北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法

赵雨诺 张长春 张军国

Cross-domain recognition methods of forest fire smoke images based on domain adversarial network

Zhao Yunuo, Zhang Changchun, Zhang Junguo

引用本文:
赵雨诺, 张长春, 张军国. 基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(6):130–140. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250006
Zhao Yunuo, Zhang Changchun, Zhang Junguo. Cross–domain recognition methods of forest fire smoke images based on domain adversarial network[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(6):130–140. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250006

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250006

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于多特征融合和CNN模型的树种图像识别研究
Image recognition of tree species based on multi feature fusion and CNN model
北京林业大学学报, 2019, 41(11): 76–86. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180366

基于深度学习的5种树皮纹理图像识别研究
Research on image recognition of five bark texture images based on deep learning
北京林业大学学报, 2019, 41(4): 146–154. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180242

基于视频区域动态特征的林火烟雾检测技术研究
Research on forest fire smoke detection technology based on video region dynamic features
北京林业大学学报, 2021, 43(1): 10–19. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200049

基于Chirplet语图特征和深度学习的鸟类物种识别方法
Bird species recognition method based on Chirplet spectrogram feature and deep learning
北京林业大学学报, 2018, 40(3): 122–127. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20180008

基于Sparse–DenseNet模型的森林火灾识别研究
Forest fire identification based on Sparse–DenseNet model
北京林业大学学报, 2020, 42(10): 36–44. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20190371

基于地形匹配的图像烟火定位方法研究
Smoke and fire positioning method in the image based on terrain profile matching
北京林业大学学报, 2018, 40(6): 19–29. https://doi.org/10.13332/j.1000–1522.20170439

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250006

基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法

赵雨诺　张长春　张军国
（北京林业大学工学院，林木资源高效生产全国重点实验室，林业装备与自动化国家林业和草原局重点实验室，北京 100083）

摘要:【目的】针对林火烟雾图像识别中因时空场景差异引起的域偏移问题，本研究提出一种基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法。该方法旨在解决现有技术在跨域场景下识别性能不足的问题，特别是在复杂背景和不同环境条件下的应用挑战，为复杂环境下的森林火灾监测提供技术支撑。**【方法】**首先，本研究方法在训练阶段引入了条件对抗学习机制，利用林火烟雾图像的类别信息构建条件约束网络，增强模型对跨域特征的适应能力。然后，设计域不变特征提取模块和跨域特征对齐模块。在域不变特征提取模块中，采用预训练的 ResNet50 作为基础架构，生成具有判别性的域不变特征，解决跨域场景下的特征分布差异问题。在跨域特征对齐模块中，融合最大均值差异度量和相关对齐约束，构建双重约束机制以优化特征空间分布。最终，通过融合条件对抗生成网络与跨域特征对齐模块，构建端到端的训练框架，实现林火烟雾图像的跨域高效识别。**【结果】**在相同实验条件下，本文所提方法在跨域林火烟雾数据集中平均识别准确率达 92.39%，较最优基线模型（LEAD）提升了 0.94 个百分点，且精确率、召回率和 F_1 值这 3 个关键指标分别达到了 89.67%、89.58% 和 89.54%，均显著优于现有的方法。这一结果充分验证了本方法对提升不同时空场景下林火烟雾识别性能方面的有效性。多场景泛化实验结果表明，在复杂气象的干扰下，该模型的识别性能仍较为稳定。**【结论】**综上所述，本文提出的基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法，有效提升了不同时空场景下林火烟雾图像的识别性能，展现了在复杂环境下的高鲁棒性。该方法为林火烟雾图像跨域识别研究提供了新的思路和解决方案，为相关领域的进一步探索提供了通用参考价值。

关键词：林火烟雾；图像识别；跨域识别；对抗学习；特征对齐；迁移学习
中图分类号：S762.3+2；TP753　**文献标志码：**A　**文章编号：**1000−1522(2025)06−0130−11
引文格式：赵雨诺，张长春，张军国. 基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法［J］. 北京林业大学学报，2025，47(6)：130−140. Zhao Yunuo, Zhang Changchun, Zhang Junguo. Cross-domain recognition methods of forest fire smoke images based on domain adversarial network［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(6): 130−140.

Cross-domain recognition methods of forest fire smoke images based on domain adversarial network

Zhao Yunuo　Zhang Changchun　Zhang Junguo
(School of Technology, Beijing Forestry University, State Key Laboratory of Efficient Production of Forest Resources, Key Laboratory of National Forestry and Grassland Administration on Forestry Equipment and Automation, Beijing 100083, China)

Abstract:［**Objective**］This study suggests a cross-domain identification technique for forest fire smoke photos based on domain adversarial networks in order to address the issue of domain shift caused by spatiotemporal scene changes in forest fire smoke image detection. The approach attempts to address the issue of current methods' inadequate recognition performance in cross-domain scenarios, particularly the difficulties in using them in complicated environments with varying backgrounds. It offers technical

收稿日期: 2025−01−09　**修回日期:** 2025−05−12
基金项目: 国家重点研发计划项目（SQ2023XAGG0065），中央高校优秀青年团队项目（QNTD202304）。
第一作者: 赵雨诺。主要研究方向：智慧林业与森林防火。Email: 18342819268@163.com　地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学工学院。
责任作者: 张长春，讲师。主要研究方向：人工智能与模式识别、迁移学习。Email: zhangchangchun@bjfu.edu.cn　地址：同上。张军国，教授。主要研究方向：图像处理以及深度学习、林草生态智慧监测。Email: zhangjunguo@bjfu.edu.cn　地址：同上。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn; http://journal.bjfu.edu.cn

assistance for monitoring forest fires in intricate settings. [**Method**] Firstly, this study introduced a conditional adversarial learning mechanism in training stage, which utilized the category information of forest fire smoke images to construct a conditional constraint network and enhanced the model's ability to adapt to cross-domain features. Then, the domain invariant feature extraction module and the cross-domain feature alignment module were designed. In the domain-invariant feature extraction module, the pre-trained ResNet50 was used as infrastructure to generate discriminative domain-invariant features to solve the problem of feature distribution differences in cross-domain scenarios. In the cross-domain feature alignment module, the maximum mean difference metric and associated alignment constraints were fused to construct a dual constraint mechanism to optimize the feature spatial distribution. Finally, by fusing the conditional adversarial generative network and cross-domain feature alignment module, an end-to-end training framework was constructed to realize the cross-domain efficient recognition of forest fire smoke images. [**Result**] The suggested approach's average recognition accuracy in cross-domain forest fire smoke dataset under same experimental conditions was 92.39%, 0.94 percentage points higher than optimal baseline model (LEAD). Additionally, the key metrics (89.67% precision, 89.58% recall, and 89.54% F_1 score) were significantly better than the others, confirming that the approach presented in this paper was successful in enhancing the performance of forest fire smoke recognition. Experiments on multi-scene generalization demonstrated that even in the face of complicated meteorological interference, the model's identification ability remained comparatively constant. [**Conclusion**] In conclusion, the domain adversarial network-based cross-domain recognition technique for forest fire smoke images presented in this paper successfully enhanced the recognition performance of forest fire smoke images in various spatiotemporal scenarios and exhibited high robustness in complex environments. The approach offers fresh concepts and methods for studying forest fire smoke picture cross-domain identification, as well as a general reference value for additional research in related disciplines.

Key words: smoke of forest fire; image recognition; cross-domain recognition; adversarial learning; feature alignment; transfer learning

森林作为陆地生态系统的主体，在维持生物多样性，调节气候平衡以及保障生态安全方面发挥着不可替代的作用。森林火灾的突发不仅会造成林木资源的大面积损毁，更会破坏生态系统的物质循环与能量流动，导致珍稀物种栖息地丧失，甚至引发次生地质灾害[1]。在此背景下，基于烟雾特征的早期火灾识别技术已成为森林防火体系的重要防线[2]，能够为灾情研判和应急响应争取黄金处置时间，最大限度减少生态价值损失。然而，由于林区环境存在光照变化剧烈、背景植被复杂、烟雾形态多变等特性，现有检测系统在真实场景中仍面临特征表征能力不足[3]，环境适应性较弱[4]等核心问题，如何建立具有强泛化能力的智能识别模型已成为当前研究的主要挑战。

近年来，基于域适应（domain adaptation，DA）的图像识别方法作为一种潜在的解决方案被提出[5]，通过构建域不变特征空间和动态参数迁移机制，使得模型能够在源域和目标域之间进行有效的知识迁移，从而提高在目标域上的性能表现[6]。例如，基于最大均值差异（maximum mean discrepancy，MMD）的核方法[7]通过在高维再生核希尔伯特空间（reproducing Kernel Hilbert space，RKHS）中最小化域间距离，实现了特征分布的渐进式对齐。尽管该方法在自然场景分类中取得了显著效果，但由于其依赖于全局分布对齐的假设，对局部特征动态变化的敏感性不足，难以捕捉林火烟雾图像中局部形态的动态变化，导致复杂背景下的对齐效果受限；针对这一问题，相关对齐（correlation alignment，CORAL）方法[8]另辟蹊径，通过二阶统计量对齐策略，在保持特征语义一致性的同时减轻偏移。然而，在对烟雾进行识别时，由于烟雾的形态多变且动态特性复杂[9]，仅依赖协方差对齐可能无法捕捉到深层次的分布差异。因此，对抗式学习范式[10]创新性地引入域判别器（domain discriminator），通过 min-max 博弈优化策略使域分类准确率降至 50% 以下（即达到域不可区分状态），显著提升了模型的域适应能力。但该模型应用于烟雾图像识别时，易陷入局部最优，进而影响模型对复杂气象干扰（如雾霾遮挡）的鲁棒性。此外，Long 等 [11]提出一种条件对抗域适应方法，通过在对抗学习框架中引入类别信息作为条件输入，

利用多层感知器将特征表示和分类器预测联合建模为条件特征，从而更精细地对齐源域和目标域的条件分布差异，实现跨域环境下的高效特征迁移和分类性能提升。Deng 等[12]提出一种新的无监督深度域适应方法，通过联合优化域对齐和判别特征学习，并结合类别信息作为条件输入动态调整对齐权重，该方法在无需目标域标签的情况下实现跨域环境下的鲁棒特征提取和分类性能提升，然而，在烟雾场景中，虽然“烟雾”本身是一个明确的类别标签，但目标域的详细特征标注（如烟雾浓度等级、扩散形态等细粒度标签）往往难以获取。这种细粒度标签的缺失可能导致模型无法充分捕捉目标域的特征分布差异，从而影响在跨域场景下的分类准确性。

尽管现有方法在其他领域的应用已有一定进展，但单一策略难以应对林火烟雾图像的复杂性，这些方法在林火烟雾图像识别中的应用仍具有重要意义。目前，构建具备强迁移能力的森林火灾烟雾识别模型仍面临双重挑战：首先，如何设计具有跨域泛化能力的特征提取架构，以减轻源域与目标域之间的显著分布差异；其次，如何在深度迁移网络中有效捕捉森林火灾烟雾的本质不变性特征，这些特征应具备对光照变化、气象条件等干扰因素的鲁棒性，从而实现跨场景下的精准识别。

因此，本研究结合烟雾图像的特征，重新审视最大均值差异约束和相关对齐结构的优势，并充分考虑条件对抗域适应方法的长处，提出一种基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别框架——烟雾对抗域对齐网络（smoke adversarial domain alignment，SADA）。本文尝试将深度学习网络与域对抗训练模型相结合，针对现有方法跨领域适用性强但在烟雾场景适配不足的问题，利用林火烟雾图像的类别信息作为条件构建域对抗网络，使模型在复杂背景干扰下仍保持稳定的识别性能。为进一步提升模型的泛化性，引入最大均值差异约束和相关对齐方法减轻域间差异，构建林火烟雾图像跨域特征对齐模型。最终，基于条件对抗学习网络和跨域特征对齐模型实现图像的识别，为复杂环境下的森林火灾监测提供技术支撑。

1 烟雾对抗域对齐网络的构建

本研究提出一种基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法，其网络结构如图 1 所示。本文将源域和目标域数据并行输入特征提取网络，以获取深层特征表示。随后，提取的图像特征同时输入标签分类器和自适应域对齐机制，分别执行类别预测和域区分任务。同时，标签分类器的类别信息被反向传输到对抗网络，以优化域对齐效果。此外，为了缓解域间差异问题，本文结合特征提取网络和域对抗网络，通过驱动源域和目标域特征的协方差矩阵对齐以及最大均值差异度量，构建跨域特征对齐模型。最后，基于条件对抗学习网络和跨域特征对齐模型实现图像的跨域识别。

1.1 域对抗训练模型

针对林火烟雾图像跨域识别任务展开研究。图像输入$x \in \boldsymbol{X}$，$\boldsymbol{X}$代表图像输入空间，图像分类标签为$y \in \boldsymbol{Y}$，$\boldsymbol{Y}$为图像分类标签空间。样本空间中包含来自两个不同分布（P、Q）的样本，且源域和目标域的类别相同，源域数据分布为$S(x, y)$，目标域数据分布为$T(x, y)$。为了同时解决特征的可判别性并提高域适应图像分类准确率的问题，本研究引入了特征域对抗网络$G_d(\cdot, \theta_d)$。通过引入特征域对抗网络，本方法能够综合考虑特征的可判别性和域对抗性，提高图

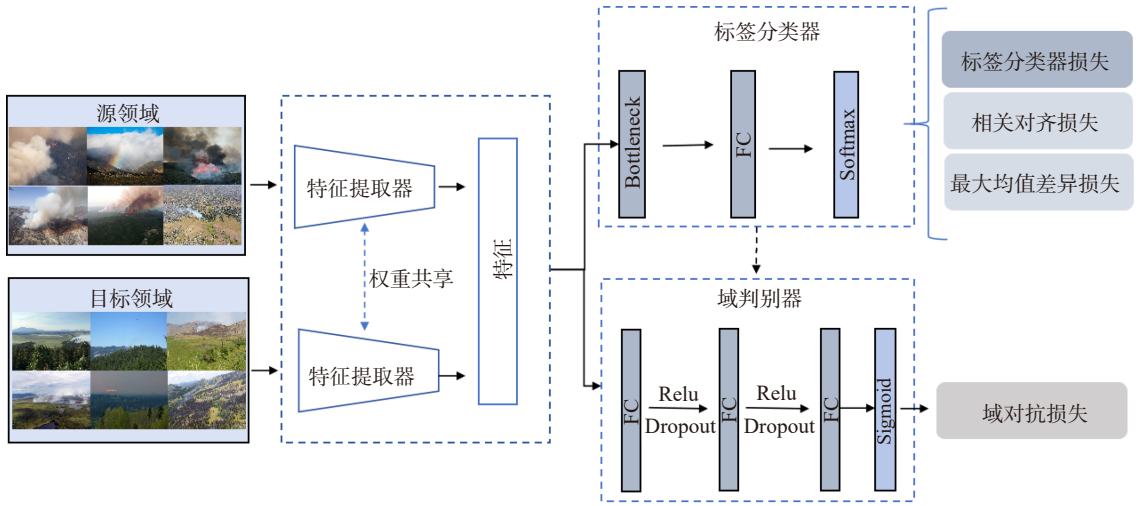


图 1 基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别方法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of cross-domain recognition method for forest fire smoke images based on domain adversarial network

像分类的准确率。

本研究提出的 SADA 方法在提取图像特征后进行域判别。将提取后的特征通过全连接层进行端到端的学习，以进一步提高域对抗性能。同时，引入 Sigmoid 激活函数对每个神经元的输出进行归一化，归一化后的输出可以更好地表示特征的相对重要性，有助于模型学习更准确和有区分性的卷积特征。这进一步使模型能够学习更好的卷积特征表示，提高了模型对不同域数据的分类性能，并增强了全连接层的特征域对抗能力。该方法的域对抗策略的函数定义如下。

$$L_{\text{domain}} = L_d(G_d(T(G_f(x,\theta_f)),\theta_d),d) \tag{1}$$

式中：x表示训练样本，L_d表示域损失，$G_d(\cdot,\theta_d)$表示特征域对抗网络，$T(\cdot)$表示目标域的边缘分布，$G_f(\cdot,\theta_f)$为特征提取网络输出，θ_f、θ_d表示学习参数，d表示域类别。

1.2　跨域特征对齐模型

深度神经网络在处理大量标记的输入数据时，能够学习到强大的特征表示，这些特征可以有效地捕捉数据中的模式和关联。然而，当输入数据的分布发生较大变化时，这些学习到的特征往往不能很好地泛化到新的情况。为解决这个问题，本研究提出跨域特征对齐模型，旨在最大化源域和目标域特征之间的相关性，进而增强特征在不同域之间的可迁移性。具体地，该模型通过在特征提取网络之后添加全连接层，并引入相关对齐结构[13]，在非线性变换的过程中优化源域和目标域特征的协方差，以实现特征对齐。通过最小化相关对齐损失，能够解决由于输入数据分布不同而导致泛化性能下降的问题，并增强特征在不同域之间的迁移性能。具体来说，相关对齐结构的计算公式如下。

$$L_{\text{coral}} = \frac{1}{4n^2}\|\boldsymbol{C}_{\text{S}} - \boldsymbol{C}_{\text{T}}\|_F^2 \tag{2}$$

式中：n表示网络全连接层的输出个数，$\|\cdot\|_F^2$为平方矩阵 Frobenius 范数，$\boldsymbol{C}_{\text{S}}$和$\boldsymbol{C}_{\text{T}}$分别为源数据和目标数据的协方差矩阵。

此外，本文引入最大均值差异约束[14]，通过在全连接层中测量分布对齐损失来指导卷积层中的迁移学习，从而提取更多可迁移的样本特征表示，并减轻无关背景信息的影响，与相关对齐结构形成多域适应策略，进一步减轻域偏移，提升模型的泛化性。具体地，最大均值差异约束的定义如下。

$$\text{MMD}[F,X,Y] = \sup_{f\in F}(E_{x\sim P}[f(x)] - E_{y\sim Q}[f(y)]) \tag{3}$$

式中：f为映射函数，$f(x)$、$f(y)$分别为源域和目标域数据经过映射f后的值；$\boldsymbol{F}$是函数集合，通常选择再生核希尔伯特空间中的函数集，$\boldsymbol{X}$代表图像输入空间，x表示图像输入，$\boldsymbol{Y}$为图像分类标签空间，y表示分类标签；E为期望符号，表示对样本对进行平均计算。P、Q表示两种不同的分布。该结构函数定义如下。

$$L_{\text{MMD}} = \left\|E_{x\sim p_t}\varphi(x_i^s) - E_{x\sim p_t}\varphi(x_j^t)\right\|^2 \tag{4}$$

式中：$\varphi(\cdot)$表示特征空间到希尔伯特空间的一个映射，s表示源域数据分布，t表示目标域数据分布，i表示源域样本，j表示目标域样本。

1.3　损失函数

本研究设计了一个标签分类器，用于对提取到的图像特征进行分类，并尽可能准确地预测出正确的标签。该标签分类器的结构包括 3 个全连接层、2 个批处理归一化层、2 个激活函数层和 1 个分类器层。其中，选择 ReLU 作为激活函数，使用 softmax 作为分类器。这样做的目的是为了提高网络的训练速度，增加网络的非线性，以及使网络具备稀疏性。为了进一步优化网络性能，在每个激活函数层之后添加了 dropout 正则化，以缓解过拟合问题。这种正则化有助于提高模型的泛化性能，使其在新样本上表现更好。标签预测模块$G_l(\cdot,\theta_l)$的输出是样本的分类概率，使用负对数概率作为自然分类的损失函数。该损失函数衡量了预测结果与正确标签之间的差异，帮助训练分类器更准确地预测样本的标签。标签分类器的损失函数计算公式为

$$L_{\text{class}} = L_l(G_l(G_f(x,\theta_f),\theta_l),y) = \log\frac{1}{G_l(G_f(x,\theta_f),\theta_l)_y} \tag{5}$$

式中：x表示图像输入，L_l表示样本损失，θ_f、θ_l表示学习参数，$G_f(\cdot,\theta_f)$为特征提取网络输出，$G_l(\cdot,\theta_l)$为标签预测模块的输出，y为图像分类标签。综上所述，本模型的总体损失函数为

$$\begin{aligned}\text{Loss} &= L_{\text{class}} + \gamma L_{\text{coral}} + \beta L_{\text{MMD}} + \alpha L_{\text{domain}}\\ &= \log\frac{1}{G_l(G_f(x,\theta_f),\theta_l)_y} + \gamma\frac{1}{4d^2}\|C_{\text{S}} - C_{\text{T}}\|_F^2 +\\ &\quad \beta\left\|E_{x\sim p_t}\varphi(x_i^s) - E_{x\sim p_t}\varphi(x_j^t)\right\|^2 +\\ &\quad \alpha L_d(G_d(T(G_f(x,\theta_f)),\theta_d),d)\end{aligned} \tag{6}$$

式中：γ、β、α为学习参数。

2　模型验证

2.1　自建林火烟雾图像数据集

早期公开的火灾烟雾数据集在构建时并未充分考虑到森林火灾特有的环境变化因素，且几乎没有专门针对森林火灾场景的烟雾数据集。这使得现有的烟雾检测算法，由于缺乏对森林火灾场景中复杂

变化因素的训练和学习，难以在不同的森林环境背景下进行有效的火灾烟雾图像识别与测试。基于上述问题，本研究通过多种途径收集了与研究需求相符的森林火灾烟雾图像。首先，与森林火灾烟雾识别相关单位合作，从四川省马尔康市等 4 个典型林区采集了火情监测影像数据，共获得 11 段烟雾视频及 68 612 帧原始监控画面，经人工筛选，最终提取出 128 张烟雾图像。采集的地区涵盖了不同的季节（春季、夏季、秋季和冬季），以及不同类型的森林，包括针叶林、阔叶林和混交林等的图像，确保了数据的季节性和森林类型多样性。其次，协同林业管理部门及应急消防机构，收集整理了湖南郴州、云南曲靖等 4 个省市的真实森林火灾现场的 13 组监控实录视频，从中提取 198 张烟雾图像。这些数据来源地横跨我国南北多个气候带，涵盖了温带、亚热带等不同森林生态系统，且火灾事件发生于不同季节。此外，以“森林火灾烟雾”为关键字，对开源平台进行系统检索，特别筛选了反映不同季节以及不同植被类型的烟雾图像，经过多轮筛选与验证，最终获取 250 张符合研究要求的烟雾图像。为提升数据多样性，团队还基于开放数据集中的 8 段典型火灾烟雾视频素材，采用关键帧提取技术，从中提取了 105 张烟雾图像。通过上述多渠道、多方法的数据采集与处理，最终形成了样本丰富、来源可靠的研究烟雾图像 1 183 张，同时通过互联网采集了 4 类非烟雾图像各 1 183 张。数据集特别注重季节与森林类型的代表性：烟雾图像中，春季占比 28%、夏季 31%、秋季 25%、冬季 16%；森林类型涵盖针叶林（42%）、阔叶林（33%）、混交林（19%）及其他特殊类型（6%）。由于图像是在不同时间、地点和相机条件下拍摄的，因此背景、图像质量和光照条件等因素存在显著差异。在模型训练前，对图像进行去噪、裁剪等预处理，并统一将所有图像大小调整为 224 × 224 像素。

基于图像内容的语义特征，从每类图像中各选取了 1 004 张图像，构建了跨域森林火灾烟雾图像数据集 Smoke-cf，并将其划分为两个具有不同域分布的数据集，分别命名为 S1 和 S2（图 2），并将每个数据集划分为两大类别：有烟图像和无烟图像。为进一步探究云、雾等气象干扰因素对森林火灾烟雾识别算法的影响，并深入分析模型在特征学习过程中的表现差异，本研究对无烟图像进行了细化分类，具体划分为云、雾、瀑布和悬崖 4 个子类别。为确保数据分布的均衡性，每个子类别均包含 502 张图像样本。

为进一步验证模型的泛化性能，构建了一个与 Smoke-cf 数据集在数据分布上完全独立的多场景森林火灾烟雾图像数据集 Smoke-ef（简称 S3）。遵循与 Smoke-cf 相同的分类体系，S3 共包含 5 类图像，烟雾类图像和其余 4 类无烟图像（云、雾、悬崖和瀑布）各 179 幅，以确保数据分布的均衡性。Smoke-



图 2 自建林火烟雾图像数据集

Fig. 2 Self-constructed forest fire smoke image dataset

ef 数据集特别关注复杂气象条件下的森林火灾烟雾识别问题，重点采集了阴天、雾天等低能见度环境下的烟雾图像。同时，数据集新增了季节性极端天气（如干旱林区、秋季落叶期）和高纬度苔原林类型的烟雾样本。Smoke-ef 数据集涵盖的地域在植被类型、地形特征等方面，均与 Smoke-cf 数据集存在显著差异，从而在空间分布和季节特征上形成互补。

2.2　验证方法

本研究采用 PyTorch 框架实现所提出的模型，并利用 NVIDIA GeForce RTX 2080ti GPU 设备对所有模型进行训练。模型中的特征提取器网络在端到端的框架中进行训练，并确保每个数据集上的输入样本大小保持一致。在 SADA 模型的训练过程中，学习率固定为 0.000 1，训练了 7 000 个 epoch，并采用了余弦衰减学习率策略。批处理大小设置为 64，且每 100 个周期学习率降低 0.1。最后，本文采用增强策略和正则化策略来缓解训练过程中的过拟合问题。

为了系统评估 SADA 方法在森林火灾烟雾图像识别任务中的性能，本研究从多个方面进行实验设计。首先，在跨域林火烟雾图像数据集 S1 和 S2 上训练了多种深度迁移学习模型，包括 ResNet50[15]、DANN[16]、DCORAL[17]、CDAN、CDAN＋E、DSAN[18]、DALN[19]、LEAD[20]以及 SADA。其中，ResNet50 由多个残差模块组成，每个模块包括卷积层、批量归一化层和 ReLU 激活函数，通过“残差连接”避免梯度消失或爆炸问题。DANN 则通过对抗训练实现领域适应，包含特征提取器、标签分类器和域分类器，增强网络对域不变特征的提取能力。DCORAL 通过引入协方差对齐模块、最小化源域和目标域特征的协方差差异，以实现特征分布的对齐。CDAN 结合条件对抗学习和类别信息，通过优化对抗训练来提高源域和目标域之间的特征对齐效果，CDAN＋E 在此基础上加入了熵最小化策略，进一步提升域适应性能。DSAN 通过细粒度的子域对齐来增强目标域的泛化能力，利用局部最大均值差异对源域和目标域的子域进行对齐。DALN 将类别分类器用作域鉴别器，实现显式的领域对齐和类别区分，并引入类别对齐机制以保持类别信息的完整性。最后，LEAD 通过特征分解实现源域和目标域之间的对齐，将特征表示分解为已知和未知的源域成分，以实例级决策边界自适应识别目标域中的私有数据。

为了验证所提模型的有效性，将其与 7 个基线模型进行比较。接着，为验证 SADA 方法在跨域环境中的鲁棒性，在跨域数据集 S2 和多场景数据集 S3 上进行了泛化性实验，评估其在不同森林火灾场景中的适应能力。同时，本文通过对比实验分析了不同特征提取网络（如 AlexNet、VGG 系列、ResNet 系列）对识别准确率的影响，并进行结果的可视化比较。为了进一步优化模型性能，还调整了不同的超参数（如 0.1、0.01、0.001），并通过超参数调节找出了最优配置。此外，还进行了消融实验，验证 SADA 方法中约束和域对抗策略的有效性，揭示各模块对方法性能的贡献。在模型稳定性方面，通过误差测试全面评估 SADA 方法在不同条件下的稳定性。最后，利用 CAM 技术对目标特征进行可视化，进一步评估模型的性能，验证其在实际应用中的可行性。

2.3　评价指标

为了全面评估所提方法的性能，选用准确率、精确率、召回率、F_1 值作为森林火灾烟雾识别任务的评价指标。其中，准确率（A）是指在包括有烟和无烟样本在内的全部数据中，模型正确分类的比例。具体计算公式为

$$A=\frac{T_{\mathrm{P}}+T_{\mathrm{N}}}{T_{\mathrm{P}}+T_{\mathrm{N}}+F_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{N}}}\times 100\% \tag{7}$$

式中：T_{P}表示模型正确识别为烟雾的样本数量，F_{P}表示模型错误地将非烟雾样本识别为烟雾的数量，T_{N}表示模型正确识别为非烟雾的样本数量，F_{N}表示模型错误地将烟雾样本识别为非烟雾的数量。

精确率（P）衡量了模型在预测烟雾样本时的准确性，即模型正确识别为烟雾的样本数量与所有被模型预测为烟雾的样本数量之比。具体计算公式为

$$P=\frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{P}}}\times 100\% \tag{8}$$

召回率（R）衡量了模型在实际存在烟雾的样本中成功预测为烟雾的比例，即模型正确识别为烟雾的样本数量与实际存在烟雾的样本总数之比。具体计算公式为

$$R=\frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}}+F_{\mathrm{N}}}\times 100\% \tag{9}$$

F_1 值衡量了模型的精确率与召回率之间的平衡，旨在评估分类模型的效果。该指标在确保模型具有较高精确率和召回率的情况下取得平衡，仅当精确率和召回率都较高时，F_1 值才能达到较高水平。具体计算公式为

$$F_1=\frac{2PR}{P+R}\times 100\% \tag{10}$$

3　结果与分析

3.1　基于域对抗网络的林火烟雾图像跨域识别

为测试不同迁移学习模型在森林火灾烟雾图像

识别中的准确性，本研究在跨域林火烟雾图像数据集 S1、S2 上训练了不同深度的迁移学习模型。从表 1 可以观察到，ResNet50 作为非迁移学习模型，表现出相对较低的平均准确率（88.45%），在森林火灾烟雾图像识别方面表现欠佳，表明传统模型在迁移学习中的识别效果受到一定的限制；DSAN 方法即使采用最大均值差异约束，但它的迁移性能仍不如本文提出的 SADA 模型，这是由于 SADA 模型中的相关对齐机制能够更好地减轻不同场景下林火烟雾图像间的分布差异；DALN 的识别性能相对较低，其准确率较本模型低了 1.79 个百分点；与对比模型 LEAD 相比，本文提出的模型在所有评估指标上均优于 LEAD 模型。这表明 SADA 模型在融合条件对抗学习网络与跨域特征对齐模型后，具有更好的识别准确率和泛化性。

3.2 模型泛化性

为了评估本文提出的 SADA 方法在跨域环境中的鲁棒性，在跨域林火烟雾图像数据集 S2 和多环境林火烟雾图像数据集 S3 上，分别进行 S2→S3 和 S3→S2 两个迁移任务的泛化性实验，以验证在面对不同森林火灾场景时的适应能力。CDAN 和（CDAN + E）在准确率和 F_1 值上与 SADA 较为接近，但 SADA 在召回率上分别高出 1.49 和 1.06 个百分点。这说明在引入最大均值差异约束与相关对齐方法后，有效减轻了域偏移，增强了模型对目标域的适应能力，从而提高了对图像的识别能力。在 DSAN、DCORAL 和 DANN 中，这些模型在准确率上与 SADA 较为接近，但在精确率和召回率上均低于 SADA。这表明 SADA 中的跨域特征对齐模型能够更好地捕捉源域和目标域之间的共享信息，从而在精确率和召回率上取得更优的平衡。LEAD 虽然在准确率上接近 SADA，但在精确率和召回率上分别低于 SADA 1.21 和 1.17 个百分点（表 2），进一步证明了 SADA 在综合性能上的优越性。

3.3 不同特征提取网络对识别准确率的影响

为评估使用不同特征提取网络对 SADA 识别准确率的影响，在跨域林火烟雾图像数据集 S1、S2 上进行对比实验，实验结果如表 3 所示。ResNet50 在跨域识别任务中展现出显著优势，其平均识别准确率达到 92.39%，较次优的 ResNet101 提升 3.74 个百分点，较 ResNet34 平均提升 4.10 个百分点（表 3）。这种优势主要源于 ResNet50 在特征提取过程中实现了更优的域不变特征表示，通过其优化的残差连接结构和特征重用机制，ResNet50 能够更有效地捕捉烟雾图像的细节特征。这验证了深度卷积域对抗网络在林火烟雾跨域识别中的有效性，从而显著提升了模型的跨域识别性能。

为进一步验证网络架构的影响，对比了 ResNet 系列（ResNet50、ResNet101、ResNet34）在不同迁移任务中的表现（图 3）。ResNet50 凭借其平衡的网络深度和特征提取能力，在跨域烟雾识别任务中展现出最优性能。因此，将 ResNet50 与深度卷积对抗域对齐网络相结合，可显著提升模型的域适应能力，域适应准确率提升至 92.39%。

3.4 超参数对识别准确率的影响

为了验证超参数对模型整体目标识别性能的具体影响，在跨域林火烟雾图像数据集 S1、S2 上进行实验。在不同模块中，超参数选择的细微差异会直接影响模型的识别准确率。在域对抗策略中，当超参数设置为 0.001 时，模型表现出最佳的识别效果，平均识别准确率为 90.36%；而在相关对齐结构中，最佳识别效果出现在超参数为 0.01 时，此时模型的

表 1 不同模型的实验结果对比

Tab. 1 Comparison of experimental results for different models

模型	准确率/%		平均准确率/%	精确率/%		召回率/%		F_1值/%	
	S1→S2	S2→S1		S1→S2	S2→S1	S1→S2	S2→S1	S1→S2	S2→S1
ResNet50	92.47	84.43	88.45	92.20	88.22	91.85	88.06	91.90	87.85
DANN	94.57	86.14	90.36	84.17	82.21	82.16	81.23	81.94	80.52
DCORAL	93.97	87.03	90.50	93.54	87.27	93.37	87.19	93.41	86.93
CDAN	94.37	84.71	89.54	94.57	87.73	94.49	87.62	94.51	87.47
CDAN + E	95.05	84.32	89.69	95.41	87.74	95.41	87.62	95.40	87.47
DSAN	95.77	84.87	90.32	95.27	87.64	95.25	87.62	95.25	87.34
DALN	95.65	85.55	90.60	95.53	87.89	95.49	87.94	95.50	87.78
LEAD	95.69	87.20	91.45	94.88	88.73	94.85	88.04	94.86	88.06
SADA	95.96	88.82	92.39	95.11	89.67	95.09	89.58	95.09	89.54

注：表中平均准确率为S1→S2和S2→S1两个迁移任务准确率的平均值。

表 2　不同模型的泛化性能评估

Tab. 2　Evaluation of generalisation performance of different models　%

模型	平均准确率	平均精确率	平均召回率	平均F_1值
ResNet50	90.27	90.54	90.37	90.36
DANN	89.74	89.95	89.74	89.78
DCORAL	90.58	88.98	88.68	88.76
CDAN	90.16	89.37	89.20	89.19
CDAN + E	90.16	89.77	89.63	89.62
DSAN	90.05	89.49	89.21	89.21
DALN	87.73	89.50	88.89	88.87
LEAD	90.37	89.65	89.52	89.52
SADA	90.79	90.86	90.69	90.66

注：平均准确率为S2→S3和S3→S2两个迁移任务准确率的平均值，平均精确率为S2→S3和S3→S2两个迁移任务精确率的平均值，平均召回率为S2→S3和S3→S2两个迁移任务召回率的平均值，平均F_1值为S2→S3和S3→S2两个迁移任务F_1值的平均值。

表 3　本文方法 SADA 在不同特征提取网络下的识别准确率

Tab. 3　Recognition accuracy of the proposed SADA method under different feature extraction networks　%

网络	准确率		平均准确率
	S1→S2	S2→S1	
AlexNet	88.02	85.23	86.66
VGG11	87.27	85.00	86.14
VGG11BN	88.94	84.71	87.83
VGG16	89.62	85.87	87.60
VGG16BN	88.51	86.74	87.63
ResNet34	92.50	86.07	88.29
ResNet50	95.96	88.82	92.39
ResNet101	91.26	86.03	88.65

注：表中平均准确率为S1→S2和S2→S1两个迁移任务准确率的平均值。

平均识别准确率为 90.50%；在最大均值差异约束中，超参数设置为 0.001 时，模型同样取得了最佳的识别效果，平均识别准确率为 90.38%（表 4）。结合实验结果，本研究选择 0.1、0.01、0.001 作为域对抗策略、相关对齐结构、最大均值差异约束的超参数配置，最终使得模型在该数据集上的识别准确率达到了 92.39%。实验结果表明，超参数的选择并非越小越好，其过大或过小均可能对模型的识别准确率产生不利影响。

3.5　消融实验

为验证 SADA 方法中两种约束及域判别器在图像识别任务中的有效性，在跨域林火烟雾图像数据集 S1、S2 上，分别进行 S1→S2 和 S2→S1 两个迁移任务的消融实验。当无域判别器、最大均值差异约束和相关对齐结构时，模型的表现一般；仅加入域判别器后，准确率上升至 90.36%，但精确率和召回率有所下降，导致精细分类性能下降；继续加入最大均值差异约束后，准确率为 90.32%，精确率和召回率分别为 91.46% 和 91.44%，F_1 值为 91.30%，该策略有效改善了跨域特征提取；加入域判别器和相关对齐结构后，进一步优化了特征对齐，提升跨域识别能力；当域判别器、最大均值差异约束和相关对齐结构同时使用时，模型性能最佳，显著提升了跨域识别能力（表 5）。这是因为域判别器通过区分源域和目标域的特征分布，增强了模型的域对抗能力；相关对齐约束则通过最小化特征间的相关性差异，提升了特征的迁移增益；最大均值差异约束通过减小域间分布差异，进一步优化了模型的泛化性能。实验结果

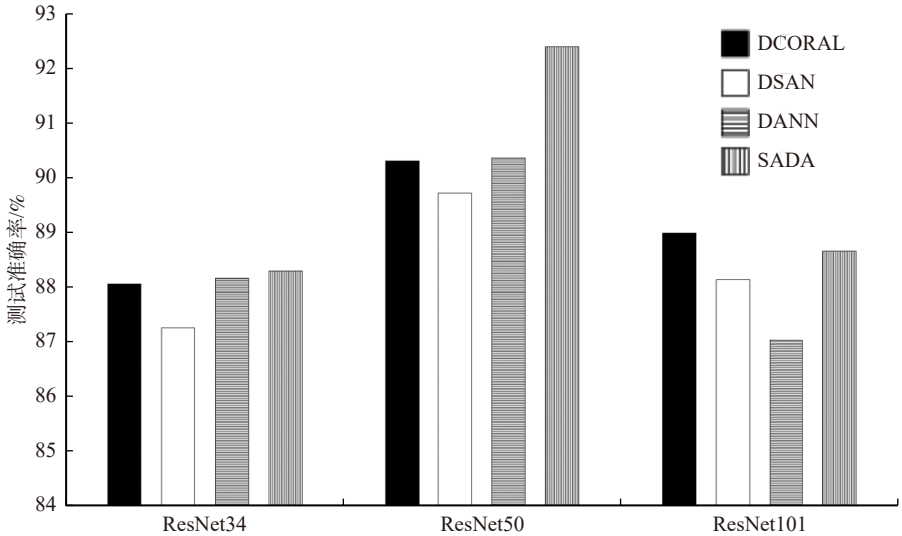


图 3　ResNet 系列在不同迁移任务中的测试结果对比

Fig. 3　Comparison of test results of ResNet series in different migration tasks

表 4 不同超参数对模型识别准确率的影响

Tab. 4 Effects of different hyperparameters on model recognition accuracy %

添加位置	准确率		平均准确率
	S1→S2	S2→S1	
Ori_hy	92.47	84.43	88.45
Dom_a	93.12	85.06	89.09
Dom_b	94.56	85.98	90.27
Dom_c	94.57	86.14	90.36
Dom_d	94.40	86.05	90.25
Cor_a	93.24	86.89	90.07
Cor_b	93.97	87.03	90.50
Cor_c	93.46	87.01	90.24
Cor_d	93.42	86.94	90.18
MMD_a	94.23	84.98	89.61
MMD_b	95.48	85.16	90.32
MMD_c	95.52	85.24	90.38
MMD_d	95.50	85.00	90.25
DCM_c	95.96	88.82	92.39

注：“Ori_hy”代表未添加超参数的原始网络性能，“Dom_i”（i = a, b, c, d，具体为a = 0.1，b = 0.01，c = 0.001，d = 0.000 1）表示域对抗策略的参数配置，“Cor_i”表示相关对齐结构的参数配置，“MMD_i”表示最大均值差异约束的参数配置，而“DCM_c”则代表本文所采用的超参数配置。表中平均准确率为S1→S2和S2→S1两个迁移任务准确率的平均值。

显示，这 3 种方法的协同使用能够最大限度地提升模型在森林火灾烟雾识别任务中的性能表现，其效果显著优于单独使用任一方法，这表明多策略融合有助于提升跨域识别任务的精度。

3.6 测试误差分析

为验证 SADA 方法的稳定性，在跨域林火烟雾图像数据集 S1、S2 上进行误差测试，实验结果如图 4 所示。ResNet50 作为经典的深度学习模型，在特征提取方面表现出色，但在跨域任务中仍存在一定的误差。与此相比，SADA 方法通过集成域对抗机制和对抗性学习策略，进一步优化了特征提取过程，显著降低了跨域迁移任务中的识别误差。另外，DCORAL 和 DANN 是两种常见的跨域学习方法，但它们在 S1 到 S2 迁移任务中的识别误差均高于 SADA。有效验证了 SADA 方法在特征提取阶段的优化策略能够更好地适应跨域任务，减少因域差异导致的误差。此外，SADA 方法展现了更好的跨域适应性：在 S2 到 S1 迁移任务中，SADA 的低误差说明它不仅在单一迁移方向上表现优异，还能在反向迁移任务中保持良好的性能。通过对比 ResNet50、DCORAL、DANN 和 SADA 方法在森林火灾烟雾图像识别任务中的测试误差，验证了本文 SADA 方法的有效性。

表 5 消融实验结果

Tab. 5 Ablation experiment results

域判别器	相关对齐	最大均值差异	平均准确率/%	平均精确率/%	平均召回率/%	平均F_1值/%
			88.45	90.21	89.96	89.88
√			90.36	83.19	81.70	91.23
√		√	90.32	91.46	91.44	91.30
√	√		90.50	90.41	90.28	90.17
√	√	√	92.39	92.39	92.34	92.32

注：平均准确率为S1→S2和S2→S1两个迁移任务准确率的平均值，平均精确率为S1→S2和S2→S1两个迁移任务精确率的平均值，平均召回率为S1→S2和S2→S1两个迁移任务召回率的平均值，平均F_1值为S1→S2和S2→S1两个迁移任务F_1值的平均值。

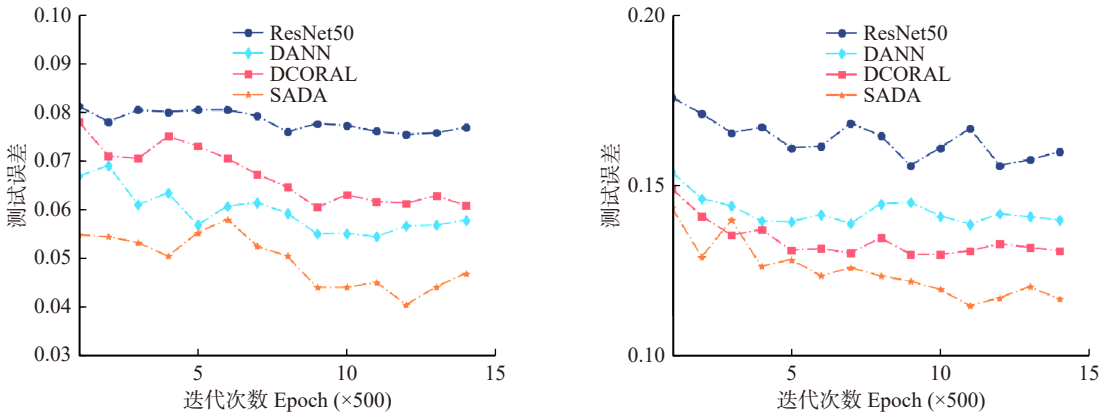


图 4 基于 SADA 的跨域林火烟雾图像测试误差

Fig. 4 Error testing of cross domain forest fire smoke images based on SADA

3.7　可视化结果分析

为验证本方法提取特征的有效性，从构建的跨域林火烟雾图像数据集中随机选取图像进行注意力特征映射可视化，实验结果如图 5 所示。与 ResNet50、CDAN、DANN、DCORAL 方法的可视化结果相比，本文 SADA 方法在提取跨域不变特征方面展现出显著优势，实验表明，ResNet50 和 CDAN 方法生成的热力图较为模糊，难以有效突出烟雾特征；DANN 和 DCORAL 方法虽有所改进，但其热力图对比度仍显不足，无法准确区分烟雾程度。相比之下，本文 SADA 方法因其独有的特征分离策略，生成的热力图不仅清晰集中，直观地显示了烟雾区域，还能在复杂背景中准确识别烟雾影响。这种优势不仅显著提高了烟雾识别的准确性和可视化效果，还增强了对复杂天气现象的识别能力，使模型在实际应用中更具可靠性和实用性。

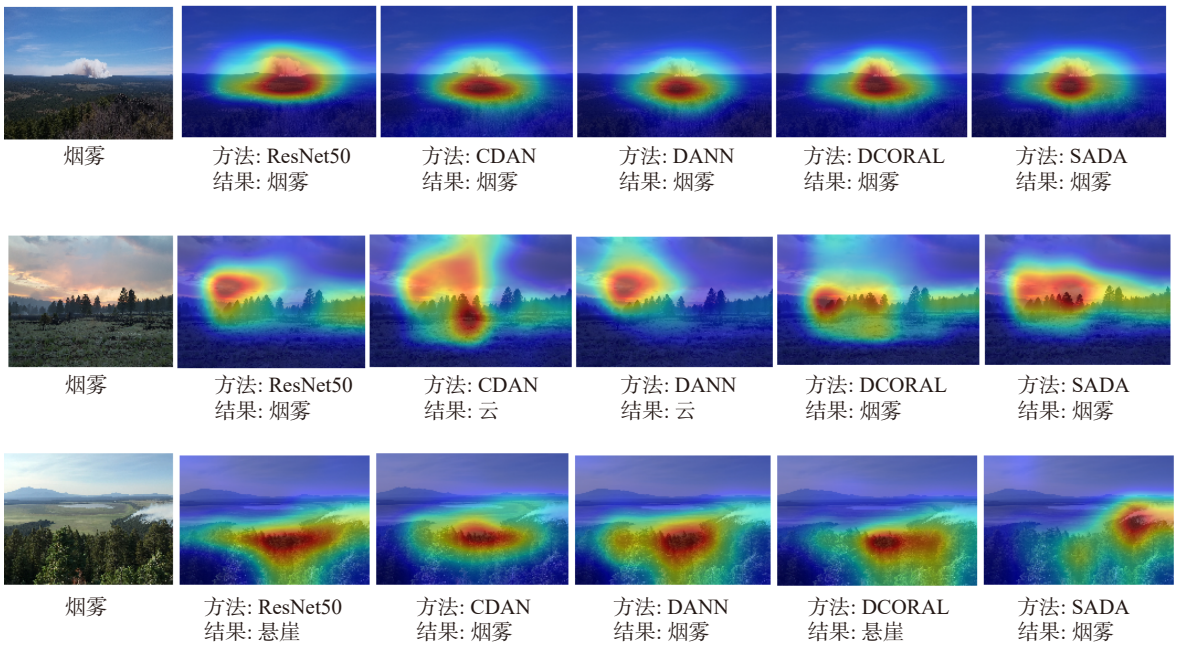


图 5　跨域林火烟雾图像可视化识别结果

Fig. 5　Cross-domain forest fire smoke image visualization and recognition results

4　结　　论

针对林火烟雾图像识别中因场景差异引起的域偏移问题，本研究提出烟雾对抗域对齐网络(SADA)，通过融合条件域对抗机制与跨域特征对齐策略，构建具有强泛化能力的林火烟雾识别框架，旨在解决复杂场景下跨域不变特征的提取难题，提升模型对跨域特征的适应能力及复杂环境中的鲁棒性。具体研究结果有以下 3 点。

(1)在跨域数据集(S1、S2)上，SADA 的平均识别准确率达 92.39%，较最优基线模型(LEAD)提升了 0.94 个百分点；在 S2→S1 迁移任务中，精确率、召回率和 F_1 值分别提升至 89.67%、89.58% 和 89.54%，验证了其在域偏移场景下的显著优势。

(2)多场景泛化实验表明，SADA 在跨域林火烟雾图像数据集 S2 和多环境林火烟雾图像数据集 S3 上的平均识别准确率为 90.79%，较对比模型(CDAN + E)提升了 0.63 个百分点，平均召回率与平均 F_1 值分别为 90.69% 和 90.66%，凸显其对复杂天气条件的适应能力。

(3)消融实验证实，域对抗策略、最大均值差异和相关对齐的协同优化使模型性能较无约束基线提升了 3.94%，证实了多策略融合可以有效提升模型的跨域泛化性。

本研究创新性地将条件对抗学习与双重特征对齐结合，为林火烟雾跨域识别提供了高效解决方案。局限性在于数据集仅涵盖 5 类场景，未来需扩展至更多动态环境(如雨雪、夜间)。此外，未来可探索轻量化设计，以适配边缘计算设备。本研究提出的多策略融合框架，对遥感图像处理、灾害监测等跨域感知任务具有通用参考价值。

参　考　文　献

[1] 张颖, 丁昱菲. 我国森林灾害的空间分布分析 [J]. 北京林业大学学报, 2019, 41(3): 68−79.
Zhang Y, Ding Y F. Analysis on spatial distribution of forest disasters in China[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2019, 41(3): 68−79.

[2] 郑琰睿, 杨林剑, 李曙光, 等. 基于深度学习的森林火灾烟雾监

测 [J]. 林业资源研究, 2023(4): 150−160.
Zheng Y R, Yang L J, Li S G, et al. Deep learning-based forest fire smoke detection[J]. Forest and Grassland Resource Research, 2023(4): 150−160.

[3] 贾一鸣, 张长春, 胡春鹤, 等. 基于少样本学习的森林火灾烟雾检测方法 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(9): 137−146.
Jia Y M, Zhang C C, Hu C H, et al. Forest fire smoke detection method based on few-shot learning[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(9): 137−146.

[4] Wang G, Li H, Yu P, et al. Fighting against forest fire: a lightweight real-time detection approach for forest fire based on synthetic images[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 262: 125620.

[5] Zheng Y F, Wu J L, Li W Y, et al. Universal domain adaptive object detection via dual probabilistic alignment[J/OL]. ArXiv: 2412.11443. [2024−12−16]. https://doi.org/10.1609/aaai.v39i10.33156.

[6] Wu Y N, Chi Z X, Wang Y, et al. MetaGCD: learning to continually learn in generalized category discovery[J/OL]. arXiv: 2308.11063v2. [2024−12−16]. https://arxiv.org/abs/2308.11063.

[7] Ding T X, Li Z M, Zhang Y W. Testing the equality of distributions using integrated maximum mean discrepancy[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 2025, 236: 106246.

[8] Wang W J, Li M, Chen M, et al. Joint correlation alignment-based graph neural network for domain adaptation of multitemporal hyperspectral remote sensing images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 3170−3184.

[9] 刘长春, 刘鹏举, 季烨云. 基于视频区域动态特征的林火烟雾检测技术研究 [J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(1): 10−19.
Liu C C, Liu P J, Ji Y Y. Research on forest fire smoke detection technology based on video region dynamic features[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2021, 43(1): 10−19.

[10] Gihyun K, Jong C Y. One-shot adaptation of GAN in just one CLIP[J/OL]. arXiv: 2203.09301. [2024−12−16]. https://arxiv.org/abs/2203.09301.

[11] Long M S, Cao Z J, Wang J M, et al. Conditional adversarial domain adaptation[J/OL]. arXiv: 1705.10667v4. [2024−12−16]. https://arxiv.org/abs/1705.10667.

[12] Deng W X, Liao Q, Zhao L J, et al. Joint clustering and discriminative feature alignment for unsupervised domain adaptation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 7842−7855.

[13] He Z Y, Chen Y F, Yuan S Y, et al. A novel unsupervised domain adaptation framework based on graph convolutional network and multi-level feature alignment for inter-subject ECG classification[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 221: 119711.

[14] Li Y D, Hu W, Li H G, et al. Aligning discriminative and representative features: an unsupervised domain adaptation method for building damage assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 6110−6122.

[15] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 770−778.

[16] 富雅捷, 张宏立. 基于迁移学习的卷积神经网络森林火灾检测方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 120−126.
Fu Y J, Zhang H L. Forest fire detection method based on transfer learning of convolutional neural network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 120−126.

[17] Sun B C, Saenko K. Deep CORAL: correlation alignment for deep domain adaptation[C]//Hua G, Jégou H. Computer Vision–ECCV 2016. Amsterdam: Springer, 2016: 43−45.

[18] Zhu Y C, Zhuang F Z, Wang J D, et al. Deep subdomain adaptation network for image classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 32: 1713−1722.

[19] Chen L, Chen H A, Wei Z X, et al. Reusing the task-specific classifier as a discriminator: discriminator-free adversarial domain adaptation[C]// Proceedings of 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans: IEEE, 2022: 7171−7180.

[20] Qu S Q, Zou T P, He L H, et al. LEAD: learning decomposition for source-free universal domain adaptation[J/OL]. arXiv: 2403.03421. [2024−12−16]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.03421.

（责任编辑 吴 娟
责任编委 陈志泊）