOTA) 采集了 3 520 张 (4 000 * 4 000) 张航空遥感图像，其中包括不同尺度、方向、形状等多种尺度的对象。在此基础上，对 DOTA 图像中的公共目标类进行标注，得到完整标注的 DOTA 图像共有 202 135 个样本，每一个样本上都有一个随机的 4 个点标记。实验中设置目标大小阈值为 10×10 px，初始学习率设置为 0.001，并在每个迭代

周期内进行更新，批量大小设置为 16。在小目标提取过程中，由于引力的作用，目标的位置往往是朝上的，而航空遥感图像中的对象往往是以任意状态出现的，如图 5 所示。

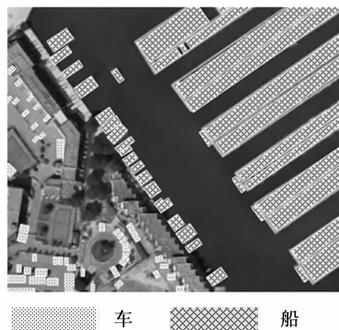


图 5 航空遥感图像

从图 5 可以看出，在航空遥感图像中有很多小型物件的例子，例如港口内的船舶，以及停在停车场的汽车。另外，在航空遥感图像中目标发生的频次极不均衡，如某些小尺度 ($1\ 000 \times 1\ 000$ px) 影像中含有 1 900 个图像样本，而大尺度 ($4\ 000 \times 4\ 000$ px) 影像中则只含有少量图像样本。

在航空遥感图像中物体往往呈现出不同的姿态，其中不乏纵横比例很大的例子，如一座大桥。目前，针对小目标提取的研究仍面临着样本偏好问题，即整体样本的泛化能力较差。为此，对不同类别的对象进行注释。

在计算机视觉中，区域说明、对象、属性、关系等都可以用带注解的框架来描述，而对于框架的普适描述通常是 (x, y, d, h) ，其中 (x, y) 代表位置， (d, h) 是边框的宽度和高度。对于不具有特定范围的对象，可以通过此方法进行适当的注解。然而，在航空图像中，文字与目标用此方法标注的边框无法准确、紧密地贴合目标的外形。针对该问题，提出了一种基于角度边框的标注方法。即 (x, y, d, h, θ) ，其中 θ 表示相对于水平方向的夹持角。

针对航空图像中目标的复杂性，采用任意矩形包围盒来描述，可将其表示为 $\{(x_j, y_j), j = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8\}$ ，其中 j 表示矩形包围盒的顶点。为了保证训练样本与测试样本的分布基本一致，从两个样本中随机选取 1/6 作为验证集，1/3 作为测试集。

3.3 评价指标

召回率是指提取算法正确提取到的小目标数量占所有目标数量的比例，反映了算法的提取能力；准确率是指提取算法正确提取到的小目标数量占所有被提取出来的小目标数量的比例，反映了算法的误检能力。在实验中，通过调整算法的参数，可以平衡召回率和准确率，以获得更好的提取效果。

采取的评价指标为召回率和准确率，可表示为：

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (15)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (16)$$

上述公式中, TP 表示判别结果为正例的数据; FN 表示未能判别出的正例数据; FP 表示误判的负例的数据。

召回率和准确率是评估提取算法性能的重要指标, 可以反映算法对小目标的提取能力。由于准确率与召回率相互限制, 所以采用使二者达到均衡的 PR 曲线来表示小目标提取效果。如果召回率较低, 说明算法对小目标的提取能力有待提高; 如果准确率较低, 说明算法的误检较多, 通过比较不同算法在召回率和准确率方面的表现, 可以对不同提取方法的性能进行比较。

3.4 实验结果与分析

将基于改进 YOLOv3 的遥感图像小目标提取方法、基于稀疏掩模 Transformer 的遥感图像小目标提取方法、基于多尺度特征融合的遥感图像小目标提取方法与基于奇异值分解小目标提取方法的提取效果对比分析。

基于改进 YOLOv3 的遥感图像小目标提取方法参数设置: 使用 Darknet-53 作为特征提取网络, 设置初始学习率为 0.001, 批量大小为 16, 迭代周期为 50。

实现过程: 首先, 对遥感图像进行预处理, 包括缩放和归一化。然后, 将处理后的图像输入到 Darknet-53 网络中提取特征。利用 YOLOv3 的多尺度预测机制, 在不同尺度的特征图上检测小目标。最后, 通过非极大值抑制 (NMS) 过滤冗余的检测结果。

基于稀疏掩模 Transformer 的遥感图像小目标提取方法参数设置: 使用预训练的 Transformer 模型作为特征提取器, 设置稀疏掩模的比例为 0.3, 学习率为 0.0001, 批量大小为 8, 迭代周期为 30。

实现过程: 首先, 将遥感图像划分为多个小块, 并将这些小块输入到 Transformer 模型中。然后, 利用稀疏掩模机制, 选择性地关注与目标相关的特征区域。通过 Transformer 的自注意力机制, 捕捉不同特征之间的关联。最后, 利用分类器和回归器输出目标的类别和位置信息。

基于多尺度特征融合的遥感图像小目标提取方法参数设置: 使用 ResNet 等作为基础网络, 设置多尺度融合层数为 3, 学习率为 0.001, 批量大小为 32, 迭代周期为 100。

实现过程: 首先, 通过基础网络提取遥感图像的多尺度特征图。然后, 将这些特征图进行上采样或下采样, 使其具有相同的空间分辨率。通过逐元素相加或拼接的方式将不同尺度的特征图进行融合。最后, 利用融合后的特征图进行目标检测。

对于“车、船”小目标, 使用不同方法绘制 PR 曲线, 绘制结果如图 6 所示。

由图 6 (a) 可知, 使用改进 YOLOv3 提取方法 PR 曲线与坐标系对角线相交于点 (0.58, 0.58), 说明该方法提取“车”小目标的召回率为 0.58, 准确率为 0.58; 使用稀疏掩模 Transformer 提取方法 PR 曲线与坐标系对角线相交

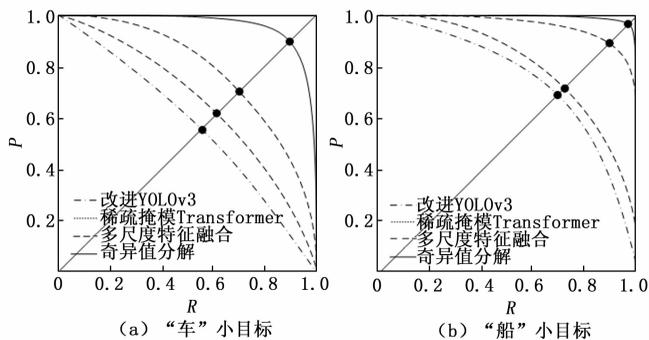


图6 不同方法 PR 曲线绘制结果对比分析

于点 (0.63, 0.63), 说明该方法提取“车”小目标的召回率为 0.63, 准确率为 0.63; 使用多尺度特征融合提取方法 PR 曲线与坐标系对角线相交于点 (0.72, 0.72), 说明该方法提取“车”小目标的召回率为 0.72, 准确率为 0.72; 使用奇异值分解提取方法 PR 曲线与坐标系对角线相交于点 (0.9, 0.9), 说明该方法提取“车”小目标的召回率为 0.9, 准确率为 0.9。

由图 6 (b) 可知, 使用奇异值分解提取方法 PR 曲线与改进 YOLOv3、稀疏掩模 Transformer、多尺度特征融合提取方法相比, 更接近于 (1.0, 1.0) 的点。其中使用改进 YOLOv3、稀疏掩模 Transformer、多尺度特征融合提取方法 PR 曲线与坐标系对角线分别相交于点 (0.69, 0.69)、(0.71, 0.71)、(0.9, 0.9), 而使用奇异值分解提取方法 PR 曲线与坐标系对角线相交于点 (0.98, 0.98), 说明该方法提取“船”小目标的召回率为 0.98, 准确率为 0.98。

通过上述对比结果可知, 使用所研究技术对于“车、船”小目标提取召回率、准确率相比于其他方法均较高, 说明使用该方法具有精准提取效果。

为了进一步验证所研究技术具有更精准提取效果, 对比分析不同方法的漏检情况, 如图 7 所示。

由图 7 (a) 可知, 使用改进 YOLOv3 提取方法“车”小目标漏检量大于其余方法, 其在航拍图像覆盖地区实际面积为 600 m²、700 m² 时, 漏检量达到最大, 即 8 辆; 其次是稀疏掩模 Transformer 提取方法, 其在航拍图像覆盖地区实际面积为 700 m² 时, 漏检量达到最大, 即 7 辆; 之后是多尺度特征融合提取方法, 其在航拍图像覆盖地区实际面积为 700 m² 时, 漏检量达到最大, 即 6 辆; 基于奇异值分解小目标提取方法, 在航拍图像覆盖地区实际面积为 100 m²、200 m² 时, 漏检量为 0, 在航拍图像覆盖地区实际面积为 700 m² 时, 漏检量达到最大, 即 3 辆。

由图 7 (b) 可知, 使用改进 YOLOv3 提取方法随着航拍图像覆盖地区实际面积增大, 漏检量也随之增加, 在面积为 700 m² 时, 漏检量达到最大, 即 14 只; 使用稀疏掩模 Transformer 提取方法, 随着航拍图像覆盖地区实际面积增大, 漏检量也随之增加, 超越了改进 YOLOv3 提取方法,

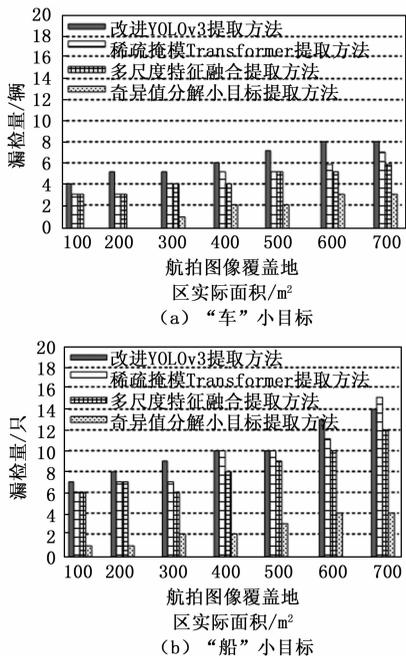


图 7 不同方法漏检量对比分析

在面积为 700 m² 时，漏检量达到最大，即 13 只；使用多尺度特征融合提取方法，随着航拍图像覆盖地区实际面积增大，漏检量也随之增加，在面积为 700 m² 时，漏检量达到最大，即 15 只；使用奇异值分解小目标提取方法“船”小目标漏检量最小，在面积为 700 m² 时，漏检量达到最大，即 4 只。

通过上述对比结果可知，使用所研究技术对于“车、船”小目标漏检量相比于其他方法要小，说明使用该方法具有高效提取效果。

4 结束语

在遥感图像处理中，小目标提取一直是具有挑战性的问题，传统方法受到噪声和背景复杂度等因素的限制，难以实现准确和鲁棒的提取。为了解决这个问题，提出了一种基于奇异值分解的航空遥感图像小目标提取方法。该方法通过将图像转化为正交矩阵来突出小目标的存在，并通过正交矩阵进行分析和处理来提取小目标信息。实验证明，该方法在各种航空遥感图像中都能够取得良好的效果。相比传统方法，该方法具有降噪能力强、背景抑制强、计算效率高和鲁棒性好的优势。这种基于奇异值分解的航空遥感图像小目标提取方法将有助于提高小目标的识别精度和可靠性，为相关应用和决策提供准确可靠的数据基础。

参考文献:

[1] 冯号, 黄朝兵, 文元桥. 基于改进 YOLOv3 的遥感图像小目标检测 [J]. 计算机应用, 2022, 42 (12): 3723-3732.
 [2] 刘旭伦, 马时平, 何林远, 等. 基于稀疏掩模 Transformer 的遥感图像目标检测方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59 (22): 345-352.

[3] 马梁, 荀于涛, 雷涛, 等. 基于多尺度特征融合的遥感图像小目标检测 [J]. 光电工程, 2022, 49 (4): 49-65.
 [4] 时艳玲, 王磊, 李君豪. 基于投影空间下奇异值分解的海面小目标 CFAR 检测 [J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44 (2): 512-519.
 [5] 王凯, 王伟, 蒋志伟. 基于改进 YOLO 模型的遥感小目标检测 [J]. 电光与控制, 2023, 30 (6): 60-64.
 [6] 徐小东, 朱慧, 郝忻, 等. 基于视觉对比度机制的红外双极性小目标检测方法 [J]. 传感技术学报, 2021, 34 (5): 596-603.
 [7] 张毅, 田喆文, 王艺霖, 等. 基于 EOSHHO-SIFT 的混合域鲁棒图像水印算法 [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (10): 263-268.
 [8] 杨钧智, 吴金亮, 智军. 基于多尺度圆周频率滤波与卷积神经网络的遥感图像飞机目标检测方法研究 [J]. 电子与信息学报, 2021, 43 (5): 1397-1404.
 [9] 王艳辉, 张福泉, 邹静, 等. 基于改进卷积神经网络的遥感图像目标检测方法 [J]. 南京理工大学学报, 2023, 47 (3): 330-336.
 [10] 刁腾彦, 袁丽华, 王树鹏. 基于局部对比度的自适应 Top-Hat 红外小目标检测 [J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60 (16): 372-384.
 [11] 斯佳成, 邓红超. 基于声呐历程累积图像的弱回波目标检测方法 [J]. 声学技术, 2022, 41 (1): 144-148.
 [12] 曹亚明, 肖奇, 杨震. 仿真图像作为模板的遥感影像小目标检测方法 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (17): 111-119.
 [13] 赵秀峰, 魏伟一, 陈金寿, 等. 基于自适应四元数奇异值分解的图像拼接检测 [J]. 计算机工程, 2022, 48 (4): 223-230.
 [14] 王亚平, 周裕丰, 张宝华. 基于去雾增强和张量恢复的红外小目标检测 [J]. 红外与激光工程, 2022, 51 (4): 429-437.
 [15] 成宝芝, 杨桂花, 王凤娣, 等. 基于低秩张量分解的高光谱 RX 异常目标检测算法 [J]. 光学技术, 2022, 48 (3): 379-384.
 [16] 杨钧智, 吴金亮, 智军. 基于多尺度圆周频率滤波与卷积神经网络的遥感图像飞机目标检测方法研究 [J]. 电子与信息学报, 2021, 43 (5): 1397-1404.
 [17] 戚连刚, 申振恒, 王亚妮, 等. 基于周期截断数据矩阵奇异值分解的干扰抑制技术 [J]. 电子与信息学报, 2022, 44 (6): 2143-2150.
 [18] 王友伟, 郭颖, 邵香迎. 基于改进级联算法的遥感图像目标检测 [J]. 光学学报, 2022, 42 (24): 203-211.
 [19] 薛俊达, 朱家佳, 张静, 等. 基于 FFC-SSD 模型的光学遥感图像目标检测 [J]. 光学学报, 2022, 42 (12): 138-148.
 [20] 高晔, 郭松宜, 匡向阳. 基于残差收缩网络的遥感图像目标检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (17): 93-100.