引文格式：毛爱芹. 基于矢量数据与深度学习的非农化检测方法[J]. 地理空间信息, 2026, 24(3): 29-32. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.03.007

基于矢量数据与深度学习的非农化检测方法

毛爱芹
（中煤航测遥感集团有限公司，陕西 西安 710054）

摘 要：现有非农化检测方法常依赖于人工标注样本，且遥感影像的类内差异性将在一定程度上制约模型的泛化能力，因此提出了一种基于矢量数据与深度学习的非农化检测方法。首先利用简单线性迭代聚类算法对两期影像进行超像素分割，并采用自适应裁剪生成样本；再引入样本自标注框架对前时相样本进行标注与纯化获得训练集，保留后时相样本耕地矢量图斑作为预测集；然后引入一种半监督对比学习框架进行样本训练和预测；最后结合非农化规则和后处理方法，进一步检测发生非农化的区域。以无锡市惠山区前洲街道为例，验证了该方法的有效性。结果表明，该方法的准确率为90.28%、召回率为91.68%，为非农化检测提供了强有力的技术支撑。

关键词：遥感影像；矢量数据；非农化检测；深度学习；超像素分割
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）03-0029-04

Non-agriculturalization Detection Method Based on Vector Data and Deep Learning

MAO Aiqin
(Aerial Photogrammetry and Remote Sensing Group Co., Ltd., Xi'an 710054, China)

Abstract: Existing non-agriculturalization detection methods often rely on manually labeled samples. Additionally, the intra-class variability in remote sensing images can restrict the model's generalization ability. To address this, we proposed a non-agriculturalization detection method based on vector data and deep learning. Firstly, we used the simple linear iterative clustering algorithm to perform superpixel segmentation on two periods of images, and used adaptive cropping to generate samples. For the earlier time period samples, we introduced a self-labeling framework to achieve sample labeling and purification, and obtained training set. For the later time period samples, we retained the cultivated land vector plots as the prediction set. Then, we employed a semi-supervised contrastive learning framework for sample training and prediction. Finally, by integrating non-agriculturalization rules and post-processing methods, we detected the regions of non-agriculturalization. The proposed method's effectiveness was validated in the Huishan District, Wuxi City, specifically in the Qianzhou Street area, yielding an accuracy of 90.28% and a recall rate of 91.68%, providing strong technical support for non-agriculturalization detection.

Key words: remote sensing image, vector data, non-agriculturalization detection, deep learning, superpixel segmentation

耕地作为人类生存和发展的基础资源，需要得到质量和数量的双重保护[1]。然而，受人口增长、城市化进程加快和气候变化的持续影响，造林、挖湖和非法建筑施工等耕地非农化现象逐渐凸显，对生态环境和全球粮食安全构成了潜在威胁[2]。因此，开发和应用先进的耕地非农化检测技术尤为关键。基于遥感影像的变化检测已代替实地调查，成为耕地非农化检测的主要方法。传统变化检测[3]方法包括图像差分[4]、主成分分析[5]、变化向量分析[6]等，大多依赖于特征表征方式和变化阈值的选择，缺乏足够的泛化能力来适应多种场景和多种变化类型[7]。随着人工智能技术的快速发展，深度学习已被广泛应用于包括变化检测在内的多种遥感任务中[8]。深度学习能自动提取和学习影像的复杂特征，从而提高变化检测的准确性和鲁棒性[9]。尽管诸多研究[10-11]已证明了深度学习的有效性，但受遥感影像类间相似性与类内差异性的影响，传统深度学习方法在面向空间或时间跨度较大的地物检测时泛化能力较差，精度无法满足实际应用需求[12]。同时，现有遥感模型往往聚焦于双时相影像数据的对比，过于依赖人工标注的样本，缺乏对多源数据的有效利用[13]。鉴于此，本文提出了一种基于矢量图斑的耕地非农化检测方法，利用现有矢量数据自动生成和标注样本，并在训练过程中引入对比学习思想以提高模型的泛化能力。

项目来源：自然资源部国土卫星遥感应用重点实验室开放基金资助项目（KLSMNRK202206）。
作者简介：毛爱芹（1983—），硕士，高级工程师，从事地理信息系统建设、测绘、大数据技术应用等工作，E-mail：94209732@qq.com。

1 研究方法

本文提出的耕地非农化检测方法主要包括超像素分割、样本自标注与纯化、半监督场景分类和非农化检测4个步骤。首先输入双时相影像和前时相对应的土地覆盖类型矢量数据，基于矢量边界对双时相影像进行超像素分割，并以此为基础进行自适应裁剪与标注；然后通过预训练模型构成的纯化器对前时相样本进行筛选，生成纯净的训练集，将矢量边界内的后时相样本作为预测集用于检测变化；再引入对比学习思想构建了一个半监督学习框架，对前、后时相影像进行训练，从而提高模型的泛化能力；最后将预测集输入模型进行预测，并依据非农化规则检测变化的矢量图斑。

1.1 超像素分割

超像素分割可将图像中邻近的相似像素整合为较大的同质区域[14]。简单线性迭代聚类（SLIC）算法是一种简单高效的超像素分割方法，通过比对像素间的空间相关度和色彩相似性来划分超像素块。虽然SLIC具有较好的边界精度，但在地类边界模糊的复杂场景中仍难保证像素块内地物类别的一致性，从而制约了自标注样本的质量。因此，本文将矢量边界作为约束条件加入SLIC算法，以提高样本生成的质量（图1）。

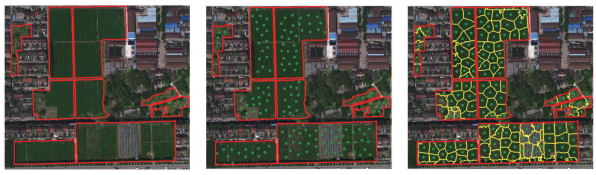


图1 矢量边界约束的SLIC算法

本文先将矢量数据转换为二值化掩码图像，再以此作为空间约束条件对SLIC算法进行改进。本文方法将聚类中心的初始化过程限定在掩码覆盖的有效区域内，并确保后续的迭代优化过程仅在掩码界定的目标区域内开展。对于区域内的每个像素，根据其颜色和空间特征构建五维特征向量 $V_k=[l_k\ a_k\ b_k\ x_k\ y_k]^{\mathrm{T}}$，其中 l_k、a_k、b_k 为图像CIELab颜色空间中三通道的颜色分量；x_k、y_k 为像素坐标。在五维特征空间中计算像素间的距离 D，则有：

$$d_s=\sqrt{(x_j-x_i)^2+(y_j-y_i)^2} \tag{1}$$

$$d_c=\sqrt{(l_j-l_i)^2+(a_j-a_i)^2+(b_j-b_i)^2} \tag{2}$$

$$D=\sqrt{{d_c}^2+m\times{d_s}^2} \tag{3}$$

式中，d_s、d_c 为像素间的空间距离和颜色距离；m 为紧密度系数，用于平衡颜色和空间距离的重要性，较高的紧密度将生成更紧凑的超像素，但会导致边界的粘附性较差。

以 D 为基础通过K均值迭代来更新超像素质心，从而实现区域范围内的超像素分割，尽可能保障后续生成样本地类信息的一致性。

1.2 样本自标注与纯化

为减轻传统深度学习方法对人工标注样本的依赖，本文以超像素分割所得的聚类中心为样本裁剪中心，生成形状规则的影像处理单元，并以矢量图斑的地物类别为生成样本的标签。由于固定的裁剪尺寸可能会导致矢量边界附近的样本引入其他类别的地物信息，干扰模型的分类效果，因此本文根据矢量图斑的边界自适应调节裁剪尺寸，即若裁剪尺寸超出矢量边界，则以超像素中心到矢量边界的距离为裁剪尺寸进行样本生成。此外，由于矢量数据是人工勾画的，无法保证边界内部地物完全一致，单纯以矢量边界信息标注样本存在部分局限性。为增强样本标签的可靠性，本文采用分别在公开数据集EuroSAT[15]和OpenEarthMa上预训练的两个模型对自标注样本进行纯化，若两个模型的预测结果一致，则可认为是高质量的纯净样本。

1.3 半监督场景分类

遥感影像采集过程中会受光照、气候等因素影响，且部分地物具有显著的季候性差异，导致相同地物在不同影像中可能存在较大差异（图2），将在一定程度上限制传统监督学习的泛化推理能力，从而影响变化检测性能。相比之下，对比学习通过比较不同样本间的相似性来学习特征表示，使其在标签不充足的情况下仍能学习到有用的信息。以此为启发，本文设计了一种基于对比学习的半监督学习框架（SSLCL），利用有标签的前时相数据指导分类学习，同时借助无标签的后时相数据调整特征表示，以减少检测过程中类间差异性导致的伪变化。

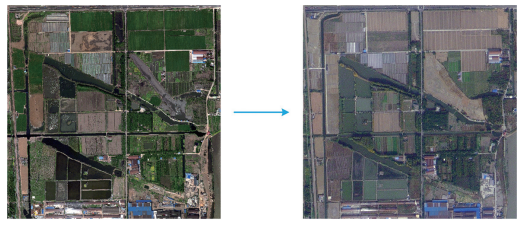


图2 遥感影像的类内差异性

基于对比学习的半监督学习框架由3个共享编码器权重的分支组成，其中两条用于无监督对比学习，一条用于监督学习。在对比学习部分，首先对无标签影像进行两次不同的数据增强变换，生成两个视图，即正样本对，而其他所有视图组成的样本则为负样本对；再将两个视图分别通过特征编码器和全连接层映射到特征空间，特征可表示为：

$$h_i = f(\tilde{x}_i) = \text{Backbone}(\tilde{x}_i) \tag{4}$$

$$z_i = g(h_i) = \text{MLP}(h_i) \tag{5}$$

式中，Backbone() 为特征提取器的骨干网络；MLP() 为投影头的全连接层。

最后利用归一化温标（NT-Xent）损失最大化正样本对在特征空间中的相似度，并最小化负样本对的相似度。NT-Xent损失函数可表示为：

$$\mathcal{L}_{CL} = -\log \frac{\exp(\text{sim}(z_i, z_j)/\tau)}{\sum_{k=1}^{2N} 1_{[k \neq i]} \exp(\text{sim}(z_i, z_k)/\tau)} \tag{6}$$

式中，sim() 为余弦相似度函数；N 为批次中样本的数量；τ 为温度参数；$1_{[k \neq i]}$ 为指示函数，当 $k \neq i$ 时值为1，否则为0。

在监督学习部分，本文采用常规的分类网络结构，并与对比学习部分共享骨干网络，以实现在线微调；同时选用交叉熵函数作为监督分类损失。

1.4　非农化检测

利用半监督训练模型对预测集影像进行分类，并结合预先设定的非农化规则，以矢量图斑为检测单元实现非农化判别。为确保判别的准确性，本文根据非农化对各类地物的容忍度进行以下设置：①敏感类包括建筑物和道路，阈值设置为0，即只要某一耕地图斑内有样本被预测为这两类之一，则判定为非农化；②非敏感类包括除敏感类外的其他非耕地类别，阈值设置为0.2，即耕地图斑内所有样本的预测结果中被预测为非敏感类的比例不得超过20%。

2　实验与结果分析

本文实验在配备48 GB内存、Intel Xeon E52640 v4 @ 2.4 GHz CPU和NVIDIA GeForce RTX 4080S GPU的设备上进行，操作系统为Windows 11。网络模型基于Pytorch框架，利用Python 3.9版本开发。实验过程包括样本生成与纯化、模型训练与预测、变化后处理等步骤。设置样本生成中超像素分割算法的最大迭代次数为30，紧凑度为5，样本分辨率为96。模型训练过程中的输入尺寸统一调整为224，批处理大小为24，训练轮次为150，学习率则根据Adam优化器动态调整，初始值为0.001。

实验选取中国江苏省无锡市惠山区前洲街道作为研究区，包含两期高分二号卫星遥感影像和前时相影像对应的土地覆盖矢量数据。两期影像分别采集于2018年和2020年，包含RGB波段，空间分辨率为1 m，涵盖面积为46.42 km^2，其中耕地区域占比为32.6%。矢量数据由人工勾画创建，以多边形的形式展示，包含唯一标识字段和土地覆盖类型等属性。土地覆盖类型包括耕地、林地、建筑物、道路、水域和人工堆掘地6类。

2.1　分类结果与分析

本文方法利用半监督跨域对比学习框架进行分类后变化检测。为验证该框架的分类效果，将前、后时相的影像样本分别作为训练集和预测集，并与当前主流的对比学习模型和监督学习模型进行对比，结果见表1。本文方法的总体精度（OA）为82.67%、Kappa系数为0.735，优于其他方法，说明本文方法通过融合对比学习与监督学习，实现了更优的分类效果。

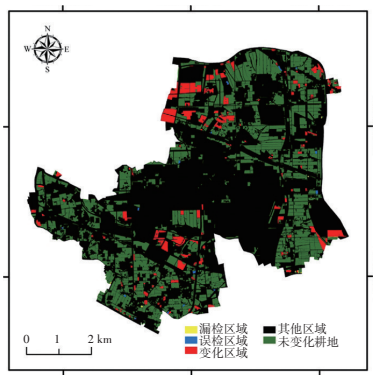
表1　模型复杂度与精度对比

模型	参数量/M	运算数/G	OA/%	Kappa系数
BYOL	12.49	1.82	71.32	0.559
SimSiam	11.79	1.82	70.88	0.547
VICReg	16.43	1.83	71.90	0.649
ResNet-50	23.52	4.12	73.61	0.596
ConvNeXt-T	27.82	4.46	79.28	0.693
WaveMLP-S	30.71	4.55	81.10	0.764
SSLCL	20.91	2.88	82.67	0.735

2.2　非农化检测与消融实验

通过非农化规则对模型预测结果进行处理，成功检测出大部分发生非农化的矢量区域。非农化检测总体结果与细节见图3。为验证检测的准确性，采用目视解译方法统计了正确检测、误检和漏检数量，并计算了准确率和召回率。结果表明，本文方法在研究区内的准确率、召回率和F_1-score分别为90.28%、91.68%和90.96%。

为验证各模块对检测性能的贡献，对本文方法进行了消融实验。选取未加边界约束的SLIC分割、未进行样本纯化并使用ResNet-50分类的基本框架作为基线，消融实验结果见表2。基线模型的F_1-score为76.34%，随着各模块的逐步加入，检测性能得到了明显提高，该结果充分证明了各模块对整体检测性能的贡献。



变化检测结果图



检测结果细节展示

图3 非农化检测结果

表2 消融实验/%

基线	矢量约束	样本纯化	SSLCL	准确率	召回率	F_1-score
√				74.30	78.46	76.34
√	√			82.92	85.36	84.13
√	√	√		84.22	88.23	86.15
√	√	√	√	90.28	91.68	90.96

3 结 语

本文提出了一种结合矢量数据和半监督学习的非农化检测方法，借助矢量数据实现更精确的超像素分割，并生成高质量的自标注样本；再进行半监督对比学习，并结合非农化规则实现变化图斑检测。本文以无锡市惠山区前洲街道为研究区进行实验，验证了本文方法在非农化检测上的有效性，为土地利用规划、国土变更调查等任务提供了有力的技术支持。

参考文献

[1] Shi Y, Duan W, Fleskens L, et al. Study on Evaluation of Regional Cultivated Land Quality Based on Resource-assetcapital Attributes and Its Spatial Mechanism[J]. Applied Geography, 2020, 125:102284

[2] Li H, Song W. Spatial Transformation of Changes in Global Cultivated Land[J]. Science of the Total Environment, 2023, 859:160194

[3] Zhang H, Lin M, Yang G, et al. ESCNet: An End-to-end Superpixel-enhanced Change Detection Network for Very-high-resolution Remote Sensing Images[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 34(1):28-42

[4] 汤富平, 吴臻涵, 蔡东燕, 等. 基于UNet的差值影像变化检测试验与分析[J]. 地理空间信息, 2022, 20(11):25-28

[5] 黄亮, 於雪琴, 姚丙秀, 等. 线性迭代聚类和主成分分析的遥感影像变化检测[J]. 测绘科学, 2019, 44(11):189-194

[6] 李亮, 王蕾, 孙晓鹏, 等. 面向对象变化向量分析的遥感影像变化检测[J]. 遥感信息, 2017, 32(6):71-77

[7] Ma W, Xiong Y, Wu Y, et al. Change Detection in Remote Sensing Images Based on Image Mapping and a Deep Capsule Network[J]. Remote Sensing, 2019, 11(6):626-659

[8] Nuaimi M A A, Salem E H, Ibrahim H F S, et al. Deep Learning-based Assessment of Urban and Vegetation Changes Using High-resolution Khalifasat Satellite Imagery over Dubai[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2024, 10:137-143

[9] Khelifi L, Mignotte M. Deep Learning for Change Detection in Remote Sensing Images: Comprehensive Review and Meta-analysis[J]. IEEE Access, 2020 8:126385-126400

[10] Chen J, Zhao W, Chen X. Cropland Change Detection with Harmonic Function and Generative Adversarial Network[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 19:1-5

[11] 傅绘锦. 一种新的基于深度学习的遥感影像变化检测算法: H-BIT方法的提出与应用[J]. 地理空间信息, 2023, 21(1):53-57

[12] Liu J, Xuan W, Gan Y, et al. An End-to-end Supervised Domain Adaptation Framework for Cross-domain Change Detection[J]. Pattern Recognition, 2022, 132:108960

[13] Zhou Y, Li X, Chen K, et al. Progressive Learning for Unsupervised Change Detection on Aerial Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61:1-13

[14] Wei X, Yang Q, Gong Y, et al. Superpixel Hierarchy[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(10):4838-4849

[15] Helber P, Bischke B, Dengel A, et al. EuroSAT: A Novel Dataset and Deep Learning Benchmark for Land Use and Land Cover Classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 7:2217-2226