



· 文化遗产保护 ·

基于 CNN 验证的河湟地区传统民居平面形态类型划分

张新红¹, 魏 斌², 董建红¹

1. 兰州理工大学 建筑与艺术设计学院/东南大学城市与建筑遗产保护教育部重点实验室(西北中心), 甘肃 兰州 730050; 2. 烟台南山学院 艺术与设计学院, 山东 烟台 265700

摘要 现有针对河湟地区传统民居平面形态的研究,存在着类型划分不一致与不完善的问题。在梳理已有研究和研判多源数据的基础上,提出一种新的类型划分体系,进而借助卷积神经网络技术对其适用性进行了对比验证。结果表明:①新建类型体系的总体识别准确率和类别簇群边界均明显优于4种已有类型体系;②二字型的加入不仅提高了L字型的识别准确率、降低了一字型的误判率,而且也显著增强了L字型、凹字型和一字型3个簇群间的语义区分度;③日字型的加入既提高了凹字型的识别准确率、降低了其被误判为回字型的概率,也强化了凹字型簇群与回字型簇群之间的语义界限,增强了各类别样本点语义特征的一致性。验证表明新建类型体系更适用于河湟地区传统民居平面形态类型的划分,这不仅为地区传统村落与传统民居的保护传承提供了理论支撑,也为其他地区开展相关研究提供了案例借鉴。

关键词 传统民居;平面形态;类型体系;卷积神经网络;河湟地区

中图分类号: TU241.5 **DOI**: 10.16152/j.cnki.xdxbr.2026-02-018

Division of planar forms of traditional residences in the Hehuang region validated by CNN

ZHANG Xinhong¹, WEI Bin², DONG Jianhong¹

1. School of Architectural and Art Design, Key Laboratory of Urban and Architectural Heritage Conservation of Ministry of Education (SEU-NWC), Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. School of Art and Design, Yantai Nanshan University, Yantai 265700, China

Abstract The existing research on the planar form of traditional residences in the Hehuang region presents inconsistencies and insufficiencies in type division. Based on the review of existing research and the assessment of multi-source data, a new type division system is proposed and its applicability is validated by using convolutional neural networks (CNN) technology. The results show that: ① the overall recognition accuracy and the boundary definition of clusters in the new typological system are significantly superior to those of four existing systems; ② the inclusion of "II-shaped" not only improves the recognition accuracy for "L-shaped"

收稿日期: 2026-01-27 修回日期: 2026-03-14

基金项目: 国家自然科学基金地区项目(42261034, 52168005)

第一作者: 张新红, 男, 副教授, 硕士生导师, 从事城乡发展与空间规划、建成遗产保护与利用研究, zhangxh1981@lut.edu.cn。

通信作者: 魏斌, 男, 助教, 从事建筑遗产保护及其理论研究, 1639532700@qq.com。

and reduces the misclassification rate for "I-shaped" but also significantly enhances the semantic distinctiveness between the clusters of "L-shaped", "凹-shaped" and "I-shaped". ③ the inclusion of "日-shaped" not only improves the recognition accuracy for "凹-shaped" forms and reduces the probability of misclassifying "凹-shaped" as "回-shaped", but also strengthens the semantic boundaries between the "凹-shaped" and "回-shaped" clusters, enhancing the consistency of semantic features among the samples within each category. Overall, the newly established type system is more applicable to the division of types of traditional residential planar forms in the Hehuang region, providing theoretical support for the protection and inheritance of traditional villages and residences in the region, and offering case references for similar research in other areas.

Keywords traditional residences; planar form; type system; convolutional neural networks; Hehuang region

作为风土建成遗产的首要保护对象,传统民居不仅是城乡历史环境的栖居场所,也是民族民系身份认同和乡愁记忆的空间载体,携带着可识别的中国传统文化基因^[1-2]。同样作为传统聚落的基本构成单位,传统民居是古代中国家庭之“家”的空间载体,以及协同统一“天、地、人”关系的场所,在一定程度上其空间形态反映了传统居住生活方式及文化观念^[3]。我国不同地区因其特殊的气候条件、多样的地貌特征、各异的物质资源以及独特的民族文化,产生了适应独特地理环境、满足居民生产生活、彰显地域文化特征的多样传统民居,而不同地理环境和民族文化等因素也给传统民居的平面形态赋予了鲜明且深厚的地域特征,其类型丰富而多样。针对各地传统民居平面形态、平面形制和平面布局等的类型划分研究,国内学者已取得一系列丰硕成果^[4-7],但从研究过程来看,类型的划分主要基于实地调查数据和定性归纳判断。由于调查数据不够详尽和学者自身认知经验等因素的影响,出现了部分地区传统民居平面形态类型划分结果不一致的现象。

近年来,大数据驱动的人工智能技术在深度学习、自然语言处理等方面取得了迅猛发展,尤其是深度学习技术在数字图像领域取得了一系列令人瞩目的成就,被广泛应用于图像分类^[8-11]、图像生成^[12-13]、语义分割^[14-16]、目标检测^[17-18]等领域。同时,随着图像数据获取方式的多元化与快速化、获取数量的批量化,卷积神经网络等深度学习技术已开始应用于传统村落与传统民居的相关研究中。2020 年覃巧华等利用卷积神经网络开展了传统村落图景的量化分析与分类工作^[19];2023 年陶金等利用深度学习算法开展了历史村落遥感影像分类与目标检测两种模型的对比实验^[20];蔡军等利用深度学习算法对特定传统村落中民族建筑图像进行了识别与分割^[21],但目前利用此技术

针对传统民居平面形态类型划分的研究还鲜有出现。为此,本文以河湟地区传统民居为案例,在梳理已有研究成果和研判多元数据的基础上,新建了一种更为完善的平面形态类型体系;为验证该类型体系的适用性和先进性,采用卷积神经网络技术和批量图像数据,对新建类型体系和 4 种已有类型体系进行了检验对比,以期为河湟地区传统民居的保护传承与创新发展、数字化平台建设和后续研究提供理论支撑。

1 平面形态类型的新划分

1.1 河湟地区及其传统民居

“河湟”一词最早见于《后汉书·西羌传》一书,原指今甘肃青海两省交界地带的黄河及其支流湟水;此后逐渐演变为一个地域概念,次指黄河上游、湟水流域及大通河流域构成的“三河间”地区^[22]。河湟地区作为黄河流域四大文化之一河湟文化的核心承载区,是多元地理环境以及河流、交通、文化等要素的交汇之地。就地理环境而言,它地处青藏高原与黄土高原、高原山地气候与温带大陆性气候的交汇处,气候寒冷干燥,地形复杂多样,生态环境脆弱。境内的隆务河、大夏河、洮河、湟水、大通河、庄浪河等众多支流先后汇入黄河干流,是黄河流域重要的河流交汇区与集水区。黄河干流及其主要支流的沿途峡谷与盆地相间,盆地内因地势平坦、土地肥沃、用水方便成为城乡聚落与人口的密集分布区,也是国道 109 与 312、京藏与连霍高速、兰青与青藏铁路、陇海与兰新铁路、西兰与兰新高铁等重要交通干线的穿越汇集之地。历史上,河湟地区也曾是“羌中道”“吐谷浑道”“唐蕃古道”和“古丝绸之路青海道”的必经之地。在河流通道和交通走廊的支撑下,经过历史上长期频繁的商贸交流、人口迁徙、文化传播、

战争动乱和政权更迭,河湟地区已成为汉、藏、回、土、蒙古、东乡、撒拉、保安族等多民族共居之地,黄河文化、丝路文化和民族文化等多元文化在此

包容并蓄、交流互融,是我国多元文化最为密集和典型的地区之一^[23]。



注:该图基于自然资源部标准地图服务网站 GS(2019)1822 号的标准地图绘制,地图边界无修改。

图1 河湟地区传统民居地域分布图

Fig. 1 Regional distribution of traditional residences in Hehuang area

在地理环境、民族文化等因素的加持下,河湟地区作为我国农耕文化与游牧文化的接合部,各民族因不同的生产方式和生活习惯,营造出类型丰富、特色鲜明的传统聚落和高原民居。根据高小强对甘青地区传统民居类型的划分,河湟地区传统民居类型大体分为庄廓、篱笆楼、帐房、窑洞等^[24]。其中,庄廓式民居是地区内分布最广、最主要的民居类型,多为合院形式,墙高屋低,具有很强的防御性,主要分布于农业经济活动盛行的河谷盆地、半农半牧的山麓带以及临水的低山地区。篱笆楼是庄廓民居演变过程中的一种分支变体,多为合院式的土木结构二层平顶楼,其形成受到甘南地区土木楼风格的影响,主要分布于循化撒拉族自治县东部的孟达山区一带。帐房主要是从事畜牧业生产的藏族群体的传统居所,多位于高山草甸地带,在黄河南岸的贵德、尖扎、同仁、循

化南部山区以及湟水以北的祁连山区有零星分布。窑洞现已不常见,主要分布于永登、皋兰、榆中县北部山区一带,临洮县山区也有少量分布,多为依山开凿的靠山窑(见图1)。

1.2 平面形态类型的新划分

国内传统民居平面形态类型的划分,主要采用定性判断方法,从建筑特征^[25]、形态特征^[26]、轴线方向^[27]、图底关系^[28]和围合形式^[29]等不同视角开展。有关河湟地区传统民居平面形态的分类,主要是从围合形式视角切入,将其划分为4类或5类(见表1)。其中,L字型、凹字型和回字型3种形态在已有研究中均被提及,这表明它们可能为河湟地区传统民居平面形态中最为常见的类型。对比具体研究成果来看,一字型仅有Ⅰ号类型体系中未提出,Ⅱ号类型体系虽对日字型有提及但将其归为回字型的变体之一,Ⅲ号类型体系

未提出日字型但却提出了二字型。Ⅳ号类型体系相对全面,将日字型作为单独类型提出,但未包含二字型。可见,学者们虽已对河湟地区传统民居的平面形态类型进行了相对系统的划分,但由于

地区内村落数量庞大且分散、民居样本分布广泛且多样以及个体先验知识差异等原因,致使已有的类型划分结果不一致、不完善,这不利于新时期河湟地区传统民居的保护传承与创新发展。

表 1 河湟地区传统民居平面形态类型划分的已有研究成果

Tab. 1 Existing research findings on the division of planar forms of traditional residences in the Hehuang region					
序号	文献	类型划分结果	原文献示意图		
Ⅰ号类型体系	参考文献[30]	二合院(L字型)			
		三合院(凹字型)			
		四合院(回字型)			
		多进院(日字型)			
Ⅱ号类型体系	参考文献[31]	一条龙(一字型)			
		单伸手(L字型)			
		三合院(凹字型)			
		四合院(回、日字型)			
Ⅲ号类型体系	参考文献[32]	一字形(一字型)			
		L字形(L字型)			
		二字形(二字型)			
		凹字形(凹字型)			
		口字形(回字型)			
Ⅳ号类型体系	参考文献[33-34]	一字形(一字型)			
		L字形(L字型)			
		凹字形(凹字型)			
		回字形(回字型)			
		组合式院落(日字型)			

针对上述问题,项目团队于 2020 年 7 月和 2023 年 6 月对河湟地区国家级传统村落开展的两次大规模实地调研,以及通过对互联网爬取图像、无人机航拍图片、高分辨率遥感影像等大批量数据的梳理,认为河湟地区传统民居的平面形态类型可划分为 6 类,即一字型、L 字型、二字型、凹

字型、回字形和日字型(见表 2)。这一分类体系虽未较已有研究提出新的形态类型,但其更为完善和全面,对准确认知和保护传承河湟地区的传统民居具有重要意义。当然,为了论证这一新建类型体系更好的适用性,下文将采用定性判断与定量分析相结合的方式予以验证。

表 2 河湟地区传统民居平面形态的新类型体系

Tab. 2 The new type system of the planar forms of traditional residences in the Hehuang region						
类型	一字型	L 字型	二字型	凹字型	回字形	日字型
图像						
村庄	国盖立仓村	拉代村	牙什当村	牙那东村	比塘村	尖巴昂村

2 新类型体系的验证设计

2.1 验证方法

针对大数据背景下传统民居图像信息获取手段多元化、速度快和大批量的特征,以卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)为核心的计算机深度学习技术作为一种更高效、更客观的量化分类方法,在此数据环境中凸显而出^[19]。CNN 主要通过对图像进行分层处理以识别出图像中的各种特征点,如边缘、角落、纹理等,并据此判断图像中的物体或场景^[35],可以客观一致地执行分类任务,减少人为认知偏差的影响^[36]。为此,鉴于传统民居平面图像的多维固有特征,本研究选择 CNN 技术对其平面形态类型体系进行对比检验。

一个基本的 CNN 通常包括 3 层结构,即卷积层、池化层和输出层(也称全链接层)^[19]。在 CNN 识别分类过程中,卷积层用以提取包括建筑物的边缘、颜色差异、纹理特征(如屋背、瓦片、土墙等)、形态等可能的浅层特征,以及建筑物的布局、相对位置、比例关系等可能的深层特征。池化

层则接着对特征图像进行降采样操作,以减小特征图的尺寸,减少图像分析的运算量,并保留重要的特征信息。输出层则利用池化层输出并展平为一维向量的特征结果,通过全连接操作将平面形态特征映射到输出类别,求得各类型划分体系的识别准确率。

2.2 数据来源

为保证验证数据的精度和一致性,本文仅采用两次实地调研过程中无人机航拍得到的高分辨率图像。同时,为提高 CNN 的图像识别准确率,在采用人工识别与裁剪方式构建图像数据库时,借鉴参考文献^[19]按照以下 3 个要求筛选图像:①保证图像数据的代表性和多样性,筛选出尽可能代表某个村落多种平面形态特征的传统民居图像;②采用多样化的图像背景,尽可能多的筛选出不同植被环境、光照条件下的图像;③尽量缩小不同类型图像的数量差距。最终筛选得到传统民居图像 1 429 幅(见图 2),其中数量最多的回字型有 530 幅,其次的凹字型与 L 字型分别为 320 幅和 217 幅,数量较少的一字型、二字型和日字型分别为 134 幅、127 幅和 101 幅,这与河湟地区传统村落内各类民居的数量构成较为相符。

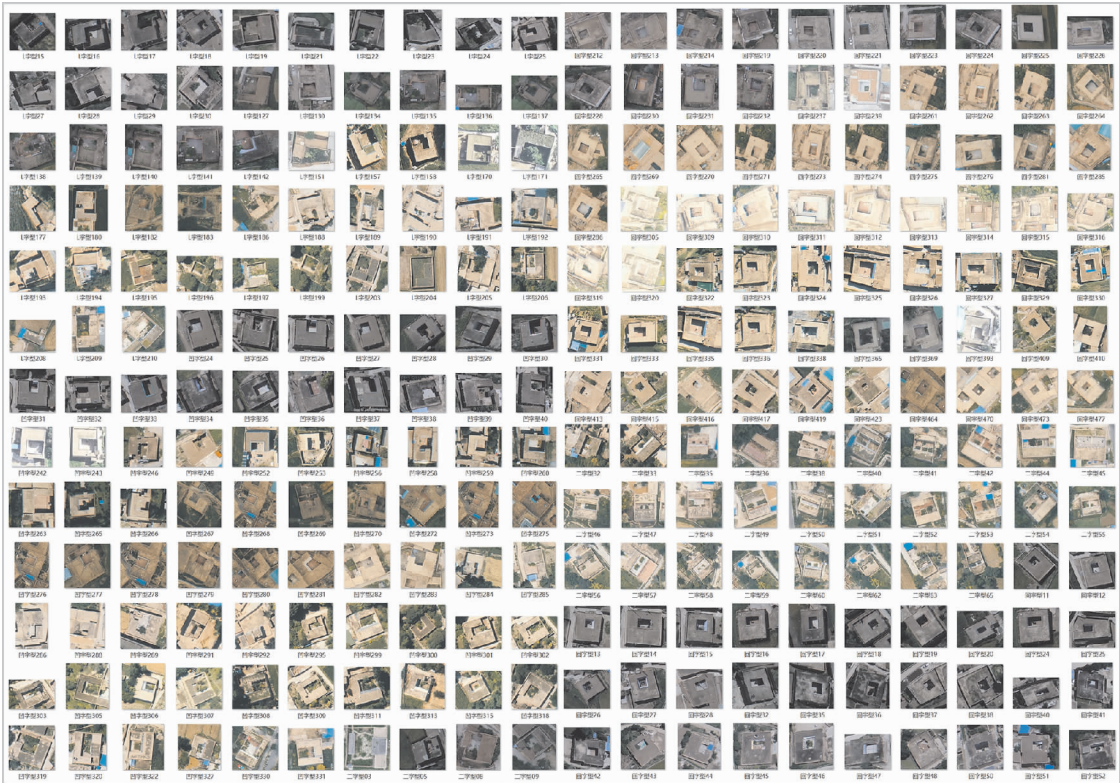


图2 河湟地区传统民居平面形态的部分无人机图像展示

Fig. 2 Partial drone image display of the planar forms of traditional residences in the Hehuang region

2.3 验证流程

2.3.1 民居图像处理

参考已有研究成果^[20,37-38],按照 4:1 为样本分配比例,在保证训练集和验证集均完整覆盖 6 类平面形态基础上,随机挑选出 1 143 幅和 286 幅民居图像分别作为训练集和验证集,前者用以 CNN 训练得到分类器,后者用于评估图像类型的识别准确率。为满足下文算法模型对图像的要求,对所有图像进

行归一化操作,即格式为 RGB 三通道,尺寸为 224 × 224 像素。考虑到不同平面形态类型图像数量的差距,为提高算法模型的鲁棒性与泛化能力,实现更高的识别分类性能并避免过拟合问题,借助 reaConverter Pro 图像批处理工具对训练集 1 143 幅图像进行扩充,包括 45°、90°、210°的旋转变换以及垂直与水平翻转变换(见表 3),扩充后的图像数量达到 13 716 幅,其标签与原始图像类型标签一一对应。

表 3 训练集数据扩充示例
Tab.3 Examples of training set data augmentation

扩充方式	原始图像	旋转 45°	旋转 90°	旋转 210°	垂直翻转	水平翻转
回字形						

2.3.2 算法模型构建

ImageNet 数据集在深度学习图像领域具有非常广泛的应用,是目前深度学习图像算法模型性能检验的“标准”数据集^[19]。因而,本文基于 ImageNet 数据集上预先训练好的 ResNet-34 算法模型,采用迁移学习的训练方式进行图像样本训练和分类评估验证。迁移学习能够利用已有知识优化新的分类任务,其训练模型主要有两种方式。①冻结卷积层、只训练输出层。即将 ResNet-34 模型最后一层输出层的输出节点数由 1 000 改为对应的平面形态类型划分数量,例如 I 号类型体系划分出的传统民居平面形态 4 类,训练时将输出节点由 1 000 个改为 4 个。②微调所有层。即将 ResNet-34 模型所有层的权重参数作为初始权重参数,并对所有层运用不同的微调策略进行训练,以适应新的图像分类任务。

2.3.3 训练方式选择

CNN 提供了多种学习训练方式,如在特定数据集上从零开始训练的重新学习训练方式,以及

借用 ImageNet 等大规模数据集上预训练的模型作为初始模型的迁移学习。为选择更优且适用的训练方式,以 I 号类型体系为样本设计了对照实验,以比较何种训练方式具有更好的适用性。为确保实验结果的相对稳定,训练时的迭代轮次设置为 50 次,迭代总次数为 15 000 次。结果表明,重新学习训练方式的收敛速度较慢且存在较大波动,迁移学习两种训练方式的收敛速度较快且波动较小。同时,迁移学习微调所有层的训练准确率(100%)与重新学习相同〔见图 3(a)〕,但明显高于只训练输出层的训练方式(85.71%)。更为重要的是,微调所有层的测试准确率高达 89.16%,明显高于其他两种训练方式〔见图 3(b)〕。可见,迁移学习微调所有层的训练方式不仅可以加快模型的收敛速度,而且训练准确率和测试准确性都高。因此,本文基于 CNN 的 ResNet-34 算法模型,选择迁移学习微调所有层这一训练方式,以对比检验传统民居平面形态 5 种类型体系的优劣。

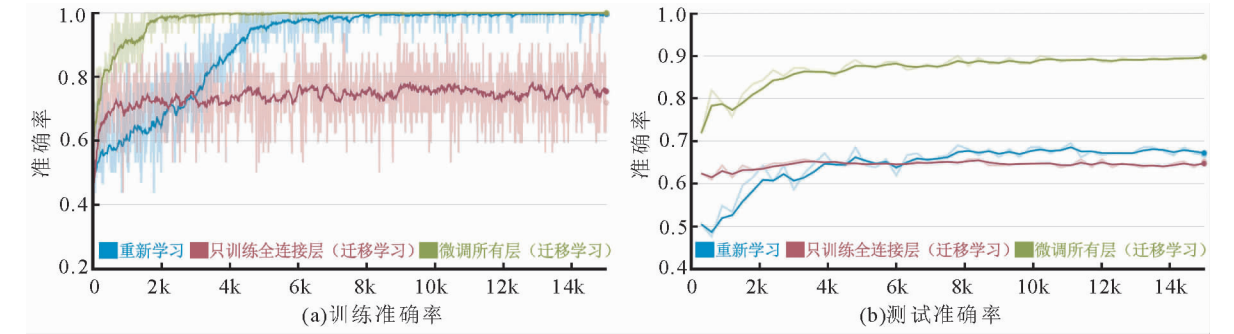


图 3 不同训练方式下的训练准确率与测试准确率
Fig.3 Training accuracy and test accuracy of different training methods

3 验证结果分析

3.1 识别准确率的对比

3.1.1 类型体系

表 4 表明,相对于原始图像训练集,CNN 模型使用扩充图像训练集后识别验证集图像的准确率整体较高,说明训练图像扩充可以更好地提升模型对传统民居平面形态的识别能力,并最终提高结果验证的准确性和可信性。对比 5 种类型体

系来看,不管是训练原始图像还是扩充图像,新建类型体系的识别准确率最高,分别为 82.75% 和 91.38%,一定程度上说明了其具有更好的适用性。而在 4 种已有类型体系中,Ⅳ号类型体系的识别准确率最高,分别为 82.05% 和 90.44%,比同样提出 5 类平面形态的Ⅲ号体系高 2.32% 和 1.50%。同样,提出 4 类平面形态的Ⅰ号和Ⅱ号体系的识别准确率也存在显著差异,Ⅰ号比Ⅱ号分别高 3.94% 和 4.40%。

表 4 5 种类型体系的图像识别准确率

Tab. 4 Image recognition accuracy of five type systems

类型体系	迭代轮次	训练算法	原始图像	扩充后图像
			识别准确率/%	识别准确率/%
Ⅰ号	50	Resnet-34	81.51	90.28
Ⅱ号	50	Resnet-34	77.57	85.88
Ⅲ号	50	Resnet-34	79.73	88.94
Ⅳ号	50	Resnet-34	82.05	90.44
新建	50	Resnet-34	82.75	91.38

3.1.2 形态类别

图 4 的 5 个混淆矩阵列出了使用扩充图像训练集时,各类型体系具体形态类别的识别准确率,以及某一类别被误判为其他类别的概率。如Ⅰ号类型体系中,凹字型的识别准确率为 84.8%,其被错误识别为 L 字型、回字型和日字型的概率分别为 8.5%、6.7% 和 0〔见图 4(a)〕。而新建类型

体系中凹字型的识别准确率为 85.4%,其被错误识别为 L 字型、回字型和日字型的概率分别为 5.5%、5.5% 和 0,被错误识别为一字型和二字型的概率均为 1.8%〔见图 4(e)〕。对比来看,新建类型体系中凹字型的识别准确率高,而且被错误识别为 L 字型和回字型的概率也更低。

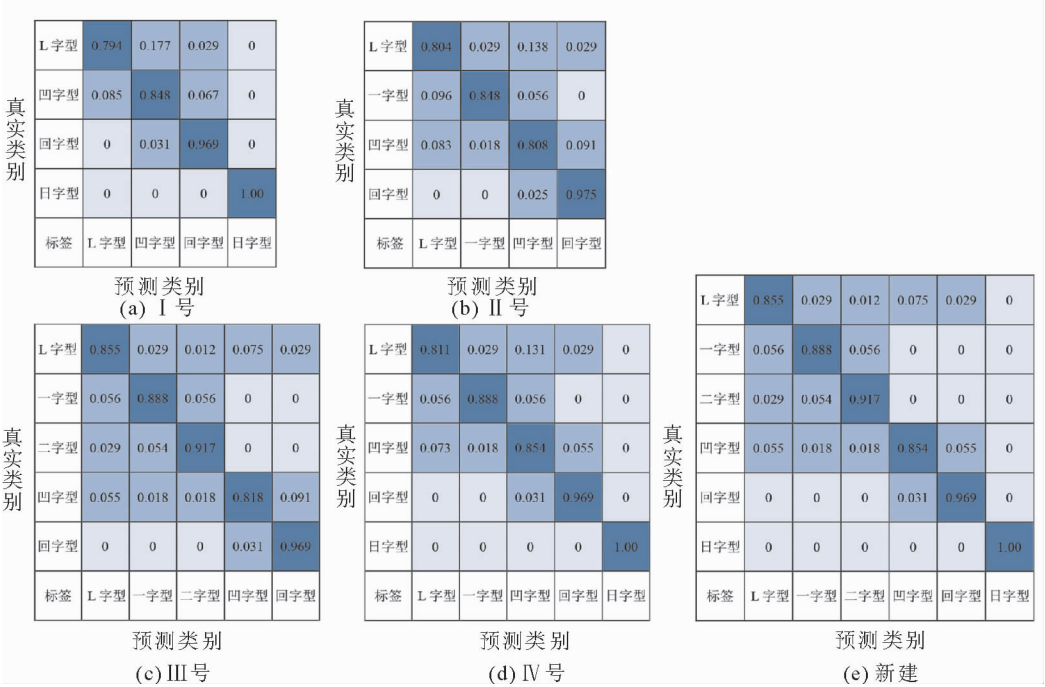


图 4 5 种类型体系识别准确率的混淆矩阵

Fig. 4 Confusion matrix of recognition accuracy for five type systems

二字型和日字型是其他 4 种类型体系中出现频次最少的类型,为进一步分析检验新建类型体系的适用性和先进性,本文将对加入二者的影响予以单独分析。①二字型。在未包含二字型的 I 号、II 号和 IV 号类型体系中,L 字型的识别准确率依次为 79.4%、80.4% 和 81.1%,但在新建类型体系中其准确率提高到了 85.5%。同时,L 字型虽被误判为一字型和回字型的概率均为 2.9%,但在新建类型体系中被误判为凹字形的概率仅为 7.5%,显著低于 I 号、II 号和 IV 号体系的 17.7%、13.8% 和 13.1%。另外,一字型被误判的概率也由 I 号、II 号和 IV 号体系的 5.6% 降低为新建体系的 0。②日字型。在未包含日字型的 II 号和 III 号类型体系中,凹字型的识别准确率分别为 80.8% 和 81.8%,但在新建类型体系中其准确率提高到了 85.4%,并且凹字型被误判为回字型的概率仅为 5.5%,显著低于 II 号和 III 号体系的 9.1%。③在上述分析中发现,L 字型与凹字型是两种极易相互误判的类型。其中,L 字型被误判为凹字型的概率依次为 17.7%、13.8%、7.5%、13.1% 与 7.5%,而凹字型被误判为 L 字

型的概率依次为 8.5%、8.3%、5.5%、7.3% 与 5.5%,相对而言 III 号与新建这 2 种类型体系中 L 字型与凹字型的相互误判概率最低。

3.2 语义特征的对比

为进一步对比分析五种类型体系的适用性和先进性,借助 Pytorch 机器学习库中 t-SNE 降维技术,对识别结果进行了语义特征的二维可视化表达(见图 5)。

3.2.1 类型体系

与其他类型体系相比,新建类型体系虽然中也出现了 L 字型簇群与凹字型簇群、凹字型簇群与回字型簇群等簇群间样本点交叉分布的情况,但其样本点的数量相对更少。而且从平面形态类别的簇群边界看,新建体系的边界最为清晰[见图 5(e)];其次是 I 号和 III 号体系,均有 2 个簇群的边界相对模糊,边界处存在样本点交叉分布的现象[见图 5(a)、5(c)];再次是 IV 号体系,有 3 个簇群的边界相对模糊,在边界处交叉分布的样本点数量较多[见图 5(d)];簇群边界最为模糊的是 II 号体系,4 个簇群间均出现了样本点的交叉分布现象[见图 5(b)]。

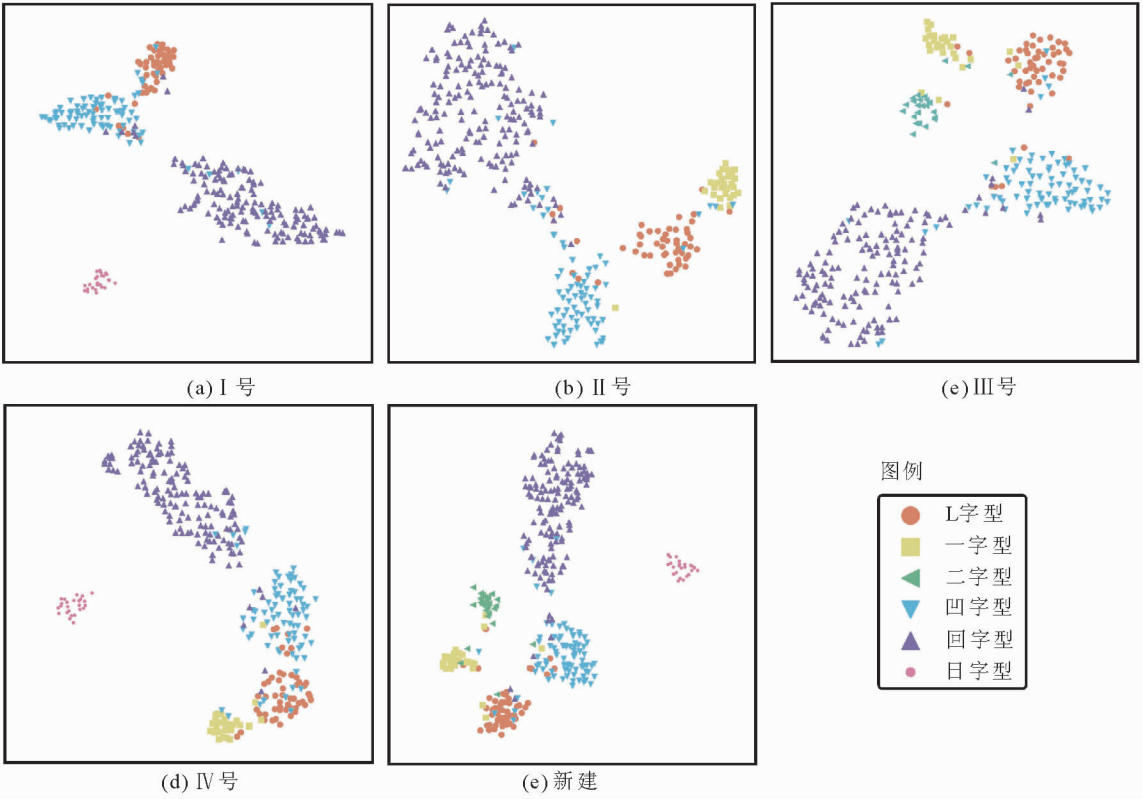


图 5 5 种类型体系识别结果的语义特征

Fig. 5 The semantic feature of the recognition results of the five type systems

3.2.2 形态类别

从图 5 还可以看出,二字型和日字型簇群在 6 种类别中的内聚性最强,既显示出 CNN 模型对其识别的高准确性,也反映出其在提升整体分类性能中的重要作用。具体而言,二字型的引入在Ⅲ号和新建类型体系中显著增强了 L 字型、凹字型和一字型 3 个簇群间的语义区分度,说明其携带的语义特征为模型提供了更多的区分线索,有助于模型更准确地捕捉形态间的细微特征差异。而日字型在 I、Ⅳ号和新建类型体系中的出现,不仅强化了凹字型簇群与回字型簇群之间的语义界限,而且也使得各形态类别的样本点在二维空间内聚集得更为紧密,增强了样本点语义特征的一致性,揭示出日字型在增强模型辨识能力中的积极作用。

综上所述,不论是识别结果的准确率,还是其语义特征的关联性,均能够有力证明新建类型体系在划分河湟地区传统民居平面形态类型中的良好适用性,尤其是将出现频率和样本数量较少的二字型和日字型纳入体系后,它们对提高 CNN 模型的形态类别辨识能力、建立起更为完整的平面形态类型体系起到了重要作用。

4 结论与讨论

4.1 结论

本文在系统梳理既有研究、实地调研成果及多元民居图像的基础上,率先将学术界较少关注的二字型与日字型纳入河湟地区传统民居平面形态类型体系中,构建了包含 L 字型、一字型、二字型、凹字型、回字形和日字型等 6 种类型的新体系。为验证新建类型体系的科学性与适用性,利用 CNN 技术和批量图像数据,设计了对比检验新建类型体系和已有 4 种类型体系的定量评价方法。基于 ResNet-34 算法模型的分析结果表明,新建类型体系的总体识别准确率和类别簇群边界均明显优于其他 4 种类型体系,这主要得益于二字型与日字型的加入及其在提高 CNN 模型辨识形态类别能力中的重要作用。具体而言,二字型的加入既提高了 L 字型的识别准确率、降低了一字型的误判率,也显著增强了 L 字型、凹字型和一字型 3 个类别簇群间的语义区分度。日字型的加入不仅提高了凹字型的识别准确率、降低了其自身被误判为回字型的概率,而且也强化了凹字

型簇群与回字型簇群之间的语义界限,增强了各类别样本点语义特征的一致性。上述分析验证结果均有力证明了新建类型体系具备更好的适用性和先进性,这不仅为河湟地区传统村落与传统民居的保护传承提供了坚实的理论支持,也为其他地区开展同类研究提供了有效且可靠的研究方法,对深化我国传统民居平面形态多样性认知、优化分类体系以及做好乡村地区建成遗产保护工作具有重要意义。

4.2 讨论

基于实地调查与定性归纳划分传统民居的平面形态类型是一项耗时费力的系统性工程,其成果在传统民居理论体系构建、建成遗产保护与传承、乡村振兴与旅游开发等领域具有重要的基础作用和参照价值。信息化背景下村落图像数据获取的多样化与快速化,大数据驱动的人工智能技术快速发展,为有效融合、充分利用村落和民居多元图像数据,进而实现传统民居平面形态类型的准确划分与可靠验证提供了新途径,也为集成计算机、建筑学、城乡规划学、地理学、历史学、艺术学等多学科知识系统研究传统村落与民居提供了新契机。

本文以河湟地区为例,运用 CNN 技术和无人机航拍图像,初步构建了适用于该地区传统民居平面形态类型划分的分析验证方法。虽然新建的类型体系和验证方法能够宏观上满足地区尺度传统民居平面形态类型的划分,但是其不同市域、县域拥有的传统民居有所差异,所以不可能适用于所有市域和县域传统民居平面形态类型的划分。此外,本文分析验证时仅采用了实地调研时获取的无人机图像数据,而未纳入广域性好与样本量大的高分辨率遥感影像和互联网图像等数据,加之 CNN 算法模型在识别平面形态类型时不可避免地受到了民居客观环境、图像格式特征等因素的影响,一定程度上影响了形态类别的识别准确率和语义特征关系。因此,本文新建的类型体系和构建的验证方法对于传统民居平面形态的类型划分具有参考价值,河湟地区内部及外部其他地区的相关研究还需结合民居特征、图像数据等实际情况进行相应的优化调整与完善。

参考文献

[1] 刘奔腾. 甘肃聚落[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2023: 1-5.

- [2] 常青. 传统聚落古今观——纪念中国营造学社成立九十周年[J]. 建筑学报, 2019(12): 14-19.
CHANG Q. A historical and contemporary perspective on traditional settlements: Commemorating the 90th anniversary of the establishment of the society for research in Chinese architecture [J]. Architectural Journal, 2019(12): 14-19.
- [3] 阿摩斯·拉普卜特. 宅形与文化[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2007: 45-77.
- [4] 印朗川, 刘沛林. 湘江流域传统民居平面原型基因的类型表达及空间分异[J]. 地理研究, 2023, 42(8): 2191-2210.
YIN L C, LIU P L. Typological expression and spatial differentiation of planar prototype genes of traditional dwellings in the Xiangjiang River basin [J]. Geographical Research, 2023, 42(8): 2191-2210.
- [5] 陶伟, 何新, 蒋伟. 平遥古城传统民居形态特征的变迁及其类型: 基于堪舆学的微观探索[J]. 人文地理, 2014, 29(5): 40-48.
TAO W, HE X, JIANG W. Evolution of morphological characteristics and type classification of traditional dwellings in the ancient city of Pingyao: A microscopic investigation based on Kan-yu geomancy [J]. Human Geography, 2014, 29(5): 40-48.
- [6] 李婧, 杨定海, 肖大威. 海南岛传统聚落文化分区及区际过渡关系研究——从海南岛传统民居平面形制及聚落形态类型谈起[J]. 建筑学报, 2020(S2): 8-15.
LI J, YANG D H, XIAO D W. Research on cultural zoning and inter-regional transition relationship of traditional settlements in Hainan Island: From the perspective of plan form of traditional dwellings and settlement morphology types [J]. Architectural Journal, 2020(S2): 8-15.
- [7] 张献梅, 左满常. 河南民居院落平面布局特征[J]. 安徽农业科学, 2008, 36(35): 15474-15476, 15622.
ZHANG X M, ZUO M C. Plan layout characteristics of traditional residential courtyards in Henan [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2008, 36(35): 15474-15476, 15622.
- [8] LI S T, SONG W W, FANG L Y, et al. Deep learning for hyperspectral image classification: An overview [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(9): 6690-6709.
- [9] MA L, LI M C, MA X X, et al. A review of supervised object-based land-cover image classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 277-293.
- [10] 杨瑞, 祁元, 苏阳. 深度学习 U-Net 方法及其在高分辨卫星影像分类中的应用[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(4): 767-774.
YANG R, QI Y, SU Y. Deep learning U-Net model and its application in high-resolution satellite image classification [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(4): 767-774.
- [11] 田甜, 王迪, 王珍, 等. 基于深度学习模型的种植结构复杂区农作物精细分类研究[J]. 中国农业资源与区划, 2022, 43(12): 147-158.
TIAN T, WANG D, WANG Z, et al. Fine classification of crops in complex planting structure areas based on deep learning models [J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2022, 43(12): 147-158.
- [12] 赖丽娜, 米瑜, 周龙龙, 等. 生成对抗网络与文本图像生成方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(19): 21-39.
LAI L N, MI Y, ZHOU L L, et al. A survey of generative adversarial networks and text-to-image generation methods [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(19): 21-39.
- [13] 刘羿漩, 葛广英, 齐振岭, 等. 基于改进深度卷积生成对抗网络的刺绣图像修复[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(20): 68-78.
LIU Y X, GE G Y, QI Z L, et al. Embroidery image restoration based on improved deep convolutional generative adversarial network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(20): 68-78.
- [14] 程擎, 范满, 李彦冬, 等. 无人机航拍图像语义分割研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(19): 57-69.
CHENG Q, FAN M, LI Y D, et al. A survey of semantic segmentation for UAV aerial images [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(19): 57-69.
- [15] 刘艳飞, 丁乐乐, 孟凡效. 目标上下文卷积神经网络高分遥感影像语义分割[J]. 遥感信息, 2021, 36(6): 66-74.
LIU Y F, DING L L, MENG F X. Semantic segmentation of high-resolution remote sensing images using object context convolutional neural network [J]. Remote Sensing Information, 2021, 36(6): 66-74.
- [16] 杨军, 李博赞. 基于自注意力特征融合组卷积神经网络的三维点云语义分割[J]. 光学精密工程, 2022, 30(7): 840-853.
YANG J, LI B Z. 3D point cloud semantic segmentation based on self-attention feature fusion group convo-

- lutional neural network[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(7): 840-853.
- [17] 邵延华,张铎,楚红雨,等. 基于深度学习的YOLO目标检测综述[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(10): 3697-3708.
- SHAO Y H, ZHANG D, CHU H Y, et al. A survey of YOLO object detection based on deep learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(10): 3697-3708.
- [18] 董志鹏. 基于卷积神经网络的高分辨率遥感影像目标检测方法研究[J]. *测绘学报*, 2023, 52(9): 1613.
- DONG Z P. Research on convolutional neural network-based object detection method for high-resolution remote sensing images[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(9): 1613.
- [19] 覃巧华,肖大威,骆明楠,等. 基于卷积神经网络的传统村落图景分类研究[J]. *城市规划*, 2020, 44(7): 52-58.
- QIN Q H, XIAO D W, LUO M N, et al. Research on scene classification of traditional villages based on convolutional neural networks[J]. *City Planning Review*, 2020, 44(7): 52-58.
- [20] TAO J, LI G, SUN Q, et al. An approach for identifying historic village using deep learning[J]. *SN Applied Sciences*, 2023, 5(1): 13.
- [21] 蔡军,温日强,江伟,等. 传统村落航拍图像中民族建筑识别的DeepLabV³+改进算法[J]. *测绘通报*, 2023(4): 49-53.
- CAI J, WEN R Q, JIANG W, et al. Improved DeepLabV³+ algorithm for ethnic architecture recognition in aerial images of traditional villages[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2023(4): 49-53.
- [22] 丁柏峰. 河湟文化圈的形成历史与特征[J]. *青海师范大学学报: 哲学社会科学版*, 2007(6): 68-71.
- DING B F. The formation history and characteristics of the Hehuang cultural circle[J]. *Journal of Qinghai Normal University (Philosophy and Social Sciences Edition)*, 2007(6): 68-71.
- [23] 武沐,王希隆. 试论明清时期河湟文化的特质与功能[J]. *兰州大学学报*, 2001, 29(6): 45-52.
- WU M, WANG X L. On the intrinsic features and functions of Hehuang culture in the Ming and Qing Dynasties[J]. *Journal of Lanzhou University*, 2001, 29(6): 45-52.
- [24] 高小强. 甘青传统民居地理研究[D]. 西安: 陕西师范大学, 2017.
- [25] 王东东,韩卫成. 基于建筑类型学的晋东南传统民居院落形态特征研究[J]. *中外建筑*, 2022(5): 126-130.
- WANG D D, HAN W C. Research on morphological characteristics of traditional residential courtyards in Southeast Shanxi based on architectural typology[J]. *Chinese & Overseas Architecture*, 2022(5): 126-130.
- [26] 冀晶娟,傅潇琳. 广西单幢传统民居居住空间类型分布及其文化地理逻辑[J]. *南方建筑*, 2025(9): 58-68.
- Ji J J, FU X L. Typological distribution of residential space of single-block traditional dwellings in Guangxi and its underlying cultural-geographical logic[J]. *South Architecture*, 2025(9): 58-68.
- [27] 曹琦. 河南传统民居空间形态探析[J]. *郑州轻工业学院学报(社会科学版)*, 2011, 12(6): 48-52.
- CAO Q. Analysis of spatial morphology of traditional dwellings in Henan[J]. *Journal of Zhengzhou University of Light Industry (Social Science Edition)*, 2011, 12(6): 48-52.
- [28] 毛志远,徐雷. 杭州传统民居类历史建筑的总平面格局分类研究[J]. *建筑与文化*, 2016(8): 234-235.
- MAO Z Y, XU L. Classification research on the master plan pattern of historical buildings of traditional dwelling type in Hangzhou[J]. *Architecture & Culture*, 2016(8): 234-235.
- [29] 宋祥. 青海河湟地区山地庄廓聚落景观形态研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2016.
- [30] 李旻泽. 青海河湟谷地传统民居地域性研究[D]. 西安: 长安大学, 2016: 34-51.
- [31] 张萍. 河湟地区民族建筑地域适应性研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2017: 71-92.
- [32] 黄志林. 青海河湟地区庄廓民居节能优化研究[D]. 西安: 长安大学, 2021: 4-6.
- [33] 靳亦冰,王军. 青海聚落[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2022: 139-142.
- [34] 吴晶晶,王军,白涛. 青海省东部河湟地区少数民族传统聚落和民居生存智慧研究[J]. *四川建筑科学研究*, 2013, 39(1): 304-306.
- WU J J, WANG J, BAI T. Research on the living wisdom embodied in traditional settlements and dwellings of ethnic minorities in the eastern Hehuang region of Qinghai Province[J]. *Sichuan Building Science*, 2013, 39(1): 304-306.
- [35] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [36] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G E. Deep learn-

ing[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.

[37] 崔艳荣,邹斌,韩震,等. 卷积神经网络在卫星遥感海冰图像分类中的应用探究——以渤海海冰为例[J]. 海洋学报(中文版),2020,42(9):100-109.

CUI Y R, ZOU B, HAN Z, et al. Application of convolutional neural networks in sea ice image classification with satellite remote sensing: A case study of sea ice in the Bohai Sea[J]. Acta Oceanologica Sinica (Chinese Edition), 2020, 42(9): 100-109.

[38] 李亚飞,董红斌. 基于卷积神经网络的遥感图像分类研究[J]. 智能系统学报,2018,13(4):550-556.

LI Y F, DONG H B. Research on remote sensing image classification based on convolutional neural networks[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2018, 13(4): 550-556.

(编辑 邵煜)