引文格式：岳志兰,吕露瑶,蔡栋,等. 地图多尺度表示中的建筑物选取方法[J]. 地理空间信息, 2026, 24(2):74-78. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.02.015

地图多尺度表示中的建筑物选取方法

岳志兰[1]，吕露瑶[1]，蔡　栋[1]，李晓翠[2*]
（1. 中国人民解放军61363部队，陕西 西安 710054；2. 北京吉威数源信息技术有限公司，北京 100043）

摘　要：地图多尺度表达中，选取操作对于精简元素、提升可读性及维持地理特征至关重要。相较于矢量建筑物选取方法的广泛应用，栅格建筑物选取方法的研究尚显不足。为此，本研究创新性地引入改进的简单线性聚类超像素分割技术，摒弃地理元素考量，并设计高效的基于权值的选择策略。为验证该方法的适应性和实用性，选取城市和郊区不同形态和分布的建筑物进行验证。结果表明，该方法能在不同细节层次上精准识别并选取分散非规则建筑物，同时有效保持其原始分布特征和相对密度。此外，该方法融合了多种几何、属性和地理特征，为制图提供了多样化且灵活的选取方案。本研究为栅格建筑物选取提供了新的技术路径，对推动地图多尺度表达的自动化处理具有重要意义。

关键词：建筑物选取；超像素分割；分布密度；地图综合
中图分类号：P283　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）02-0074-05

Building Selection Method in the Multi-scale Representation of Two-dimensional Raster Map

YUE Zhilan[1], LYU Luyao[1], CAI Dong[1], LI Xiaocui[2]
(1. 61363 Unit, Chinese People's Liberation Army, Xi'an 710054, China;
2. Beijing Geoway Data Source Information Technology Co., Ltd., Beijing 100043, China)

Abstract: In the multi-scale representation of maps, the selection operation is of great significance for simplification elements, enhancing readability, and maintaining geographical features. Compared with the extensive application of vector building selection methods, the research on raster building selection methods is still insufficient. To address this issue, we innovatively introduced the improved simple linear clustering superpixel segmentation technique, discarding the consideration of geographical elements, and designed an efficient selection strategy based on weight. To verify the adaptability and practicality of this method, we selected buildings with different shapes and distributions in urban and suburban areas for verification. The results show that this method can accurately identify and select scattered and irregular buildings at different levels of detail, while effectively maintaining their original distribution characteristics and relative density. In addition, this method integrates a variety of geometric, attribute, and geographical features, providing diverse and flexible selection schemes for cartography. This study provides a new technical path for raster building selection and is of great significance for promoting the automated processing of map multi-scale representation.

Key words: building selection, superpixel segmentation, distribution density, map generalization

二维地图多尺度表达需通过选取、化简等操作保持空间分布特征。建筑物选取作为基础环节，旨在比例尺缩小时通过智能删除冗余特征，维持建筑群的空间范围、密度与结构，同时消除视觉冲突。传统方法多基于矢量数据，依赖几何运算与空间分析，但难以迁移至栅格数据。随着CNN等技术的发展，基于栅格数据的建筑物分布感知与结构保持取得突破，但仍面临算法复杂、计算效率低等问题[1-2]。本文基于SLIC超像素分割算法，提出一种改进的基于权值的栅格建筑物选取方法。该方法通过优化聚类策略与参数配置，在保持空间分布特征的同时，有效降低时间复杂度，提升算法的实用性与可扩展性，适用于多策略栅格建筑物选取任务[3-5]。

1　相关技术

根据地图元素的不同类型，选取方法可分为点、线和面方法。早在1966年，Töpfer等[6]提出了典型的开方根法则，用于确定在相应地图比例尺下选取对象的数量。在点选取方面，学者们主要应用了Delaunay三角网[7]、Voronoi图[8-10]和四叉树等[11-16]方法[17-19]。面要素选取方法，特别是用于建筑物的选取[20]，包括建筑物典型化，已经得到了广泛的发展。这类方法通常可

第一作者简介：岳志兰（1978—），硕士，工程师，研究方向为地图综合，E-mail：1175814265@qq.com。
通信作者：李晓翠（1990—），硕士，工程师，研究方向为地图综合，E-mail：lixiaocui@geoway.com.cn。

以定义为具有特定重定位的选取[21-22]。针对栅格建筑物数据，Shen等[5]首次提出了一种多策略的基于栅格的建筑物选取方法。在该方法中，提出了一种同质线性光谱聚类（HLSC）超像素分割方法，并设计了4种选取策略用于生成选取结果，该方法能够在不同细节层次上有效选取散列式分布的非规则建筑物，同时保持原始的分布范围和相对的分布密度。

上述文献表明，几乎所有的选取方法都基于矢量数据，而基于栅格的建筑选取方法则鲜有关注。尽管矢量方法相对丰富，但它们无法应用于处理栅格数据。然而，在实际的多层次制图过程中，存在大量栅格数据源，例如遥感图像、航拍图像、扫描地图等。此外，基于栅格数据的制图综合方法还具有以下不可替代优势：①栅格数据是直接从遥感平台如无人机和卫星上获取，准确可靠。且栅格数据都以矩阵格式存在，简单且易集成多种来源的数据，有利于增强多种数据源之间的互作性；而矢量数据从遥感数据等转化为需大量手动干预，带来许多不确定性；②随着GPU和计算技术的快速发展，以往限制基于栅格的方法的应用和开发的内存和计算能力问题不复存在，依赖手动干预的基于矢量得到算法无法满足实时制图需求，而依赖算力的基于栅格的方法更易实现实时更新。

2　建筑物选取方法

超像素是由位置相邻且在颜色、亮度与纹理上相似的若干像素组成的区域，单个超像素的数量由分割算法的参数控制。使用超像素分割方法进行全局空间划分，本质上是将栅格数据中的所有像素划分为若干个超像素区域。每个超像素内可能包含多个建筑物，本文算法的主要思想是在此基础上，结合不同的选取方法，从每个超像素中确定保留的建筑物，并通过控制比例尺与超像素参数，共同实现多尺度的地图综合选取。

在建筑选取过程中，应考虑全局分布特征以及局部几何和属性特征。因此，提出的建筑选取方法可分为3个阶段：①使用改进的简单线性聚类（SLIC）方法进行全局空间划分；②进行局部空间划分以保留分布密度；③通过多策略进行建筑选取，以保留局部几何、属性和地理特征。在第3阶段中，本研究借鉴并改进了Shen[5]和Ai等[7]的建筑物选取策略，设计了4种不同的建筑选取策略：最小中心距离策略、最小边界距离策略、最大面积策略和基于权值的策略。

2.1　使用SLIC方法进行全局空间划分

Shen等[5]出了一种同质线性光谱聚类（HLSC）超像素分割方法。HLSC在保持空间划分的全局空间均匀性的同时，保留了地图对象的局部边界一致性，而且考虑了不同的几何特征，自适应生成不同的形状。HLSC算法可以移除孤立和分割的超像素，并确保建筑物的大部分始终落入合适的超像素中，使建筑群的全局空间划分尽可能地均匀。但是HLSC算法处理过程过于复杂，在处理大型的栅格数据时需要耗费大量时间，因此，本文提出了一种改进的SLIC算法，在达到和HLSC相同效果的同时大幅降低算法的时间复杂度。

SLIC方法通过在CIELAB(CIE 1976 (L*, a*, b*) color space, defined by the International Commission on Illumination) 颜色空间中结合像素的颜色相似度和空间相似度进行迭代聚类生成超像素。虽然SLIC能够生成相对紧凑且大小相近的超像素，但形状并非完全规则，由于其对边界的处理较为简单，对复杂纹理或细小边界的贴合能力可能有限，但能较好地贴合图像中的主要边界。与其他先进的超像素算法相比，SLIC在计算效率方面表现出色，且不会出现分割不均的情况。因此，本研究选用了SLIC算法并采用了系列改进策略，以保证建筑物落入合适的超像素中。改进的SLIC方法的工作流程主要包括3个步骤：使用SLIC方法进行初步分割、建筑物检测以及建筑物的分组。①使用SLIC方法进行初步分割。第一步是使用SLIC方法对建筑群进行分割，如图1a所示，假定用于SLIC分割的大小为80，构成SLIC超像素边界的原始像素集为O。②建筑物检测。首先，对于栅格数据内所有建筑物，检测出每个建筑物的像素集，计算每个像素集的重心C，如图1b所示。③建筑物分组。对于单个建筑物C，由像素集C组成。当像素集C内的元素分别属于a，b和d 3个超像素时，如图1c所示，若像素集C的重心属于超像素d，则将栅格数据内属于超像素a和b同时属于像素集C的像素元素划分给超像素d，则该建筑物C属于超像素d，如图1d所示。当像素集C内的元素只属于超像素d时，建筑物属于超像素d。

为展示本文基于SLIC的改进算法和HLSC算法在建筑物全局空间划分中的优化结果，本文拟采用所提出的基于SLIC改进的算法与基于LSC改进的HLSC算法进行对比。但由于SLIC与LSC的核心分割机制差异较大，2种算法在同一小区域上通常不会出现需要同时优化的情况，因此本文将其分别应用于2个数据区域以展示各自的改进策略效果。

在使用HLSC算法时，LSC算法虽具有良好边缘拟合能力，但存在个别建筑物落入不合适的超像素区

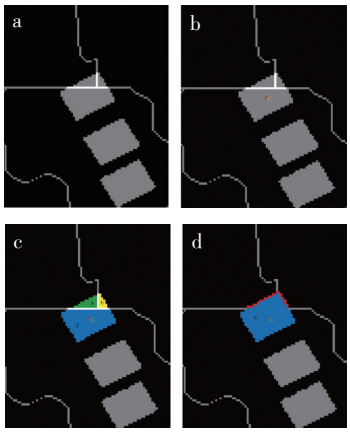


图1　改进的SLIC超像素分割方法示意图

域的问题，Shen等[5]采用了一种基于边缘重叠比例的调整策略：当建筑物轮廓与当前超像素边界重叠的周长超过建筑物总周长的某一阈值比例时，判定该建筑未被合理划分，随后调整超像素分割结果，对建筑物归属进行修正，使其重新落入更合适的超像素区域中。

相比之下，本文基于SLIC算法的改进策略则关注另一类问题：由于SLIC在空间均匀性方面具有较强控制，易导致同一建筑物被多个超像素割裂（如图1），但观察发现建筑物质心始终落在占有建筑物面积最大的建筑物区域。为此，本文提出了基于建筑物质心的归属优化方法，即选取建筑物的质心所在的超像素区域作为建筑物的最终归属区域，从而有效避免了HLSC策略中较为复杂的边界叠加分析，提升了效率。

该对比表明，2种方法均能有效缓解建筑与落入不合适的超像素的问题，但相比之下，基于SLIC的优化策略无需复杂的边界重叠分析过程，整体算法结构更为简洁，且在相同数据条件下具有更短的运行时间和更低的计算资源消耗，因而更适合在大规模遥感数据或实时处理场景中使用。

2.2　使用多种策略选取建筑物

在对建筑群进行多层次分割以保留相关分布特征后，将在SLIC方法生成的每个超像素中执行选取操作。在地图概括过程中，考虑地图元素的几何、属性和地理特征非常重要，现有方法无法解决这些问题。因此，本研究借鉴Shen等[5]提出的多策略选取方法，设计并改进了一种包含最小质心距离（minimum centroid distance，MCD）、最小边界距离（minimum boundary distance，MBD）、最大面积（max area，MA）和基于权值策略（weight first，WF）的多策略选取方法来生成选取结果。

几何选取策略考虑了超像素中心与超像素内建筑物之间的空间距离，主要包括质心距离和边界距离。质心距离表示超像素质心与建筑物质心之间的距离。边界距离表示超像素质心与建筑物边界的最小距离。

本研究在超像素区域内的建筑物选取过程中引入了基于属性的选取策略，重点考虑了建筑物的地理特征与语义属性特征。在栅格数据中，建筑是由许多连接像素组成的连通区域，该建筑的面积等于建筑像素的数量，面积越大的建筑物重要性可能越高，最大面积策略（MA）便考虑了这一情况。在实际制图应用中，某些地标性建筑、功能性建筑等往往比周边其他建筑物具有更高的空间或语义代表性，因此基于权值策略（VF）通过引入权值机制实现对建筑等级的区分与优先选取。系统在数据结构中为每个建筑物设置独立的属性字段用于存储语义信息和权值数据。权值的设定可以通过多种方式灵活定义，以适应不同场景下的分析需求。系统默认提供一种基于地物距离的自动赋权方法：通过将分类后的建筑物数据与其他典型地理地物（如山脉、水系、水利设施、道路网络、港口等）进行空间叠加分析，计算各建筑物与这些地物之间的空间距离，并依照距离远近赋予不同的影响权重。此外，在存在多个地物共存的区域中，可根据用户设置的各类地物重要等级，并结合建筑物到这些地物的距离，计算出综合性权值评分，从而对建筑物的重要性进行排序。系统还支持用户交互设定方式：用户可以通过手动制定选取策略如选取最小面积建筑等方法进行自由选取，用户还可通过图形界面在栅格图像上选中关键地标建筑并手动赋予优先级，或通过输入注记信息、指定部分建筑物等级的方式进行人工干预，实现人工干预下的语义引导式筛选。

在选取过程中，系统首先对超像素区域内的建筑物按权值等级进行排序，先选择权值最高的目标建筑；若所有建筑物的权值等级相同，则自动回退为最大面积（MA）策略。这4种选取策略可以应用于不同的应用场景。

3　实验与分析

3.1　数据集

本算法采用卫星图像类型的栅格地图作为输入数据，使用基于计算机视觉的方法进行提取等处理并使用处理后的栅格数据进行综合制图选取，避免了传统流程中将栅格数据转化为矢量数据后再进行处理的复杂步骤。本研究共采集38张处理完毕的样本栅格数据，样本在空间分布形态上兼顾线性分布、网格状分布及不规则分布3种模式。为了确保样本在地理分布

上的广泛性与多样性，本研究使用分层抽样方法获取数据，按地域来源可分为国外与国内2类。其中，国外样本占比约30%（共11张），分别来自英国（3张）、德国（3张）、澳大利亚（3张）和美国（2张）。国内样本占比约70%（共27张），进一步按照城乡差异进行划分。城市样本共11张，主要分布于北京、上海、广州、深圳、杭州、成都和西安等一线及强二线城市。乡村样本共16张，采集自河南、四川、湖南、广西、河北、云南、江西和贵州等8个省份的农村地区，这些省份大多分布在我国中部、西南和西部。整体来看，这样的样本设置在地域具有较强的代表性。38张栅格图像分辨率均为3 264像素×3 264像素，对应的实地覆盖尺寸为276.3 m×276.3 m。

3.2　分割结果和相关分析

本研究对选取的38份栅格数据分别采用改进的SLIC算法、简单高效能量驱动分割（simple efficient energy-driven segmentation，SEEDS）算法，以及Shen[5]和Ai等[2]提出的HLSC算法，通过MCD选取方法进行建筑物提取。其中，SEEDS是基于图论和能量最小化的超像素分割算法，通过优化能量函数实现图像分割。进行实验时，首先调整参数使3种算法获得的建筑物数量相近，将3个算法选取出的建筑物个数求平均值 n，再使用人工选取的方法选取 n 个建筑物作为标准选取结果。将3个算法的选取结果和标准结果进行对比，并计算单个建筑物的平均面积差异和平均周长差异。各算法对比结果如图2所示。

在面积差异方面，HLSC的曲线波动最小，表明其在不同图像上的超像素区域划分与标准图像的符合最高。改进的SLIC虽然在大部分图像上接近标准图像结果，但整体而言变化幅度仍比HLSC算法弱。相比之下，SEEDS的面积差异最大，曲线剧烈波动，表现出明显的不稳定性，说明该算法结果与标准图像相比偏差较大。

在周长差异方面，HLSC依然表现最佳，其曲线在所有图像索引上保持稳定，十分接近标准图像，表明该算法在保持周长方面表现较好。SLIC在周长控制上略逊于HLSC，整体趋势较为平稳，但在部分图像上仍然存在偏差，说明其与标准图像相比，一致性稍有不足。SEEDS的周长差异波动最大，在某些图像上出现明显的异常峰值，表明该算法在某些情况下与标准图像相比存在较大的差异。

在时间方面，算法执行时间如图3所示，HLSC使用MCD进行建筑物选取所用平均时间为97.6 s，改进的SLIC使用MCD算法进行建筑物选取的平均所用时间为22.7 s，只有HLSC算法的1/4。

综合来看，HLSC在所有评价指标上均表现最优，面积差异最小、边界周长变化最少，说明其在不同图像上，是最优的超像素分割算法，但是其耗费的时间过多。SLIC在多数情况下表现接近HLSC，但仍然存在一定的波动，稳定性略逊一筹，但是时间复杂度低，所需时间更少。SEED的整体表现最差，面积差异、周长差异均存在较大波动，算法效果不足。因此，在选择超像素分割算法时，需要根据具体应用需求进行权衡。如果关注分割质量并且对计算时间要求不高，HLSC是最优选择。如果需要在保证一定精度的同时提高计算效率，SLIC是一个较好的方案。

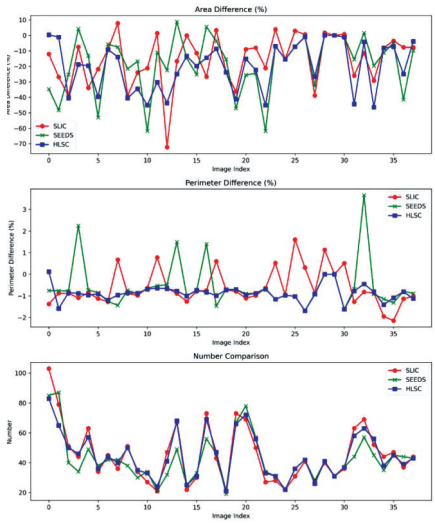


图2　3种方法结果对比图

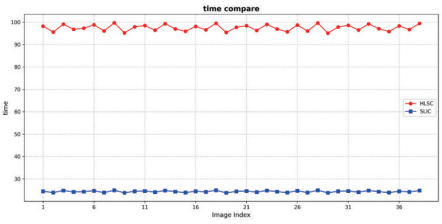


图3　HLSC算法和改进的SLIC算法运行时间

3.3　选取结果分析

为了确保研究的合理性和可行性，本研究首先选取了3张具有明显空间分布模式的栅格数据如图4~6所示，图4a中建筑物呈网格分布，图5a中建筑物呈线性分布，图6a中的建筑物呈不规则分布。接着使用本文提出的改进的SLIC超像素分割方法，设定了超像素分割的region_size=60，紧凑度参数20，获得的结果如图4b~6所示，图4~6c则为人工选取的结果。从3个结果可以看出，改进的SLIC算法能够很好地保持建筑物的分布模式。图7a则为附带道路和河流的栅格数据，在选取过程中使用WF算法，并根据地理要素的

重要性进行权值分配：河流距离因子赋予60%的权重，道路距离因子赋予40%的权重，选取综合权值最小的建筑，以反映不同空间要素对结果的综合影响，选取结果如图7b所示。

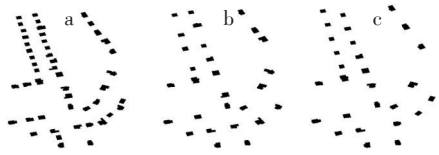


图4 网格状分布建筑选取结果对比

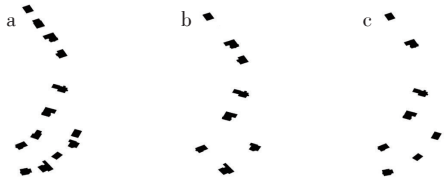


图5 线性分布建筑选取结果对比

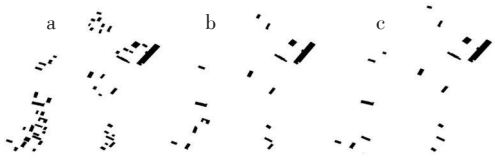


图6 不规则分布建筑选取结果对比

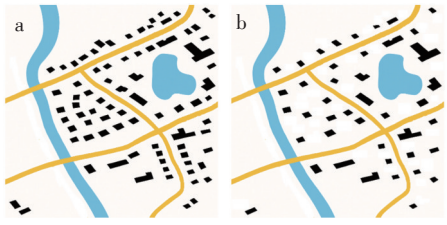


图7 带道路与河流要素的建筑物选取结果

综合来看，这4种选取算法均能较好地保留建筑分布特征，并且各有侧重。MCD和MBD方法能够有效保持建筑物的局部几何特征，MA方法则侧重于保留建筑物属性特征。

4 结 语

本研究提出了一种基于改进的SLIC算法的多策略的栅格建筑选取方法，通过优化算法策略，使用基于建筑物质心的归属优化方法代替Shen等[5]提出的边缘重叠比例的调整策略，在保持建筑物选取结果尽可能准确的前提下显著提升了处理速度，为综合制图工程性和实时性应用奠定了基础。此外，通过使用多种选取策略，提出的方法可以选择性地保留建筑物的局部几何特征、属性特征和地理特征。未来的研究可以针对HLSC进行优化，以减少计算时间，提高其实用性，同时也可以探索改进SLIC以提升其稳定性，使其更接近HLSC的效果。最后，提出的建筑选取方法可以扩展用于其他地图元素的选取，如湖泊、河流等。

参考文献

[1] 马京振,周炤,张付兵. 顾及多特征约束的建筑物组合化简方法[J]. 地球信息科学学报,2023,25(2):277-287

[2] Burghardt D, Cecconi A. Mesh Simplification for Building Typification[J]. International Journal of Geographical Information Science,2007,21(3):283-298

[3] Ai T H, Zhang X, Zhou Q, et al. A Vector Field Model to Handle the Displacement of Multiple Conflicts in Building Generalization[J]. International Journal of Geographical Information Science,2015,29(8):1310-1331

[4] Wang X, Burghardt D. A Mesh-based Typification Method for Building Groups with Grid Patterns[J]. ISPRS International Journal of Geo-information,2019,8(4):168

[5] Shen Y L, Ai T H, Li J, et al. A Progressive Method for the Collapse of River Representation Considering Geographical Characteristics[J]. International Journal of Digital Earth,2020,13(12):366-390

[6] Töpfer F, Pillewizer W. The Principles of Selection[J]. The Cartographic Journal,1966,3(1):10-16

[7] Ai T H, Liu Y L. Analysis and Simplification of Point Cluster Based on Delaunay Triangulation Model[C]//Advances in Spatial Analysis and Decision Making, Taylor & Francis, London, UK,2003:9-18

[8] Kreveld M V, Oostrum R V, et al. Efficient Settlement Selection for Interactive Display[C]//Proceedings of the Auto-Carto 13:ACSM/ASPRS Annual Convention Technical Papers,1997,13:287-296

[9] Yan H W, Li J. An Approach to Simplifying Point Features on Maps Using the Multiplicative Weighted Voronoi Diagram[J]. Journal of Spatial Science,2013,58(2):291-304

[10] Lu X M, Yan H W, Li W D, et al. An Algorithm Based on the Weighted Network Voronoi Diagram for Point Cluster Simplification[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information,2019,8(3):105

[11] Peters S. Quadtree-and Octree-based Approach for Point Data Selection in 2D or 3D[J]. Annals of GIS,2013,19(1):37-44

[12] Chen J, Hu Y G, Li Z L, et al. Selective Omission of Road Features Based on Mesh Density for Automatic Map Generalization[J]. International Journal of Geographical Information Science,2009,23(8):1013-1032

[13] Li Z L, Zhou Q. Integration of Linear and Areal Hierarchies for Continuous Multi-scale Representation of Road Networks[J]. International Journal of Geographic Information

（下转第100页）