

学校代码	10699
分 类 号	O242
密 级	公开
学 号	2022262929

题目

半监督遥感影像
变化检测算法研究

作者 温冬成

学 科 专 业 计算机技术

指 导 教 师 冉令燕

培 养 单 位 计算机学院

申 请 日 期 2025 年 4 月

西北工业大学

硕士学位论文

题目：半监督遥感影像
变化检测算法研究

学科专业：计算机技术

作者：温冬成

指导教师：冉令燕

2025 年 4 月

Research on semi-supervised remote Sensing image change detection algorithm

By

Dongcheng Wen

Under the Supervision of Professor

Lingyan Ran

A Dissertation Submitted to
Northwestern Polytechnical University

In Partial Fulfillment of The Requirement
For The Degree of
Master of **Computer technology**

Xi'an, P.R. China

April 2025

学位论文评阅人和答辩委员会名单

学位论文评阅人名单

姓名	职称	工作单位
全盲评阅	无	无
全盲评阅	无	无
全盲评阅	无	无
全盲评阅	无	无
全盲评阅	无	无

答辩委员会名单

答辩日期	2023 年 x 月 y 日		
答辩委员会	姓名	职称	工作单位
主席	赵钱孙	教授	西北工业大学
委员	周吴郑	教授	西北工业大学
委员	冯陈褚	教授	西北工业大学
委员	蒋沈韩	教授	西北工业大学
委员	朱秦尤	教授	西北工业大学
委员	何吕施	教授	西北工业大学
委员	孔曹严	教授	西北工业大学
秘书	金魏陶	教授	西北工业大学

摘 要

这是在西北工业大学本科毕业设计、硕博研究生毕业论文格式的要求下的一份 LaTeX 文档类模板。使用者无需额外修改格式控制细节，直接在所发布的样例基础上，修改章节标题，撰写内容，即可完成毕业设计论文任务。

关键词：学位论文；模板； $\text{L}^{\text{A}}\text{T}_{\text{E}}\text{X}$

Abstract

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Etiam lobortis facilisis sem. Nullam nec mi et neque pharetra sollicitudin. Praesent imperdiet mi nec ante. Donec ullamcorper, felis non sodales commodo, lectus velit ultrices augue, a dignissim nibh lectus placerat pede. Vivamus nunc nunc, molestie ut, ultricies vel, semper in, velit. Ut porttitor. Praesent in sapien. Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Duis fringilla tristique neque. Sed interdum libero ut metus. Pellentesque placerat. Nam rutrum augue a leo. Morbi sed elit sit amet ante lobortis sollicitudin. Praesent blandit blandit mauris. Praesent lectus tellus, aliquet aliquam, luctus a, egestas a, turpis. Mauris lacinia lorem sit amet ipsum. Nunc quis urna dictum turpis accumsan semper.

Key Words: thesis; template; L^AT_EX

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT	III
图目录.....	VII
表目录.....	IX
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状及趋势	3
1.2.1 半监督学习算法.....	3
1.2.2 基于深度学习的遥感影像变化检测.....	4
1.2.3 半监督遥感影像变化检测	6
1.3 本文主要内容及结构安排	7
第 2 章 相关技术	9
2.1 深度神经网络	9
2.1.1 卷积神经网络	9
2.1.2 Vision Transformer.....	9
2.1.3 Segment Anything Model.....	9
2.2 经典半监督变化检测算法	9
2.3 实验指标.....	9
2.4 实验数据集介绍	9
2.5 本章小结.....	9
第 3 章 基于伪标签评估的自适应半监督变化检测算法	10
3.1 引言	10
3.2 基于伪标签评估的自适应半监督变化检测框架	10
3.2.1 整体框架	10
3.2.2 伪标签评估指标设计	10
3.2.3 自适应样本增强机制	10
3.2.4 自适应师生模型参数更新机制	10
3.3 实验结果及分析	10
3.3.1 变化检测数据集介绍	10
3.3.2 评估指标	10
3.3.3 实验设置	10

3.3.4 对比试验	10
3.3.5 消融实验	10
3.4 本章小结.....	10
第 4 章 基于 SAM 改善伪标签的半监督变化检测算法.....	11
4.1 引言	11
4.2 基于 SAM 改善伪标签的半监督变化检测框架	11
4.2.1 整体框架	11
4.2.2 基于双时分割掩码差分的伪标签生成	11
4.2.3 基于双时特征差分的伪标签生成	11
4.3 实验结果及分析	11
4.3.1 实验设置	11
4.3.2 对比试验	11
4.3.3 消融实验	11
4.4 本章小结.....	11
第 5 章 基于 APE 的单模型半监督变化检测算法	12
5.1 引言	12
5.2 基于 APE 的单模型半监督变化检测框架.....	12
5.2.1 整体框架	12
5.2.2 基于查询的自动伪标签生成.....	12
5.3 实验结果及分析	12
5.3.1 实验设置	12
5.3.2 对比试验	12
5.3.3 消融实验	12
5.4 本章小结.....	12
第 6 章 总结与展望	13
6.1 本文工作总结	13
6.2 未来研究展望	13
参考文献.....	15
致 谢.....	19
在学期间发表的学术成果和参加科研情况	21

图目录

1-1 变化检测在各种领域的应用	2
----------------------------	---

表目录

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

随着科技水平的不断进步，人类的生产、生活对于自然界和人类世界都以更快的速度发挥着更重要的影响力，在以往可能经过数十年乃至几个世纪间的自然演变过程才造成的地球地形地貌变化，例如河流改道、填海填湖，在如今或许被缩短至数年甚至数月，观测和把握这种变化对我们分析和指导生产活动是一件非常重要的事情。目前相关的对地观测技术也得到了飞速的发展，人们借助于高空无人机和遥感卫星的对地传感器能够轻松完成对地球表面的信息采集，并实时返回遥感影像数据，这已经逐渐成为了人们了解和观测地球的主要方式。并且现代遥感成像技术的成熟也使得采集到的遥感图像具有较高的空间分辨率，从而为人们动态检测地表变化提供了可能性和便利性。

所谓的遥感影像变化检测 (Remote sensing change detection, RSCD)，本质上是一个二分类的问题，就是在卫星对于同一区域在不同时间拍摄的双时相图像对中，识别出感兴趣的目标变化区域，比如建筑物、水域、植被和道路。该技术在许多军事领域以及民用应用中发挥着重要作用，例如，城市建设规划、森林环境保护、农村土地管理、自然灾害评估等民用领域和军事监视、导弹命中分析等军事领域。在计算机技术的广泛应用之前，人类主要依靠人工目视法来进行这种变化检测并手动标注变化区域和类型，这种方法虽然可靠，但是依赖于专业研究人员的检测经验，并且在面对海量任务时，这种方法的可行性和经济性就受到了极大的挑战。伴随计算机科学的进步和机器学习的兴起，自动变化检测开始走入了人们的视线，早期广泛采用的基于传统机器学习算法的变化检测方法，其能够处理的遥感图像分辨率相对较低，主要包括：(1) 基于图像差分、图像回归、图像比例、变化向量分析 (CVA) 等代数方法；(2) 基于变换的方法，如主成分分析 (PCA)、多元变化检测 (MAD)、Gramm-Schmidt 变化分析 (GS) 等，通过将高维特征投影到低维特征空间中，使特征分量去相关，从而突出重要的变化信息表示。(3) 基于分类方法。例如，后分类比较方法。该方法首先对前后时间图像进行独立分类，然后逐像素比较两幅图像的分类结果，既可以回答“哪里发生了变化”的问题，也可以回答专家感兴趣的另一个问题“发生了什么变化”，但缺点也很明显，即高度依赖高精度高配准的分类结果，实施起来难度极大。

目前，深度学习算法已经被广泛应用到各种计算机视觉任务，比如图像分类、目标检测、深度估计，以及语义分割、实例分割等与变化检测相似的密集预测任务，并且表现出了远超传统方法的优异性能。然而，基于卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 或者 Transformer 网络的全监督的深度学习变化检测算法都及其依赖于大量的人工标注，当有标注的训练样本减少时，模型的识别能力急剧下降。而且，变化检测任务的数据标注非常复杂，需要高精度几何图像配准和像素级精细标注，耗时耗

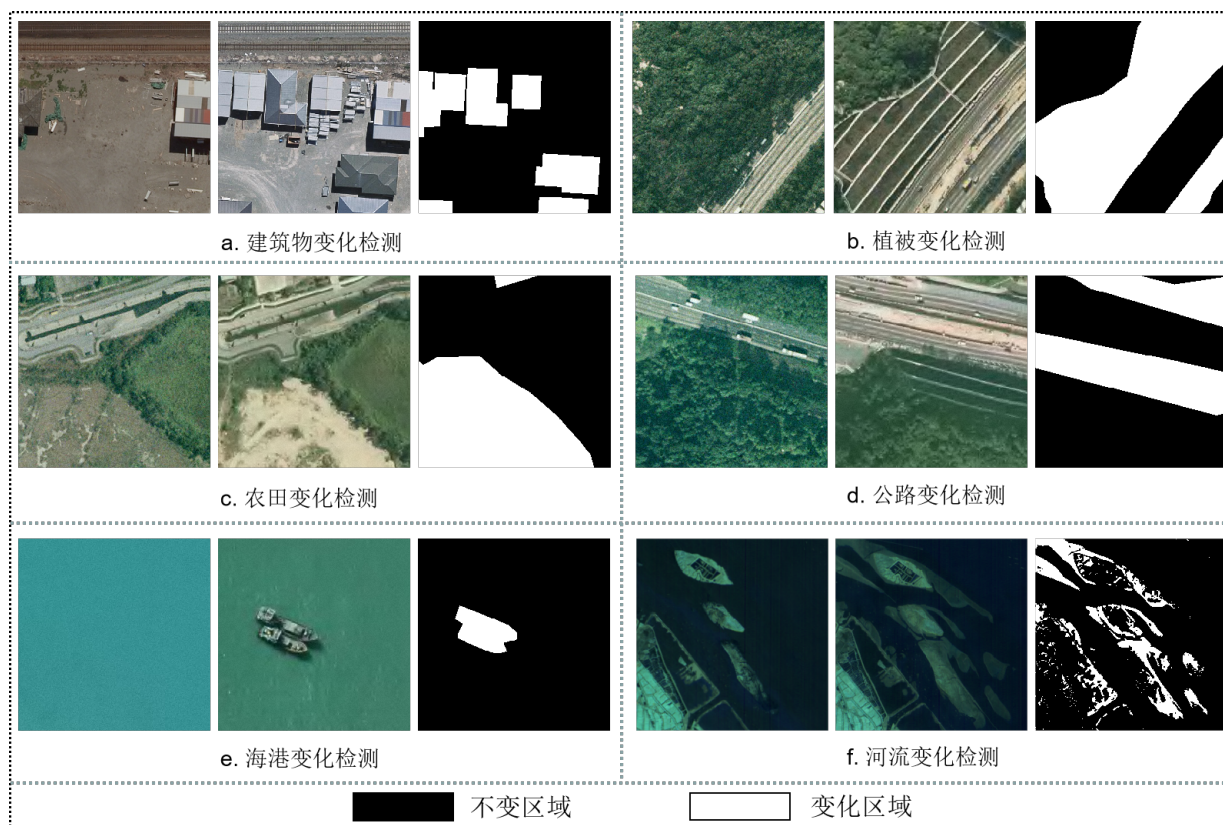


图 1-1 变化检测在各种领域的应用

力。这一点从目前可以获取到的公开数据集的数据规模对比就可以看出来，通常图像分类、目标检测的数据集能够达到数十万张，而变化检测的数据集规模仅在几百至几万张。为了应对这些挑战，研究人员研究了一系列方法，如自监督学习（Self-supervised learning, SSL）、无监督变化检测（Unsupervised Change Detection, USCD）、弱监督变化检测（Weakly Supervised Change Detection, WSCD）和样本生成策略（sample generation strategies）。虽然弱监督变化检测具有一定的成本效益，但它依赖于不完整或不准确的标签，这可能会引入错误信号和不可预测的噪声数据。另一方面，无监督变化检测完全不使用标注数据，而是利用数据中存在的固有联系作为监督指导，这导致它在处理分类或检测等特定任务时，由于缺乏正确的语义信息而面临挑战。样本生成策略，包括数据增强 [23]、生成式对抗网络和扩散模型，经常需要模拟或合成额外的数据样本。然而，当处理有限的可用样本时，由于生成的数据多样性不足，这些方法可能会遇到约束，从而降低模型的泛化能力。半监督变化检测有效弥补了这些方法的不足，一方面它能够从有限的标注数据中学习到正确的语义信息，另一方面还能够从大量的易获得的无标注数据分布中学习到更为多样的变化特征表示，因此，半监督变化检测成为了一种更有前景的解决方案。

在此背景之下，本文着力研究了半监督变化检测算法，针对模型为无标注样本生成的伪标签可能包含错误标签从而引入额外噪声这一问题，我们从提高无标注样本的伪标

签的可靠性入手进行了一系列的研究，分别从无标注样本增强、模型参数更新、伪标签生成模型、伪标签生成策略等方面进行了改进，有效地提升了伪标签的质量，从而提高了半监督变化检测算法的性能。

1.2 国内外研究现状及趋势

此前国内外学者已经在半监督变化检测算法领域进行了大量的研究，本小节将介绍与本文最相关的几个方向的研究现状，包括半监督学习，全监督遥感影像变化检测，以及半监督遥感影像变化检测的基本任务与方法和研究发展历程。

1.2.1 半监督学习算法

在实际应用场景中，无标签的数据易于获取，而有标签的数据收集起来通常很困难，标注过程也是一项极度劳动密集的工作。在这种情况下，半监督学习（Semi-Supervised Learning, SSL）是一种克服样本标注困难问题的可行方法，近年来也已经成为深度学习领域一个热门的研究方向，其旨在仅利用一小部分标记数据进行监督训练，学习到正确的语音信息，同时利用大量的无标注训练样本进行无监督训练，以提高模型的泛化性，减少过拟合现象。SSL 主要包含三种策略：一致正则化（Consistent Regularization, CR）、自训练（Self Training）、生成模型以及一些包括其中多种思想的整体方法。

一致性正则化方法基于扰动一致性的概念，所谓的扰动一致性即：如果对一个未标记的数据应用实际的扰动，则预测不应发生显著变化，因为在聚类假设下，具有不同标签的数据点在低密度区域是互相分离的。这种方法首先对输入数据施加不同程度的扰动，将模型在这些输入数据上的输出之间的一致性作为训练约束。目前的三个主流的一致性正则化训练框架包括： Π -模型 [35]，时间集成模型 [35] 和平均教师（Mean-Teacher, MT）模型 [32]。这几种框架都是以双分支网络作为基础架构，两个网络分支分别对扰动后的训练样本和原始训练样本进行前向推理，通过最小化两次推理的概率分布的均方误差（Mean Square Error, MSE）来优化模型参数。其中 Π -模型的双分支网络之间是共享参数权重的，每次更新参数之后两个分支同步更新；时间集成模型合并时间序列上的所有输出结果，当前模型预测结果与历史预测结果的指数移动平均值（Exponential Moving Average, EMA）做均方误差计算，这有效地保留历史了信息，消除了扰动并稳定了当前值；MT 模型从模型参数层面进行了平滑操作，学生模型的权重是历史模型参数的 EMA 集成，该模型在随后的各个领域的半监督研究中得到了应用，例如 Active-Teacher 用于半监督对象检测 [36]，[33]，[37]-[39] 用于半监督一般语义分割，[40] 用于图像分类，[41][42] 用于半监督医学图像分割。此外有研究人员也在扰动设计方面进行了探索，[43] 和 [25] 分别在一致性正则化中应用了图像级扰动和特征级扰动。

基于自训练的半监督学习算法思想是：首先使用一个预测模型或它的某些变体来为无标注样本生成一些伪标签，将这些伪标签和有标注的数据样本混合在一起进行监督训练，提供一些额外的训练信息。一个最为关键的问题就在于伪标签的可靠性，因为这直

接影响了模型的训练效果，因此大量的研究从此处入手，研究了生成高质量伪标签的方法。[44] 采用一个设定的概率阈值作为选择标准，预测概率小于此阈值的类别标签直接被丢弃。ST++[45] 开发了一种多层自训练结构，每个阶段选择一批高质量的伪标签参与到训练，反复进行此挑选和训练过程，直到所有未标记的样本都得到了利用。[46] 计算出伪标签中每个像素的信息熵，使用一个恒定的熵值作为过滤阈值，排除那些不可靠的伪标签。此外还有一种协同训练（Co-training）框架^[1]，这种框架包含两个模型，分别为彼此提供伪标签。

基于生成模型的方法旨在利用生成模型对数据的分布进行建模，从而推断出未标注数据的潜在信息。半监督变分自编码器^[2] 是变分自编码器（Variational Autoencoder, VAE）在半监督学习中的一种扩展方法，添加了一个分类器来学习语义信息，首先 VAE 从标注样本集中学习一个真实的数据分布，然后在大量的无标注样本上基于分类器分类结果去指导模型学习一个更为丰富的潜在分布。Ren 等人 [] 利用生成对抗策略训练了一个能够生成共配准图像的生成器，从原始图像高维特征空间中采样，从特征空间分布的上界和下界之间按照策略选择一些特征向量生成高质量配准图像，从而后续只需用通过特征融合方法即可找出变化区域，并且扩充了学习到的特征空间。Bandara 等人在大规模数据集上预训练了一个 Denoising Diffusion Probabilistic Models (DDPM)，利用其具有强大表征能力的编码器进行双时图像的特征提取以提高变化检测性能。

通常情况下，实际应用中更多采用的是整体方法（Holistic Methods），即在一个框架中整合前述的 SSL 的主要方法，从而获得更好的性能。比如 [33]、[38]-[40] 和 [45] 这些研究工作。其中最为经典的是 FixMatch^[3]，提出了一种基于伪标签和一致性正则化的简单而有效的整体方法。进一步，Yang 等人根据分类和分割任务的差异，增加了一种新的前馈流即特征摄动，以及一种极强的增强摄动流，通过多一致性约束构造更广阔的扰动空间。此外，他们同期关于半监督语义分割的另外两项研究考虑了在半监督语义分割训练中加入自适应调整机制，但他们的视野局限于训练数据，遗憾的是他们没有考虑更高层次的模型训练。

1.2.2 基于深度学习的遥感影像变化检测

受深度学习在各领域取得的巨大成功所启发，近十年在变化检测领域也涌现出了许多经典的工作，推动了遥感影像变化检测研究的发展，下面本小节将按照大致的时间顺序分别介绍基于 CNN 的变化检测方法、基于 Transformer 的变化检测方法以及近期出现的基于大模型的变化检测方法。

(1) 基于 CNN 的变化检测方法

CNN 引入了卷积和池化网络层，使其能够有效地捕获数据中的空间特征和局部关系，同时通过深度网络结构层层提取更抽象的高维特征，经典的 CNN 架构包括 LeNet-5、AlexNet、VGG、ResNet 等。研究人员利用双分支孪生网络分别对两幅时相图像进行处理，提取高维特征，然后进行特征融合，识别出双时相图像对之间的差异。最为经典的

工作是 Daudt 等人^[4] 在 2018 年使用全卷积网络构建了基于 UNet 的架构及其两个孪生变体, 这三种变化检测框架分别是 FC-EF、FC-Siam-conc、FC-Siam-diff, 每种框架都采用了不同的特征融合策略, 其中 FC-EF 是在输入层面首先对双时相图像进行了图像级别的融合, 另外两种都是对从双时相图像对中抽取的高维特征进行融合。Shi 等人^[5] 提出的 DSAMNet 在每个多尺度特征融合阶段添加了卷积块注意模块 (Convolutional Block Attention Modules, CBAM), 这种轻量级的注意力机制从空间和通道两个维度上对特征之间的关系进行了建模, 动态地调整了特征图地权重。Zhang 等人^[6] 提出了一个互特征学习网络——MFNet (Mutual Feature-Aware Networks), 提出的对称变化特征融合模块弥补了此前差分特征融合造成的信息丢失问题, 同时通过在编码阶段提前引入差异感知, 使得编码器更加聚焦于对潜在变化区域的特征学习。Fang 等人^[7] 将孪生网络和稠密连接的 NestedUNet 网络结合到了一起, 浅层特征和深层特征之间紧凑的信息传输减少了特征抽取中的位置信息丢失。Zheng 等人提出的 ChangeStar^[8] 通过构造伪配准图像对, 以语义分割方式来处理两幅图像, 以单时相图像来训练双时相图像对变化检测模型, 减少了对特征融合和图像配准的依赖。总的来说, 基于 CNN 的监督变化检测方法大多侧重于特征融合模块的设计或者精巧的编码器设计, 以更加精确地表示变化特征。

(2) 基于 Transformer 的变化检测方法

Transformer 是一种基于自注意力机制的深度学习模型, 最初由 Vaswani 等人在 2017 年提出^[9], 首次用于自然语言处理任务中的序列到序列 (Seq2Seq) 建模, 尤其是在机器翻译任务中取得了革命性突破。其核心特性是完全抛弃了传统的循环神经网络 (RNN) 和卷积神经网络 (CNN), 以自注意力机制和全连接网络为基础, 显著提高了模型在长程依赖任务中的效率和性能。随着 Google Research 于 2020 年提出了 Vision Transformer (ViT)^[10], 首次将 Transformer 网络应用到了计算机视觉领域, 其迅速成为了计算机视觉领域的新宠方向, 在变化检测领域亦是如此。Chen 等人首先将 ViT 引入了变化检测任务, 提出的 BIT^[11] 是一种基于原生 Transformer 架构的网络, 旨在通过 Transformer 对双时相图像的时空上下文进行建模。然而, 该模型直接采用原生 Transformer 的解码器, 未充分利用浅层特征, 这限制了其性能。相比之下, Li 等人提出的 TransUnet^[12] 引入了 UNet 风格的解码器, 取代了 Transformer 原有的解码方式, 通过融合上一阶段的特征图逐步恢复至原始尺寸, 从而显著提升了模型的表现。NVIDIA 提出的 SegFormer^[13] 是一种基于 Transformer 的通用语义分割架构, 利用轻量级编码器实现多尺度特征提取。受其启发, Bandara 等人设计了 ChangeFormer^[14], 该模型引入了针对变化检测任务的特定模块, 通过卷积操作学习双时相特征图之间的变化关系。相比传统方法, ChangeFormer 展现了更高的精度和鲁棒性。Jiang 等人提出的 VcT^[15] 将每个像素作为一个图节点, 利用图神经 (GNN) 网络对所有节点组成的结构化信息进行建模, 挖掘具有共同背景信息的可靠 token, 而不是像以往手动设置固定 token, 更具针对性的特征学习提高了检测的效率和准确性。

一些研究发现,在变化检测中,由于数据有限,纯 Transformer 模型可能无法发挥其全部潜力。因此还有一些研究将 CNN 和 Transformer 结合在了一起,使得两种模型的优点能够互补,既可以利用 CNN 强大的局部信息捕捉能力,又能够利用 Transformer 兼顾对全局关系的建模,实现全局特征和局部特征学习的统一。比较经典的工作有 Jiang 提出的 MSFCTNet^[16] 和 Li 等提出的 MCTNet^[17] 和 ConvTransNet^[18]。这类方法总体思想基本一致,但这些研究人员分别从不同方向对 CNN 与 Transformer 的高效信息交互进行了改进和创新。

(3) 基于大模型的变化检测方法

近年来,大模型(Large Models)的发展成为人工智能领域的核心热点之一。这些模型以大规模参数、海量数据和复杂架构为特征,在自然语言处理、计算机视觉、强化学习等领域展现出卓越性能。它们通常基于自注意力机制(Self-Attention)驱动的 Transformer 模型,通过在大规模数据集上边的自监督预训练,获得了强大的通用表征提取能力,虽然这些模型和上一小节同属 Transformer 类型,但由于其带来的变革性突破,本小节将单独分析基于大模型的变化检测研究。自从自然语言处理领域的 BERT、GPT 问世并引起广泛关注以后,计算机视觉领域的预训练大模型也迅速地出现在了人们的眼前。其中 SAM^[19](Segment Anything Model)是图像分割通用大模型的开篇之作,以其强大的零样本推理能力和无需微调的交互式分割,被认为彻底颠覆了传统的深度学习方法。Li 等人^[20]最早提出了结合大模型进行变化检测的新范式,提出了一个包含冻结基础模型(如 CLIP^[21]、SAM 等)、双时态适配分支(Bi-TAB)以及它们之间的桥接模块三部分的双时态适配网络(BAN),将大模型的大量先验知识注入到了变化检测模型。Ding 等人^[22]通过训练一个轻量级的适配器网络(Adapter)来更具针对性地利用 SAM 在遥感影像场景中强大的视觉表示能力对双时相图像进行特征提取。Liu 等人^[23]将大语言模型和变化检测模型结合起来,提出了一个变化检测智能体(Change-Agent),能够输入文本和图像两种模态的数据,按照输入指令交互式地检测感兴趣的变化区域。Dong 等人^[24]同样基于 Clip 进行了多模态变化检测的研究,他们将图像-文本编码的结果与解码阶段的视觉特征相结合,从而增强了图像的语义。Zheng 等人^[25]利用 SAM 强大的零样本扩展能力,基于构建的点提示以及 SAM 提取的特征空间在图像内和图像间的潜在相似性,进行无需训练的零样本推理,首次提出并应用到了零样本变化检测任务。但是这和传统意义上的零样本任务任然有差别,就是需要人工对每幅图像进行点提示的标注。

1.2.3 半监督遥感影像变化检测

对大量图像进行变化检测的精细标注非常耗时,目前解决此问题的方法主要集中在半监督变化检测上(Semi-supervised Change Detection, SSCD)。与第 1.2.1 小节的半监督算法研究类似,SSCD 也主要分为两大类别,其一是基于一致性正则化的方法,其二是基于生成对抗模型(Generative Adversarial Network, GAN)的方法。

在一致性正则化方面，在变化检测中引入平均教师模型最早是由 Bousias 等人提出的 [47]。然而，最初的实验结果并没有显示出相当大的潜力，因为与仅使用有限数量的标记数据进行完全监督学习的基准相比，这种 SSCD 方法存在不足。甚至随着真实标注数据越来越多，这种与全监督训练之间的性能差距仍在继续扩大。以此为基础，Mao 等人 [48] 分别对教师模型和学生模型的输入进行了强、弱增强操作。此外，他们制定了一个额外的教师虚拟对抗训练组件，以进一步减少伪标签噪音的负面影响。此外，有的其他半监督方法使用单模型或具有共享权重的双分支模型。如 Sun 等 [49] 引入了孪生网络。他们结合了基于伪标签的额外自训练，采用阈值过滤来消除低质量的伪标签。这种过滤背后的基本原理在于低置信度的伪标签引入的潜在噪声，这可能会对自训练产生不利影响。Hafner 等人提出了一种双任务 SSCD 框架，该框架结合了建筑物分割和变化检测这两个密切相关的下游任务。他们在 Siamese 分割网络和变化检测网络产生的两个变化检测掩码之间设计了一种新的一致性约束。Bandara 等 [25] 探索了新的正则化项，即基于特征的扰动，在特征层面应用各种数据扰动来扩展一致性约束的分布空间。该方法充分利用了未标记样本中嵌入的信息，在最近的工作中，Zhang 等人 [27] 对未标记数据集施加了类一致性和特征一致性两个约束。通过将未标记样本在变化类和不变类上的特征表示对齐，模型可以从更接近真实分布的特征空间中学习，这使得他们极大地改进了 SSCD 的性能。

其他方法主要利用 GAN 这种生成模型，它最初是由 Goodfellow 在 2014 年提出的 [51]。一些方法使用 GAN 来学习接近真实标记数据的特征分布空间 [26], [52]-[54]；另一部分使用 GAN 生成数据样本 [55], [56]；在最近的工作中，比较值得注意的研究是 [18] 提出了一种新的变化检测范式，将无监督、弱监督、区域监督和完全监督的变化检测统一到了一个端到端的框架中，在无监督变化检测中，主要目标被定义为最小化一个区域，使得生成网络可以在屏蔽该区域后产生与另一个时间的图像相似的图像。对于弱监督和新提出的区域监督变化检测任务，关键思想在于最小化一个区域，使判别网络在屏蔽该区域后无法区分真实不变图像对。虽然这些努力在 SSCD 中取得了巨大的成功，但 GAN 的高度不稳定训练使得超参数调整变得具有挑战性。此外，梯度消失的问题经常出现在训练阶段，以及如果没有实施额外的训练技术，鉴别器的强判别能力可能导致 GAN 的生成器和鉴别器之间的性能不平衡。因此，实现理想的最优场景是具有挑战性的，这使得该方法的基本应用有些复杂。

1.3 本文主要内容及结构安排

本文着力研究半监督变化检测任务，在少量有标注训练数据上学习正确的语义信息并在大量且易获得的无标注训练样本上学习到一个更加丰富的特征空间分布。其中一个关键问题就在于能否减少无标注样本训练中不可避免的噪声问题，这有两种解决方案：通过改善伪标签的质量来提高半监督变化检测的性能；从特征层面构造正则化项从而排除错误伪标签的重要影响。本文从这两点入手，主要研究内容如下：

1) 基于伪标签评估的自适应半监督变化检测。针对大量的无标注样本中不同样本个体之间存在很大的差异,模型为这些具有不同难易程度的样本生成的伪标签可靠性也不尽相同。本算法设计了一种自适应动态学习策略 AdaSemiCD,旨在提高伪标签的准确性并简化训练过程。我们的框架结合了传统的半监督训练方法,并辅以两个创新的功能模块 AdaFusion 和 AdaEMA。首先,我们利用 AdaFusion 在单个样本水平上对不确定性高的样本区域进行改造,从而提高伪标签的准确性。其次在 AdaEMA 模块中引入了模型级参数更新的自适应选择过程,使模型能够充分集成优越的参数。大量的实验结果表明了我们所提出的方法能够极大地改善伪标签的质量,使得变化检测性能更好。

2) 基于大模型先验的半监督变化检测。针对变化检测网络为无标注数据生成的伪标签质量不足可能引入大量额外噪声的问题,我们通过构建一个在包含遥感数据的大规模数据集上进行过预训练的大模型辅助模块,引入大量的先验知识;同时利用通用分割大模型在目标边界上的强大分割能力,通过几种不同的融合策略,从单时相分割掩码生成双时相变化检测掩码,以改善伪标签质量。实验表明从预训练通用分割大模型引入先验知识能够达到更好的变化检测性能。

3) 基于特征对齐的半监督变化检测。

本文的章节结构安排如下:

第一章首先系统性地阐述了变化检测任务的应用场景和研究价值,以及半监督变化检测算法的研究背景和意义,然后梳理了目前国内外关于半监督学习、深度变化检测、半监督变化检测的研究进展和主流方法,最后介绍了本文的主要研究内容和文章结构安排。

第二章首先介绍了本文研究工作中用到的一些骨干网络

第 2 章 相关技术

2.1 深度神经网络

2.1.1 卷积神经网络

2.1.2 Vision Transformer

2.1.3 Segment Anything Model

2.2 经典半监督变化检测算法

2.3 实验指标

2.4 实验数据集介绍

2.5 本章小结

第 3 章 基于伪标签评估的自适应半监督变化检测算法

3.1 引言

3.2 基于伪标签评估的自适应半监督变化检测框架

3.2.1 整体框架

3.2.2 伪标签评估指标设计

3.2.3 自适应样本增强机制

3.2.4 自适应师生模型参数更新机制

3.3 实验结果及分析

3.3.1 变化检测数据集介绍

3.3.2 评估指标

3.3.3 实验设置

3.3.4 对比试验

3.3.5 消融实验

3.4 本章小结

第 4 章 基于 SAM 改善伪标签的半监督变化检测算法

4.1 引言

4.2 基于 SAM 改善伪标签的半监督变化检测框架

4.2.1 整体框架

4.2.2 基于双时分割掩码差分的伪标签生成

(1) 像素级差分算法

(2) 实例级差分算法

4.2.3 基于双时特征差分的伪标签生成

4.3 实验结果及分析

4.3.1 实验设置

4.3.2 对比试验

4.3.3 消融实验

4.4 本章小结

第 5 章 基于 APE 的单模型半监督变化检测算法

5.1 引言

5.2 基于 APE 的单模型半监督变化检测框架

5.2.1 整体框架

5.2.2 基于查询的自动伪标签生成

5.3 实验结果及分析

5.3.1 实验设置

5.3.2 对比试验

5.3.3 消融实验

5.4 本章小结

第 6 章 总结与展望

6.1 本文工作总结

6.2 未来研究展望

参考文献

- [1] Blum A, Mitchell T. Combining labeled and unlabeled data with co-training[C]. Proceedings of the eleventh annual conference on Computational learning theory. 1998: 92-100.
- [2] Kingma D P, Mohamed S, Jimenez Rezende D, et al. Semi-supervised learning with deep generative models[J]. Advances in neural information processing systems, 2014, 27.
- [3] Sohn K, Berthelot D, Carlini N, et al. Fixmatch: Simplifying semi-supervised learning with consistency and confidence[J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 596-608.
- [4] Daudt R C, Le Saux B, Boulch A. Fully convolutional siamese networks for change detection[C]. 2018 25th IEEE international conference on image processing (ICIP). IEEE, 2018: 4063-4067.
- [5] Shi Q, Liu M, Li S, et al. A deeply supervised attention metric-based network and an open aerial image dataset for remote sensing change detection[J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2021, 60: 1-16.
- [6] Zhang Q, Lu Y, Shao S, et al. Mfnet: Mutual feature-aware networks for remote sensing change detection[J]. Remote Sensing, 2023, 15(8): 2145.
- [7] Fang S, Li K, Shao J, et al. Snunet-cd: A densely connected siamese network for change detection of vhr images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19: 1-5.
- [8] Zheng Z, Ma A, Zhang L, et al. Change is everywhere: Single-temporal supervised object change detection in remote sensing imagery[C]. Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2021: 15193-15202.
- [9] Vaswani A. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017.
- [10] Dosovitskiy A. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale[J]. arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2020.
- [11] Chen H, Qi Z, Shi Z. Remote sensing image change detection with transformers[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-14.
- [12] Li Q, Zhong R, Du X, et al. Transunetcd: A hybrid transformer network for change detection in optical remote-sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-19.
- [13] Xie E, Wang W, Yu Z, et al. Segformer: Simple and efficient design for semantic segmen-

- tation with transformers[J]. *Advances in neural information processing systems*, 2021, 34: 12077-12090.
- [14] Bandara W G C, Patel V M. A transformer-based siamese network for change detection [C]. *IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, 2022: 207-210.
- [15] Jiang B, Wang Z, Wang X, et al. Vct: Visual change transformer for remote sensing image change detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023.
- [16] Jiang M, Chen Y, Dong Z, et al. Multiscale fusion cnn-transformer network for high-resolution remote sensing image change detection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 5280-5293. DOI: 10.1109/JSTARS.2024.3361507.
- [17] Li W, Xue L, Wang X, et al. Mctnet: A multi-scale cnn-transformer network for change detection in optical remote sensing images[C]. *2023 26th International Conference on Information Fusion (FUSION)*. 2023: 1-5. DOI: 10.23919/FUSION52260.2023.10224182.
- [18] Li W, Xue L, Wang X, et al. Convtransnet: A cnn-transformer network for change detection with multiscale global - local representations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 1-15. DOI: 10.1109/TGRS.2023.3272694.
- [19] Kirillov A, Mintun E, Ravi N, et al. Segment anything[C]. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2023: 4015-4026.
- [20] Li K, Cao X, Meng D. A new learning paradigm for foundation model-based remote-sensing change detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 1-12. DOI: 10.1109/TGRS.2024.3365825.
- [21] Radford A, Kim J W, Hallacy C, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision[C]. *International conference on machine learning*. PMLR, 2021: 8748-8763.
- [22] Ding L, Zhu K, Peng D, et al. Adapting segment anything model for change detection in vhr remote sensing images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 1-11. DOI: 10.1109/TGRS.2024.3368168.
- [23] Liu C, Chen K, Zhang H, et al. Change-agent: Towards interactive comprehensive change interpretation and analysis from change detection and change captioning[J]. *arXiv preprint arXiv:2403.19646*, 2024.
- [24] Dong S, Wang L, Du B, et al. Changeclip: Remote sensing change detection with multi-modal vision-language representation learning[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and*

Remote Sensing, 2024, 208: 53-69.

- [25] Zheng Z, Zhong Y, Zhang L, et al. Segment any change[J]. arXiv preprint arXiv:2402.01188, 2024.

致 谢

感谢我的老师和我的朋友们……

在学期间发表的学术成果和参加科研情况

[1] ...

西北工业大学

学位论文知识产权声明

本人完全了解学校有关保护知识产权的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属于西北工业大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版。本人允许论文被查阅和借阅。学校可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。同时本人保证，毕业后结合学位论文研究课题再撰写的文章一律注明作者单位为西北工业大学。

本学位论文属于（在以下方框内打“√”）：

☐ 保密论文，保密期（ 年 月 日至 年 月 日）。

☐ 公开论文。

学位论文作者签名：_____

年 月 日

指导教师签名：_____

年 月 日

西北工业大学

学位论文原创性声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容和致谢的地方外，本论文不包含任何其他个人或集体已经公开发表或撰写过的研究成果，不包含本人或其他已申请学位或其他用途使用过的成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式表明。

本人学位论文与资料若有不实，愿意承担一切相关的法律责任。

学位论文作者签名：_____

年 月 日