

基于多尺度分割模糊推理的遥感影像单个训练样本的屋顶提取方法

时翔宇¹, 童恒建^{1,2}, 赵 济¹

(1. 中国地质大学(武汉) 计算机学院, 湖北 武汉 430078;
2. 武汉工程科技学院 计算机与人工智能学院, 湖北 武汉 430200)

摘要: 遥感影像屋顶提取是指通过图像分析技术, 从复杂地物背景中自动识别、获取建筑物屋顶对象及其空间轮廓的过程, 是城市精细化管理与三维建模的重要基础。针对传统分割方法参数依赖经验、深度学习方法对大规模标注样本依赖强的问题, 提出一种基于单样本模糊推理的多尺度分割自适应屋顶提取方法。首先, 在多尺度分割框架下, 以人工选取的目标屋顶对象为引导; 其次, 构建以对象纹理特征与结构稳定性为输入的模糊推理系统, 对尺度参数、形状权重与紧致度权重进行协同更新, 引导分割结果在迭代过程中逐步向目标屋顶真实结构收敛。实验表明, 在单一样本条件下, 所提方法的交并比(IoU)达到 79.2%。相较于商业软件 eCognition、通用基础模型 SAM 而言, 在复杂背景场景下的查准率(Precision)提升了 7%~9%, 有效缓解了传统方法参数敏感与大模型在遥感场景中的边界溢出问题, 具有较好的稳定性与工程应用价值。

关键词: 遥感影像; 屋顶提取; 多尺度分割; 模糊推理; 单样本

DOI: 10.11907/rjdk.261042

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(XXXX)0XX-0001-08

扫描二维码阅读全文:



One-Shot Roof Extraction Method from Remote Sensing Images Using Fuzzy Inference Based on Multiscale Segmentation

SHI Xiangyu¹, TONG Hengjian^{1,2}, ZHAO Ji¹

(1. School of Computer Science, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430078, China;

2. School of Computer Science and Artificial Intelligence, Wuhan University of Engineering Science, Wuhan 430200, China)

Abstract: Remote sensing image roof extraction refers to the process of automatically identifying and obtaining building roof objects and their spatial contours from complex terrain backgrounds through image analysis techniques. It is an important foundation for urban fine management and 3D modeling. A multi-scale segmentation adaptive roof extraction method based on single sample fuzzy inference is proposed to address the problems of traditional segmentation methods relying on empirical parameters and deep learning methods relying heavily on large-scale annotated samples. Firstly, in the multi-scale segmentation framework, guided by manually selected target roof objects; Secondly, a fuzzy inference system is constructed with object texture features and structural stability as inputs, which collaboratively updates the scale parameters, shape weights, and compactness weights to guide the segmentation results to gradually converge towards the true structure of the target roof during the iterative process. The experiment shows that under the condition of only requiring a single sample, the intersection over union (IoU) of the proposed method reaches 79.2%. Compared with commercial software eCognition and general basic model SAM, the precision in complex background scenes has been improved by 7% to 9%, effectively alleviating the sensitivity of traditional methods to parameters and the boundary overflow problem of large models in remote sensing scenes. It has good stability and engineering application value.

Key Words: remote sensing imagery; roof extraction; multiscale segmentation; fuzzy inference; one-shot learning

收稿日期: 2026-01-22

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(42171384)

作者简介: 时翔宇(2001-), 男, 中国地质大学(武汉)计算机学院硕士研究生, 研究方向为遥感图像处理与分析; 童恒建(1970-), 男, 博士, 中国地质大学(武汉)计算机学院教授、硕士生导师, 研究方向为遥感图像分割与分类、遥感图像处理与分析和模糊逻辑; 赵济(1990-), 男, 博士, 中国地质大学(武汉)计算机学院副教授、博士生导师, 研究方向为人工智能, 计算机视觉和图像处理。本文通讯作者: 童恒建。

0 引言

随着高分辨率遥感卫星技术的快速发展,亚米级影像已成为获取城市精细地表信息的重要数据来源。建筑物屋顶作为城市空间结构的基本单元,精确提取其对城市规划、违建监测、灾害评估及三维城市建模等应用具有重要意义^[1-3]。然而,高分辨率影像中复杂的纹理信息、光照变化及地物间光谱相似性,使屋顶提取面临显著挑战:①不同屋顶在尺度与形状上的差异,易导致分割不一致;②阴影与植被遮挡会造成边界粘连;③屋顶与道路等地物的“同谱异物”现象会进一步降低模型提取精度^[4]。

Blaschke^[5]基于对象的影像分析(Object-Based Image Analysis, OBIA)方法,综合利用纹理、形状与空间关系等高层语义信息,已成为高分辨率遥感影像处理中重要的技术路线。多尺度分割作为OBIA的核心,其分割质量高度依赖尺度参数、形状权重及紧致度权重的设置^[6]。然而,统一的全局参数往往难以适应不同尺度目标的提取需求,容易产生过分割与欠分割现象^[7]。近年来,深度学习方法在建筑物提取任务中取得了显著进展,但其性能依赖大量标注样本与计算资源,在样本受限或特定场景下的泛化能力不足^[8-10]。此外,大模型的推理过程缺乏可解释性,难以对屋顶边界形态进行显式约束。

为了兼顾传统方法的可解释性与数据驱动方法的灵活性,研究者开始探索知识驱动与学习驱动相结合的策略。模糊逻辑能有效描述遥感影像中的不确定性与模糊边界,在参数自适应与目标识别方面具有潜力^[11]。然而,现有研究多将模糊推理用于分类或结果优化阶段,较少直接嵌入多尺度分割参数的动态更新过程。尤其是,在单样本驱动条件下,如何建立目标对象特征与分割参数间的非线性映射关系仍有待深入研究。为此,本文提出一种基于单样本模糊推理的多尺度分割参数自适应屋顶提取方法。首先,在多尺度分割框架下引入目标驱动机制,仅需人工选取一个屋顶样本即可进行后续操作;其次,通过模糊推理系统分析目标特征与当前分割状态之间的差异;最好,对尺度、形状及紧致度权重进行协同更新,引导分割结果逐步逼近真实屋顶边界。主要贡献为:①提出单样本驱动的多尺度分割参数自适应框架;②构建尺度、形状与紧致度3个参数协同的模糊推理机制;③实现分割参数在迭代过程中的动态更新与目标收敛。

1 相关工作

1.1 多尺度分割参数优化方法

多尺度分割是面向对象分析的前提,核心难点在于确定最优分割参数。早期,参数设置主要依赖“试错法”(Trial-and-Error),即通过人工反复调整参数并目视判读效

果,但该方法主观性强且效率低下^[2]。为了实现参数自动化选择,Drăguț等^[6]提出ESP(Estimation of Scale Parameter)工具,通过计算局部方差率来探测影像对象的特征尺度。随后,引入群体智能算法,以对象内的同质性和对象间的异质性为目标函数进行参数寻优,例如遗传算法、粒子群优化^[7,12]。

然而,上述方法主要侧重于最优化估计全局参数,忽略了影像中不同地物目标的局部尺度差异。当背景复杂且目标(屋顶等)尺度变化剧烈时,全局最优参数往往会导致局部目标的提取精度下降。此外,现有的参数优化方法多为“离线”计算,无法支持分割过程中基于目标反馈的实时动态调整。

1.2 深度学习与少样本屋顶提取

随着深度学习发展,基于全卷积网络的方法已成为提取建筑物的主流方法。Xu等^[8]引入多尺度注意力机制,增强了网络对复杂背景的鲁棒性。MFFP-Net通过多特征融合改善了建筑物边缘的分割效果^[9]。尽管精度不断提升,但深度学习模型对标注数据的依赖,限制了其在样本受限场景下的应用。

为了降低标注成本,少样本学习(Few-shot Learning, FL)被引入遥感领域^[13-15]。例如,原型网络(Prototypical Networks, PN)被用于从少量支持样本中学习类原型。Ao等^[16]将SAM(Segment Anything Model)引入遥感领域,提出SEMPNet以增强少样本分割能力。

然而,这类方法的本质仍依赖大规模预训练模型的特征表征能力,计算复杂度高且在处理遥感影像特有的光谱混淆(如屋顶与路面)时,往往会出现边缘溢出或语义模糊现象,难以与形态学方法一样,精准地控制几何边界。

1.3 模糊逻辑在遥感影像分析中的应用

由于遥感成像过程中的混合像元及环境干扰,地物边界往往表现出模糊性(Fuzziness)。模糊逻辑因其在处理不确定性和非二值逻辑方面的优势,被广泛应用于遥感影像分类与变化检测。Benz等^[17]建立了基于模糊集理论的面对象影像分析框架。Bogdanov等^[11]尝试利用模糊推理进行分割参数的自适应选择。Wu等^[18]将模糊逻辑与对象级分析结合,以提取建筑物。刘纪远等^[19]基于模糊规则对遥感信息提取的不确定性进行建模。

尽管如此,现有研究多将模糊逻辑用于分割后的分类判别或结果优化阶段,较少将其直接嵌入多尺度分割的参数迭代演化过程中。尤其是,在单样本驱动条件下,如何利用模糊推理建立目标特征与分割参数(尺度、形状、平滑度)之间的非线性映射关系,仍需要深入探索。

2 基于单个样本进行模糊推理的多尺度分割方法

2.1 总体框架

为了实现遥感影像中屋顶目标的自适应提取,提出一

种基于单个样本进行模糊推理的多尺度分割方法。该方法以对象为基本处理单元,通过结合多尺度分割与模糊推理,在无需大量训练样本的情况下,实现分割参数的动态更新与目标对象的逐步优化分割。

图 1 为所提方法的整体流程。首先,对输入遥感影像进行多尺度初始分割,采用偏小尺度参数获得过分割结果,以保证目标屋顶被完整包含在若干相邻对象中;其次,在初始分割结果中选取单个屋顶目标,对其所包含的多个对象进行特征计算,构建目标对象的特征描述;再次,以目标对象特征为参考,通过模糊推理系统对分割参数进行自适应调整,得到新的尺度参数、形状权重和平滑度权重;最后,基于更新后的参数对影像对象进行合并,通过迭代方式不断优化分割结果,直至目标屋顶完成稳定分割。

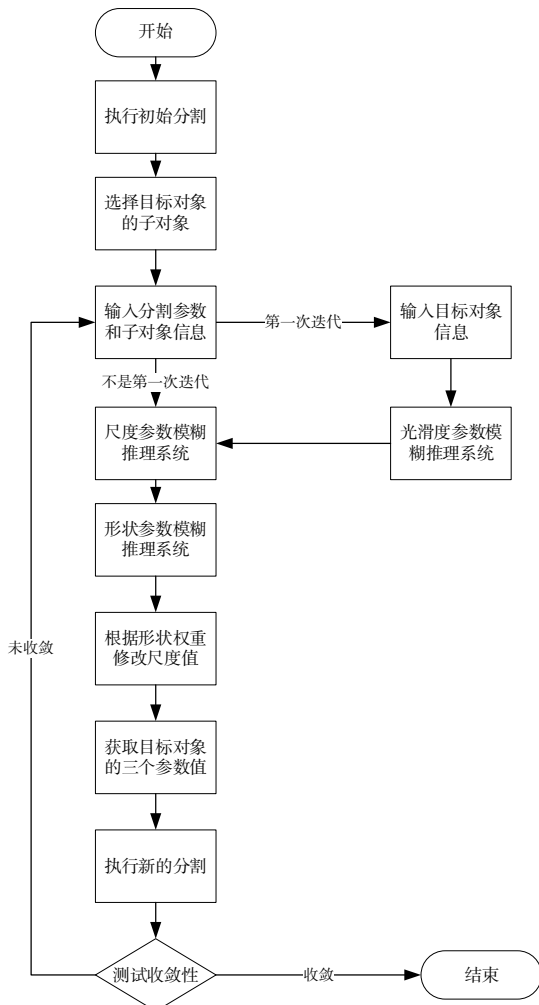


Fig. 1 Process of single sample fuzzy inference based on multi-scale segmentation method

图 1 基于多尺度分割方法的单样本模糊推理的流程

相较于传统固定分割参数的方法,本文方法将目标对象特征引入分割参数更新过程,避免了人为经验参数选择带来的不确定性。该方法不依赖大规模训练样本,而通过单个屋顶目标的对象特征学习,实现对同类目标的隐式建模。当目标屋顶完成分割后,其对应的分割参数可被视为

该类目标的特征表达,可通过类比推理推广至整幅遥感影像,实现屋顶目标的整体提取。此外,在保持多尺度分割灵活性的同时,引入模糊推理机制对分割过程进行引导,使分割参数随目标特征变化进行自适应调整,为复杂场景下屋顶目标的精细提取,提供了有效的工程化解决方案。

2.2 多尺度算法实现

多尺度分割是 OBIA 方法的核心步骤,目标是在不同尺度层级下将影像划分为具有内部一致性和明确边界的对象单元。然而,分割结果的质量很大程度上依赖分割参数的合理设置,尤其是尺度参数、形状权重和平滑度权重。

为了对基于模糊推理的参数自适应更新提供稳定的初始对象结构,在固定初始参数条件下对遥感影像执行一次多尺度过分割。具体为,采用一种自底向上的区域合并型多尺度分割策略,基本流程包括:初始对象生成、邻接对象搜索、对象合并代价计算、对象合并更新。分割过程以像元为最小处理单元,逐步合并满足合并准则的相邻对象,以形成不同尺度层级下的分割结果。在分割初始阶段,影像中每个像元被视为一个独立对象,通过邻接关系搜索构建对象间的空间邻接结构,并在此基础上迭代执行对象合并操作,在合并代价超过尺度阈值或达到预设终止条件时停止,最终得到过分割对象集合。

在影像分割过程中,对影像对象的空间特征、光谱特征和形状特征进行操作,生成的影像对象不仅包括光谱同质性,还包括空间特征与形状特征的同质性。其中,整体光谱异质性变化是度量两个相邻物体(obj1、obj2)潜在合并产生的物体异质性差异(即特征空间中的相似性),如式(1)所示。

$$h_{\text{spectral}} = \sum_c \left(n_{\text{obj1} + \text{obj2}} \times \sigma_c^{\text{obj1} + \text{obj2}} - \left(n_{\text{obj1}} \times \sigma_c^{\text{obj1}} + n_{\text{obj2}} \times \sigma_c^{\text{obj2}} \right) \right) \quad (1)$$

式中: c 表示不同的光栅层,即多光谱图像的波段; w_c 为每一层相关联的权重,由用户确定; n 为组成物体的像素数; σ_c 为每一层内像素值的标准差。

整体形状的非均匀性变化是紧致性非均匀性变化与平滑性非均匀性变化的加权平均值,如式(2)所示。

$$h_{\text{shape}} = w_{\text{compact}} \times h_{\text{compact}} + (1 - w_{\text{compact}}) \times h_{\text{smooth}} \quad (2)$$

式中: w_{compact} 为与紧致性异质性变化相关联的权重,由用户决定,最紧凑的形式可描述为一个圆,最光滑的形式可描述为一个矩形。

紧致性异质性变化如式(3)所示。平滑性非均匀性变化如式(4)所示。

$$h_{\text{compact}} = n_{\text{obj1} + \text{obj2}} \times \frac{l_{\text{obj1} + \text{obj2}}}{\sqrt{n_{\text{obj1} + \text{obj2}}}} - \left(n_{\text{obj1}} \times \frac{l_{\text{obj1}}}{\sqrt{n_{\text{obj1}}}} + n_{\text{obj2}} \times \frac{l_{\text{obj2}}}{\sqrt{n_{\text{obj2}}}} \right) \quad (3)$$

$$h_{smooth} = n_{obj1+obj2} \times \frac{l_{obj1+obj2}}{b_{obj1+obj2}} - \left(n_{obj1} \times \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \times \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}} \right) \quad (4)$$

式中: n 为组成对象的像素数; l 为对象的周长; b 为对象的边界框的周长。

综上, $h_{spectral}$ 、 h_{shape} 的加权和表明了两个相邻对象潜在合并的整体异质性变化, 如式(5)所示。

$$f = w \times h_{spectral} + (1 - w) \times h_{shape} \quad (5)$$

式中: w 为与光谱异质性变化相关的用户分配权重; 如果 $f < s^2$, 将考虑两个相邻对象之间的合并; s 为用户指定的阈值, 称为尺度调节参数 $Scale$ 。

为了提升分割过程的计算效率, 采用基于扫描线的邻接对象搜索策略, 仅在空间相邻对象之间计算合并代价, 避免计算全局对象对时造成的冗余。该策略能在保证分割结果一致性的同时, 将邻接关系搜索的复杂度控制在近似线性范围内。

本文通过上述多尺度分割算法, 在固定初始参数条件下获得稳定的过分割对象集合。该分割结果在保持屋顶边界完整性的同时, 为后续基于单样本模糊推理的分割参数自适应更新提供可靠的对象基础。需要强调的是, 本文方法并不追求在初始分割阶段获得最优分割结果, 而通过后续目标驱动的参数调整, 引导对象逐步合并, 逼近目标屋顶的真实结构。

2.3 模糊推理系统设计

为实现多尺度分割参数在目标驱动条件下的自适应更新, 引入模糊推理机制对分割过程进行引导。相较于将模糊逻辑直接用于目标分类或决策判断的方法而言, 本文方法不直接决定对象是否属于屋顶目标, 而通过动态调整分割参数, 引导对象合并过程逐步逼近目标屋顶的真实结构。

考虑到多尺度分割中尺度参数、形状权重和平滑度权重在分割结果中具有不同的控制作用, 设计3个相互独立但协同工作的模糊推理系统, 分别自适应调整上述参数。3个模糊推理系统在结构上保持一致, 模糊推理系统(Fuzzy Inference System, FIS)的设计流程如图2所示。

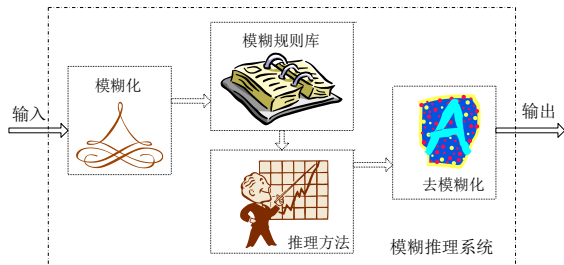


Fig. 2 Fuzzy reasoning system

图2 模糊推理系统

2.3.1 尺度参数模糊推理系统

尺度参数是多尺度分割中控制对象合并的核心变量, 其变化直接决定相邻对象是否满足合并准则。为了在单样本条件下实现尺度参数的自适应调节, 构建了尺度参数

模糊推理系统, 并按照“模糊化—规则库—推理—去模糊化”的标准设计流程进行。

(1)模糊化。尺度参数模糊推理系统设置两个输入变量: ①目标对象纹理特征 $Texture$; ②目标对象稳定性特征 $Stability$ 。其中, $Texture$ 用于表征目标对象内部光谱离散程度, 反映当前尺度下屋顶对象是否存在过分割倾向; $Stability$ 用于描述目标对象在迭代过程中的结构稳定程度, 反映对象合并状态是否趋于稳定。为了便于不同影像或不同目标对象间的统一推理, 两个输入变量均采用阈值参数 $TextureTO$ (目标对象纹理特征)、 $StabilityTO$ (目标对象稳定性特征) 进行尺度归一化。

$$Texture \in [0, 3 \cdot TextureTO], \quad Stability \in [0, 3 \cdot StabilityTO] \quad (6)$$

对于 $Texture$ 输入变量, 定义 Low、Average、High 等3类语言项, 分别采用三角形、梯形隶属函数进行表示。

$$\mu_{Texture}^{Low}(x) = \text{trimf}(x; -TextureTO, 0, TextureTO) \quad (7)$$

$$\mu_{Texture}^{Average}(x) = \text{trimf}(x; 0.25 TextureTO, TextureTO, 1.25 TextureTO) \quad (8)$$

$$\mu_{Texture}^{High}(x) = \text{trapmf}(x; TextureTO, 2 TextureTO, 3 TextureTO, 4 TextureTO) \quad (9)$$

对于 $Stability$ 输入变量, 同样定义 Low、Average、High 等3类语言项, 但为了增强对稳定性变化的平滑响应, 分别采用高斯型、广义钟形与双高斯型隶属函数进行表示。

$$\mu_{Stability}^{Low}(x) = \text{gaussmf}(x; 0.3 StabilityTO, 0) \quad (10)$$

$$\mu_{Stability}^{Average}(x) = \text{gbellmf}(x; 0.3 StabilityTO, 1, StabilityTO) \quad (11)$$

$$\mu_{Stability}^{High}(x) = \text{gauss2mf}(x; 0.3 StabilityTO, 2 StabilityTO, 0.3 StabilityTO, StabilityTO) \quad (12)$$

通过上述隶属函数, 任一输入样本 ($Texture, Stability$) 都能被映射为各语言项的隶属度, 可用于后续规则触发与推理计算。

(2)模糊规则库。尺度参数模糊推理系统的输出为尺度调节策略, 包括 Reduce (减小尺度)、Maintain (保持尺度)、Increase (增大尺度)。考虑到本文采用了 Takagi-Sugeno 推理, 输出项采用常数型后件 (constant) 进行表示。

$$Reduce: \text{contant}[x] \quad (13)$$

$$Maintain: \text{contant}[y] \quad (14)$$

$$Increase: \text{contant}[z] \quad (15)$$

式中: x, y, z 为3种策略对应的确定性输出值, 在实现中直接由 FIS 输出变量的隶属函数值给出。

此外, 本文依据 $Texture$ 与 $Stability$ 的组合状态, 构建了9条规则组成的规则库 (3×3), 语义形式如表1所示。由此可知, 尺度更新的基本逻辑为: 当对象纹理较低且稳定性较低 (目标尚未形成稳定对象) 时, 倾向于增大尺度以促进合并; 当纹理与稳定性处于中等或过渡状态时, 应保持尺度; 当纹理较高且稳定性较高 (结构趋稳且细节可能被破坏风险上升) 时, 倾向于减小尺度以抑制进一步合并。

Table 1 Semantic form of rule library

表1 规则库语义形式

Stability Texture	Low	Average	High
Low	Increase	Increase	Maintain
Average	Increase	Maintain	Reduce
High	Maintain	Reduce	Reduce

(3)推理方法。对于第*i*条规则,其触发强度(规则权重)由规则前件的输入隶属度通过“与”运算得到。本文采用最小值作为T-范数实现,如式(16)所示。

$$w_i = \min(\mu_{A_i}(\text{Texture}), \mu_{B_i}(\text{Stability})) \quad (16)$$

式中: μ_{A_i} 、 μ_{B_i} 分别为第*i*条规则前件中Texture、Stability所选语言项的隶属度。

由于后件为常数型(0阶 Sugeno),则第*i*条规则输出也为常数 $c_i \in \{x, y, z\}$,以分别对应 Reduce、Maintain、Increase 策略。

(4)去模糊化。Takagi-Sugeno通常采用加权平均方式获得确定性数值的推理输出。首先,通过尺度推理子系统得到一个候选尺度值 ansScale。

$$\text{ansScale} = \frac{\sum_{i=1}^9 w_i \cdot c_i}{\sum_{i=1}^9 w_i} \quad (17)$$

式中: w_i 为第*i*条规则的触发强度; $c_i \in \{x, y, z\}$ 为对应规则后件的常数输出。

由于尺度参数直接采用 ansScale 可能导致迭代过程中尺度变化过大,从而引起对象过度合并或结构震荡。为此,本文将 ansScale 转换为尺度变化量,引入由形状参数推理得到的 NewShape 抑制尺度更新。尺度变化量如式(18)所示。

$$\text{ScaleChange} = \text{ansScale} - S_i \quad (18)$$

其次,采用形状门控因子(1-NewShape)缩放该变化量,得到用于更新的尺度,如式(19)所示。

$$S_{t+1} = S_i + \text{ScaleChange} \cdot (1 - \text{NewShape}) \quad (19)$$

式中: S_i 为第*t*轮迭代的当前尺度; S_{t+1} 为更新后的尺度。

当 NewShape 较大时,(1-NewShape)较小,尺度更新被显著抑制,体现了“形状约束增强时尺度变化更保守”的策略;当 NewShape 较小时,尺度更新更接近 FIS 输出的候选尺度 ansScale,会积极地推动对象合并,向目标结构逼近。

2.3.2 形状权重模糊推理系统

形状权重用于平衡光谱信息与对象几何形态在分割合并过程中的影响。屋顶目标常具有相对规则几何形态的特点,因此引入形状权重模糊推理系统,对分割过程中的对象形态约束强度进行自适应调节。

在形状权重模糊推理系统中,选取对象紧致度、形态拟合度等几何特征作为模糊输入变量,用于刻画当前分割对象在形态结构上的稳定性。当分割结果在形态上偏离目标屋顶结构时,通过模糊推理机制动态调整形状权重,从而增强形态约束在对象合并过程中的作用。此外,通过

动态调节形状权重,使分割结果在保持屋顶整体几何结构的同时,避免因过度强调形态约束而引入的错误合并。

2.3.3 平滑度权重模糊推理系统

平滑度权重主要用于控制对象边界的平滑程度,对屋顶边界完整性与稳定性具有重要影响。由图1中的 workflow 可见,平滑性 FIS 只评估一次,目标对象的平滑权值在剩余迭代的整个过程中保持不变,原因为目标对象的形状属性确定平滑权值的唯一重要因素。

同时,由于目标对象不会改变,与平滑度相关的权重也不会改变,改变的参数是整体形状权重,因此只计算一次平滑度权重,并在每次迭代中使用形状权重修改其重要性。由此可知,平滑度和紧凑度并不是互斥的术语,即一个对象可以是平滑的,也可以是紧凑的。

理想的平滑对象由矩形构成,因此可利用矩形拟合的特征进行描述。首先,通过该特征创建一个矩形,其面积、长宽比与正在评估的对象相同;其次,将矩形拟合到对象上,将矩形外部的对象区域与内部的对象区域进行比较;最后,通过0(无拟合)~1(完美拟合)之间的值描述拟合,构成在 FIS 中使用的模糊输入变量 Rect_Fit。此外,变量紧凑性(Compact)通过对象周长与面积的比率进行定义。该机制有助于在分割过程中逐步提升屋顶边界的整体一致性和视觉连贯性。

在每一轮迭代过程中,3个模糊推理系统分别输出对应的分割参数调整结果,并将他们组合形成新的参数配置,以指导下一轮对象的合并操作。分割参数在目标对象特征的引导下逐步收敛,使分割结果从初始的过分割状态,逐渐逼近目标屋顶的真实结构,直到达到收敛条件:过分割的众多小对象合并为最初设定的目标对象。最终,根据类比推理原理实现基于单个屋顶进行训练,即可分割所有屋顶。

3 实验设计与结果分析

3.1 数据集与实验设置

为了验证本文方法在屋顶提取任务中的有效性,在 WHU 建筑物数据集中选取两幅高分辨率遥感影像作为实验数据,每张图片的尺寸为 512×512 像素^[20]。WHU 建筑物数据集因具有空间分辨率高、标注精确等优点,被广泛应用于建筑物提取研究,如图3所示。

在实验环境设置方面,本文方法对计算资源依赖较低,所有推理与分割实验均在本地通用计算平台(CPU 环境)下完成。同时,选取业界主流的遥感图像处理软件 eCognition、通用视觉分割大模型(SAM)作为比较模型。此外,为了确保实验公平性,将所有屋顶的真实质心作为提示点输入 SAM 模型,在相同位置先验条件下,比较各方法提取屋顶边界的精度。



Fig. 3 Experimental data

图3 实验数据

3.2 评价指标与精度评价方法

为了全面评价本文方法在屋顶提取任务中的性能,从对象级与像素级两个层面构建评价体系。对象级评价指标主要用于衡量分割结果的屋顶目标完整性与对象结构合理性,重点关注分割对象与真实屋顶之间的对应关系,通过对象级提取准确率(Object-level Precision)进行量化,如式(20)表示。像素级评价使用像素精度(Pixel Accuracy, PA)、精准率(Precision)、召回率(Recall)和交并比(IoU, Intersection over Union)等4个指标进行评估。

$$P_{obj} = \frac{N_d}{N_t} \quad (20)$$

式中: N_d 为屋顶边界与真实边界相同或几乎相同的屋顶个数; N_t 为屋顶的真实个数。

3.3 实验结果

图4为两幅实验图从初始过分割到分割完成时的演化过程,从左至右依次为原图、初始过分割结果、迭代后结果。由此可知,在初始分割阶段,屋顶区域通常被划分为多个尺度较小的子对象,存在明显的过分割现象。随着基于模糊推理的分割参数自适应更新过程推进,相邻屋顶子对象在保持边界一致性的前提下逐步合并,最终形成了结构完整、边界清晰的屋顶对象。



Fig. 4 Results during the experimental process in Figures 3(a) and 3(b)

(b)

图4 图3(a)、图3(b)实验过程中的结果

表2为迭代分割实验结果。由此可知,大多数屋顶能以单一或少量对象的形式完整呈现,屋顶内部对象结构趋于稳定;非屋顶区域仍保持了较细碎的对象分布状态。实验表明,基于目标特征驱动的参数更新机制能有效区分屋顶对象与背景对象,避免全局尺度调整带来的过度合并问题。

Table 2 Experimental results of iterative segmentation

表2 迭代分割实验结果 (%)					
图像	P_{obj}	PA	Precision	Recall	IoU
图 a	83.5	93.7	85.7	91.3	79.2
图 b	86.7	98.9	76.4	87.2	68.7

3.4 比较实验

图5为两幅实验影像分别在本文方法、eCognition方法和SAM模型的分割结果,从左至右依次为本文方法、eCognition方法、SAM模型,具体数据如表3所示。在两组不同场景的测试中,本文方法取得了最高的交并比(IoU),分别为79.2%、68.7%。eCognition人工调参方法非常费时,采用本文推理出的3个参数进行分割发现,屋顶提取结果精度仍然较高,证明了该参数在eCognition的多尺度分割框架下仍具有良好的泛化能力与稳定性。SAM方法具有极高的召回率,有效解决了通用模型在遥感影像复杂背景下的误提取问题,在样本减少的同时可更精确地提取屋顶轮廓,但查准率不如本文方法。



Fig. 5 Visualization results of comparative experiments

图5 比较试验可视化结果

3.5 消融实验

为了进一步探究形状权重、平滑度权重自适应调节机制在屋顶提取中的具体作用,开展消融实验量化各几何约束参数对分割结果完整性与边界规则性的贡献。首先,移除平滑度模糊推理模块(记为“去除 Smooth”),验证平滑度约束的有效性;其次,同时移除形状与平滑度模糊推理模块(记为“去除 Smooth + Shape”),仅依赖尺度参数进行分割,作为基准对照。图6分别为两幅实验影像的消融实验结果,从左至右依次为本文方法、去除 Smooth、去除 Smooth + Shape的方法,具体数据如表4所示。

Table 3 Comparative experimental results					
表 3 比较实验结果					
实验图像	方法	PA	Precision	Recall	IoU
图 3(a)	本文方法	93.7	85.7	91.3	79.2
	eCognition	92.9	85.3	89.6	77.6
	SAM 模型	91.5	78.7	98.3	77.7
图 3(b)	本文方法	98.9	76.4	87.2	68.7
	eCognition	93.9	74.6	86.3	66.7
	SAM 模型	98.5	67.0	91.6	63.1

Table 4 Ablation experimental results					
表 4 消融实验结果					
实验图像	方法	PA	Precision	Recall	IoU
图 3(a)	本文方法	93.7	85.7	91.3	79.2
	去除 Smooth	92.8	84.6	93.0	79.1
	去除 Smooth + Shape	86.1	70.1	77.8	56.7
图 3(b)	本文方法	98.9	76.4	87.2	68.7
	去除 Smooth	98.6	71.5	79.6	60.4
	去除 Smooth + Shape	97.9	58.8	56.7	36.7

由此可知,形状权重(Shape)为影响分割精度的关键因素,移除后两幅影像的IoU分别下降22.5%、32.0%,证明仅依赖尺度参数无法有效保持屋顶的几何特征。相较而言,平滑度权重(Smooth)主要起到辅助微调作用,特别是在图3(a)中,移除平滑度后IoU仅下降0.1%,验证了平滑度参数“单次推理”机制的高效性,即在不显著增加计算负担的前提下,对边界进行适度优化。



Fig. 6 Visualization results of ablation experiment
图6 消融实验可视化结果

4 结语

本文针对传统高分辨率遥感影像屋顶提取中,传统分割方法参数自适应难、深度学习模型对标注样本依赖强等问题,构建了“单样本引导—特征差异度量—模糊推理反馈”的闭环控制框架。首先,设计了尺度、形状及平滑度等3个模糊推理系统,建立了目标屋顶特征与分割参数调整策略之间的非线性映射规则;其次,利用类比推理,在仅需一个目标样本的条件下,实现了对分割粒度与边界形态的动态协同约束,有效解决了多尺度分割中参数选择的主观

性与不确定性。

基于WHU建筑物数据集的实验表明,本文方法在不同密度的建筑区及复杂背景下的性能优势明显,交并比(IoU)最高达到79.2%,能在复杂背景下高精度、高鲁棒性地提取屋顶,验证了所提方法的有效性。相较于SAM,本文方法引入形状与平滑度的几何约束,有效抑制了背景误报,在复杂场景下的查准率提升了7%~9%。相较于eCognition,本文方法减少了大量试错时间,eCognition软件直接使用本文方法推理出的参数也能获得较高的分割精度。

未来,将围绕以下3个方面展开工作:①进一步扩展目标对象特征体系,引入更高层次的结构特征或上下文信息,增强模型对复杂地物形态的适应能力;②探索半自动或交互式的目标样本选取策略,降低人工参与程度,提升模型实用性;③将所提方法推广至道路、水体、植被等典型地物,并在此基础上逐步实现面向多地物的对象级语义分割,为遥感影像精细解译提供新的技术思路。

参考文献:

[1] STUMPF A, KERLE N. Object-oriented classification for building extraction[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 34(1): 3-13.

[2] MYINT S W, GOBER P, BRAZEL A, et al. Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115 (5) : 1145-1161.

[3] ZHANG L P, LI D R, LI Q Q. Object-oriented building extraction from high-resolution remote sensing imagery [J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(6): 1135-1147.

张良培, 李德仁, 李清泉. 面向对象的高分辨率遥感影像建筑物提取方法研究[J]. 遥感学报, 2012, 16(6): 1135-1147.

[4] MA L, LIU Y, ZHANG X, et al. Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 152: 166-177.

[5] BLASCHKE T. Object based image analysis for remote sensing [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65 (1) :

- 2-16.
- [6] DRĂGUT L, TIEDE D, LEVICK S R. ESP: a tool to estimate scale parameter for multi-resolution image segmentation[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2010, 24(6): 859-871.
- [7] KIM M, WARNER T A. Scale optimization in object-based image analysis using a genetic algorithm[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2015, 81(10): 765-775.
- [8] XU R, MAO R, ZHUANG Z, et al. Building extraction from remote sensing images based on multi-scale attention gate and enhanced positional information[J]. *PeerJ Computer Science*, 2025, 11: e2826.
- [9] XU H, HUANG Q, LIAO H, et al. MFFP-Net: building segmentation in remote sensing images via multi-scale feature fusion and foreground perception enhancement[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(11): 1875.
- [10] WANG M, SU L, YAN C, et al. RSBuilding: towards general remote sensing image building extraction and change detection with foundation model[DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2403.07564>.
- [11] BOGDANOV A, KUSKA A. Adaptive segmentation parameter selection using fuzzy inference[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(12): 1452-1459.
- [12] ZHANG X, XIAO P, FENG X, et al. Separability-based multiscale segmentation of high-resolution remote sensing imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 23(10): 52-60.
- [13] ZHANG Y, LI Y. Few-shot building extraction from remote sensing images via prototype rectification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 37(4): 66-75.
- [14] GAO T, AO W, WANG X A, et al. Enrich, distill and fuse: generalized few-shot semantic segmentation in remote sensing leveraging foundation model's assistance[C]// *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2024: 2771-2780.
- [15] ZHANG Z, HU X, YANG Y, et al. High-quality one-shot interactive segmentation for remote sensing images via hybrid adapter-enhanced foundation models[J]. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 2025, 139: 104466.
- [16] AO W, ZHENG S, MENG Y. SEMPNet: enhancing few-shot remote sensing image semantic segmentation through the integration of the segment anything model[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2024, 61: 2426589.
- [17] BENZ U C, HOFMANN P, WILLHAUCK G, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information[J]. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 2004, 58(3-4): 239-258.
- [18] WU S, ZHANG Y, LIU J. Building extraction from high-resolution remote sensing images using fuzzy logic and object-based analysis[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 52: 382-395.
- [19] LIU J Y, WANG S H, ZHANG Z X. Remote sensing information extraction based on fuzzy rules[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2016, 18(4): 489-497.
- 刘纪远, 王少华, 张增祥. 基于模糊规则的遥感影像信息提取方法研究[J]. *地球信息科学学报*, 2016, 18(4): 489-497.
- [20] JI S P, WEI S Q, LU M. Fully convolutional networks for multi-source building extraction from an open aerial and satellite imagery dataset[J]. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 2018, 57(1): 574-586.

(责任编辑:刘嘉文)