

SkeySpot: 建筑行业数字电气布局图服务键检测的自动化

Dhruv Dosi¹, Rohit Meena¹, Param Rajpura¹, Yogesh Kumar Meena^{*1}

Abstract—传统的平面图通常只以扫描文档的形式保存,但在建筑行业的建筑、城市规划和设施管理中仍然是重要的资源。然而,由于缺乏机器可读的平面图,使得大规模解释既耗时又容易出错。自动符号识别通过直接从平面图中识别服务关键符号提供了一种可扩展的解决方案,从而支持成本估算、基础设施维护和合规性等工作流程。本文引入了一个标注的数字化电气布局平面图 (DELP) 数据集,该数据集包括 45 个扫描的电气布局平面图,标注有 2,450 个实例,涵盖 34 个不同的服务关键类。提出了一个使用预训练目标检测模型对 DELP 数据集进行系统评估的框架。在所基准测试的模型中,YOLOv8 以 82.5 % 的平均精度 (mAP) 达到最高性能。利用 YOLOv8,我们开发了 SkeySpot,一个用于实时检测、分类和量化电气符号的轻量级开源工具包。SkeySpot 生成结构化、标准化的输出,可以扩展以适应可互操作的建筑信息工作流程,最终实现与下游应用和监管平台的兼容性。通过减少对专有 CAD 系统的依赖并降低人工标注的努力,这种方法使中小型企业 (SME) 在建筑行业中更容易实现电气布局的数字化,同时支持建成环境中标准化、互操作性和可持续性的更广泛目标。

I. 引言

数字化电气布局图是建筑和设施管理工作流程的核心,代表着建筑环境中电气及暖通空调 (HVAC) 组件的设计和布置 [1]。这些图纸使用标准化的图形符号,称为服务键,来表示插座、开关、出风口、灯具等组件,编码空间和建筑信息。这些图通过计算机辅助设计 (CAD) 软件生成,用于估算成本、规划安装、协调维护和评估合规性。然而,在实践中,CAD 文件对于许多利益相关者来说往往是难以获得的,特别是建筑行业中的中小企业 (SMEs),他们更依赖扫描的平面图或 PDF 文件。像 AutoCAD¹ 这样的工具的高成本和技术复杂性进一步限制了其在这种情境中的应用,导致可获取的自动化注释解决方案出现显著差距。

对扫描图纸中的符号进行手动检测和注释仍然是主要的方法,但这种方法速度慢,易出错,并且需要领域专业知识 [1]。这一任务因图表密集混乱、视觉遮挡以及符号形状、大小和方向的细微类别间差异而更加复杂。这些挑战促使人们需要开发不依赖于专有设计软件的健壮、可扩展且易于使用的自动化工具。

在过去十年中,建筑图中的符号识别一直是一个开放的研究课题,尤其是在扫描或栅格化的平面图背景下 [1]。据我们所知,关于符号检测及其在电气布局图中的实时部署方面尚未有显著的贡献。为了解决自动符号检测问题,过去的非深度学习符号识别方法主要依赖两种方法论:基于像素和基于矢量的技术。例如,[2] 提出了一个使用低级描述符和模板匹配的两阶段方法。基于像素的方法如 F-signature [3]、模糊形状模型 (BSM) [4] 和圆形 BSM (CBSM) [5] 在栅格数据上执行,而基于矢量的方法如 SCIP 和 ESCIP [6] 则利用矢量表示。利用图的结构方法——例如属性关系图 [7]、区域邻接图 [8]、

图序列化 [9]、图嵌入 [10] 和关系索引 [11], 尝试捕捉符号的拓扑结构。其他作品利用了连接组件、构成要素和轮廓图 [12]。

尽管这些方法在算法上颇具复杂性,但它们仍然对噪声、符号变形和布局异构性敏感。此外,多个符号在颜色和形状上非常相似,基于规则的方法无法高效分类这些符号 [13]。近年来,基于深度学习的方法在数字文档分析方面取得了显著进展。Dey 等人 [14] 使用简单的 LeNet 进行手写符号识别,而 Riba 等人 [15] 利用信息传递神经网络在结构图上进行操作。语义分割模型已应用于建筑图纸以检测墙壁和门 [16], [17]。基于 GAN 的方法也被探索用于符号查找 [18]。然而,许多这些方法在简化数据集上进行测试,并且未设计用于在高杂乱环境中实时部署。值得注意的是,[19], [20] 使用约 1300 张图像的公共数据集,但这些数据集缺乏实际环境中遇到的符号多样性和视觉复杂性。此外,之前的工作 [21], [22] 也集中于使用 Faster R-CNN 进行管道和仪表图,涉及较慢的推理且未优化用于部署。Rezvanifar 等人 [23] 仅处理 12 种建筑符号,且无法推广到更复杂的电气布局。

通过在一个可访问的工具包中结合数据集创建、模型评估和部署,该工作填补了扫描电气布局中自动符号识别的显著空白,并为自动符号识别领域的进一步研究提供了坚实的基准。本文的主要贡献总结如下:

- 1) 引入了一个包含 45 个标注的楼层平面图的新颖数据集,覆盖了 34 个独特的服务键类别,总计有 2450 个服务键实例。
- 2) 基准测试了针对服务键检测和分类进行微调的 Faster R-CNN 和 YOLOv8 模型,提供了对其优点和局限性的全面性能评估。
- 3) 开发了 SkeySpot 交互接口工具包,这是一个面向建筑行业中小企业的实时网络工具,可以自动化服务关键点的识别、检测摘要以及分析,从而通过端到端的可扩展解决方案来提升决策制定和运营效率。

II. 材料与方法

本节概述了用于创建数据集、设计模型结构和训练深度学习模型以检测数字化电气布局图中服务标记的方法。SkeySpot 的开发和部署框架概述如图 1 所示。

A. 数据集准备

数字电气布局图 (DELP) 数据集包含 45 个整理过的平面图,并标注了 34 种与电气系统相关的服务键类。由于闭塞、杂乱、颜色变化和文本元素等因素,该数据集在自动符号检测方面提出了很多挑战。平面图来自于英国从事住房开发的中小企业。符号变异性的代表性示例如图 2 所示,其中包括形状不同和入水入口位置各异的散热器,以及虽然形状相似但颜色不同的低能耗吊灯。

¹Human-AI Interaction (HAIX) Lab, IIT Gandhinagar, India
yk.meena@iitgn.ac.in

¹ AutoCAD 平面图软件

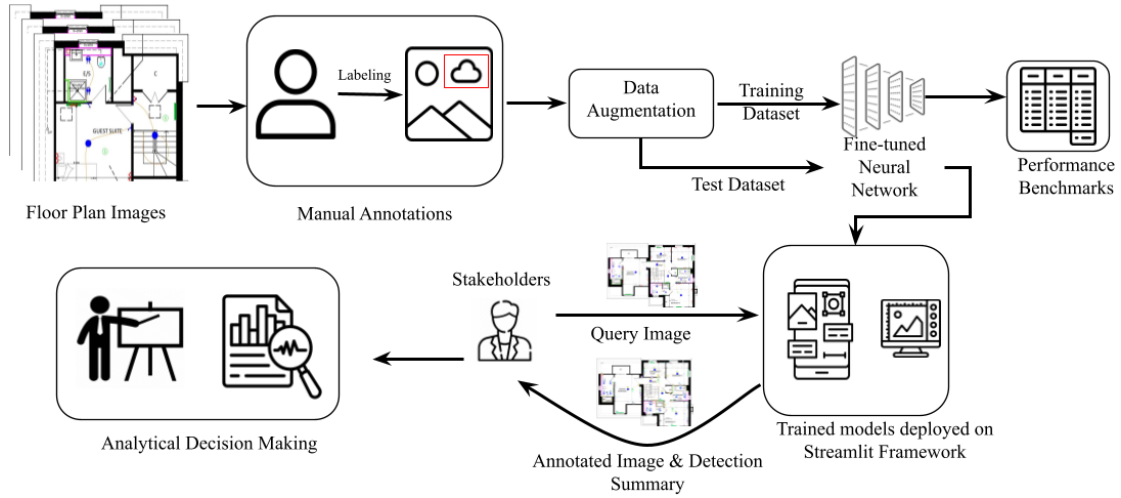


Fig. 1: 提出的 SkeySpot 流程，概述了从数据集准备和注释到使用 Streamlit（一个开源 Python 框架）进行训练、基准测试和部署的工作流程

这些类内变异性性和类间相似性增加了分类任务的复杂性，特别是在符号空间重叠的情况下。

数据集中每张图像都包含标注信息，指示服务键的位置和类别。服务键类别的完整列表在 Table I 中提供。在数据集准备过程中，为避免极端的类别不平衡，仅有一个实例的四个类别（回溅贴砖、半高贴砖、地暖和檐口）被排除。标注是使用 LabelImg 工具 [24] 创建的。标注数据集中各类别实例的频率概述在 Table III 中。

B. 数据增强和预处理

为了增强 DELP 数据集并确保预训练模型的稳健训练，我们通过 albumentations 库 [25] 使用了图像增强。对原始图像应用了四种增强：1) 垂直和水平翻转，2) 旋转，3) 随机裁剪，和 4) 亮度调整。这些技术增强了数据集的多样性，通过在不同场景中实现更好的泛化来提高模型性能，从而提升了准确性和稳健性。

C. 模型架构与训练

在数据集准备和扩充之后，预训练模型在 DELP 数据集上进行了微调以检测服务键。部署后的训练模型接受楼层平面图的输入图像，并生成检测服务键符号的边界框坐标并识别它们。此信息可以进一步用于各种应用，如自动楼层分析、建筑信息建模 (BIM)、房屋装修或物业管理。

这项工作利用了两个预训练模型：YOLO (You Only Look Once) [26] 和 Faster-RCNN [27]，它们都在 COCO 数据集 [28] 上进行了训练。YOLOv8 的架构包括三个主要组件：Backbone、Neck 和 Head。Backbone 使用了定制的 CSPDarknet53，具有 CSP 连接、深度分离卷积和残差链接，以有效提取多尺度特征。Neck 集成了增强的 PANet 和新颖的 C2f 模块，替代了 YOLOv5 的 C3 模块，以改善特征融合和小目标检测。无锚 Head 直接预测物体中心，简化了非极大值抑制 (NMS)，消除了锚点调优，实现了不影响准确性的实时性能。

Faster R-CNN 使用两阶段设计，将区域提议网络 (RPN) 与 ResNet 或 VGG 等深度 CNN 主干结合用于特征提取。RPN 预测边框和目标性得分，通过 RoI 池化将

TABLE I: 带有图形符号的服务关键类别。

Service Key	Icon	Service Key	Icon
BT Entry Point		Cat 6 Data Socket	
Ceiling Fan With Light Switch		Ceiling Fan With Boost Switch	
Co-Ax TV Socket		Consumer Unit	
Double Socket		Electric Meter Box	
External Wall Light		Fused Spur	
Full Height Tiling		Gas Meter Box	
Grid Switch		Hob Switch	
Internal Wall Light		Light Switch	
Low Energy Downlighter		Low Energy Pendant Light	
Mains Wired Smoke Detector		Outside Socket	
Outside Tap		Oven Switch	
Programmable Room Thermostat		Radiator	
Recirculating Extractor Fan		Shaver Socket	
Single Socket		TV - Satellite Multisocket	
Telephone Socket		Track Light	
Twin LED Strip Light		USB Double Socket	
Underfloor Heating Manifold		Water Entry Position	
Cornice		Half Height Tiling	
Splashback Tiling		Underfloor Heating	

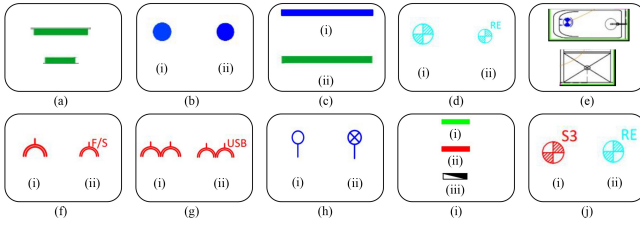


Fig. 2: 来自 DELP 数据集的案例，因类内差异或类间相似性，使该数据集在构建用于以下应用的鲁棒模型时具有相关性：a) 散热器 (b)(i) 水进入位置 (ii) 低能量吊灯 (c)(i) 双 LED 条形灯 (ii) 散热器 (d)(i) 带灯开关的吊扇 (ii) 循环式抽风扇 (e) 高度瓷砖 (f)(i) 单插座 (ii) 融合支线 (g)(i) 双插座 (ii) USB 双插座 (h)(i) 内墙灯 (ii) 外墙灯 (i) 煤气表箱 (ii) 电表箱 (iii) 消费单元 (j)(i) 带增强开关的吊扇 (ii) 循环式抽风扇。

提议细化为固定大小的特征图用于分类和回归。这种基于锚点的区域特定方法提升了准确性，但增加了计算复杂性，与 YOLOv8 的单次实时设计形成对比。YOLOv8 在 200 个时期内进行了微调，而 Faster R-CNN 训练了 4000 次迭代，两个模型都进行了 5 次交叉验证（80-20 分割用于训练和验证）以进行超参数调优。学习率和批量大小经过优化，并且模型权重在每个折中保存以支持进一步评估。

III. 结果

根据 [23] 采用的评估协议，模型性能使用标准目标检测指标进行报告：mAP@50、mAP@75 和平均 mAP@[50:95]，这些指标综合评估了在不同 IoU 阈值下的定位和分类精度。其中，平均平均精度（mAP）衡量跨类别的检测准确性，而交并比（IoU）量化预测边界框与真实边界框之间的重叠。这些指标是在 13 个未见测试集的楼层平面图上计算得出的，所有折叠的平均性能被用来提供模型检测能力的可靠评估。

TABLE II: 在测试集的 13 张图像中对 598 个实例进行了 Faster R-CNN 和 YOLOv8 的比较。这些指标为使用 5 折交叉验证训练的模型的 mAP 得分均值。

Framework	mAP50 (%)	mAP75 (%)	mAP50-95 (%)
Faster R-CNN	48.62	25.54	26.13
YOLOv8	81.12	46.86	48.24

微调后的 faster R-CNN 和 YOLOv8 模型在 DELP 中检测服务键的性能和准确性进行了分析和比较。这次评估使用了 13 张保留的测试平面图像进行，并且每个模型的性能结果总结在表 II 中。服务键的类别性能指标在 III 中展示。该表还强调了每个服务键在训练和测试数据集之间实例数量的差异。值得注意的是，一些服务键用连字符标记，表示在测试数据集中不存在相应的实例。

IV. SKEYSPOT 工具包

A. 特征

SkeySpot 工具套件提供了一个直观的数字注释和分析界面，允许用户围绕检测到的标签生成边界框，并使用颜色编码的服务 ID 进行轻松区分。SkeySpot 生成注释

布局，为其他下游决策任务提供详细的检测洞察。该工具支持每个服务键的可视化，通过类别和数量对其进行量化。对于涉及多个平面图的大规模分析，用户可以使用批处理模式。该工具使用户能够微调置信度评分，下载注释的图像，并生成按布局的检测摘要，并可以为中小企业提供传统工作流程的实用替代方案。

B. 部署

SkeySpot 工具包通过 Streamlit Cloud 部署，这是一个开源的 Python 框架，使得基于网络的应用程序的部署和分享变得简单。Streamlit 支持应用程序的自动扩展和监控，确保其始终可用、响应迅速，并且可以被任何有互联网连接的人使用。虽然最初的训练同时利用了 Faster R-CNN 和 YOLOv8 模型，但在 Streamlit 平台上的最终部署仅使用了最佳模型：YOLOv8。Streamlit 网络应用程序最多使用 2 个 CPU 核心，2.7 GB 的内存，并支持最多 50 GB 的存储，这些资源足以有效运行 SkeySpot 工具包。SkeySpot 工具包可公开访问，地址为 <https://skeyspot.streamlit.app>。此外，所有源代码和数据集详细信息均在 <https://github.com/HAIx-Lab/Skeyspot> 提供，以确保可重复性。

C. 交互界面

用户在 SkeySpot 工具包上的工作流程如 Figure 3 所示。SkeySpot 工具包设计了两个交互页面以增强用户体验。第一页允许用户上传单个平面图，并通过单独可视化特定服务键、按类别和总数量化它们来评估结果。此功能帮助用户微调其数据的参数，以符合他们预期的结果。第二页支持多个平面图的批量处理，并结合成本分析功能。用户通常需要有关住宅区内特定服务键的详细信息，以进行成本估算、维护和改造等任务。为了方便用户，可以输入选定服务键的每件单价，从而对所有上传平面图进行全面的成本细分。此外，这两个页面还提供下载包含带注释图像和按图像检测汇总的 zip 文件选项，确保轻松获取重要信息。

V. 讨论

YOLOv8 模型表现出色，mAP50 得分为 81.1 %，显著优于 Faster R-CNN，该模型获得了 48.6 %。这种性能差异主要归因于 Faster R-CNN 在处理密集聚集或重叠的服务键方面的挑战，以及其经常为同一实例生成冗余边界框。

YOLOv8 在涉及拥挤或重叠符号的场景中表现出了显著更好的检测精度，如图 4 所示。对于在训练数据中具有较高代表性的服务键，例如双插座、灯开关和低能耗吊灯，该模型取得了稳健的结果。对于代表性不足的类别（如轨道灯）性能下降，这突显了实例频率的重要性。有趣的是，尽管内部和外部壁灯这类服务键的训练数据有限，但它们显示出较高的 mAP50 分数，这表明明显的形状特征可以弥补样本匮乏。相反，具有最小视觉区域的服务键（例如 USB 双插座、网络开关和炉灶开关）由于高类内相似性和对文本区分的依赖，往往表现不佳。相对而言，视觉上显眼或具有独特结构模式的键则更容易被可靠检测。

从更广泛的角度来看，这些结果表明了基于深度学习的符号识别系统在支持建筑平面图的可扩展数字化和解释方面的潜力。虽然这项工作专注于电气布局只是因为

TABLE III: 最佳 YOLOv8 模型在 5 折交叉验证中测试集上的不同服务键的性能指标

Service ID	Service Keys	Frequency in Train Set	Frequency in Test Set	mAP50 (%)	mAP75 (%)	mAP50-95 (%)
0	BT Entry Point	14	4	65.34	0	25.42
1	Cat 6 Data Socket	73	18	93.98	69.57	59.44
2	Ceiling Fan With Light Switch	48	24	93.66	30.12	44.66
3	Ceiling Fan With Boost Switch	23	0	-	-	-
4	Co-Ax TV Socket	42	10	83.40	47.31	54.90
5	Consumer Unit	13	4	75.00	43.50	43.90
6	Double Socket	348	121	97.00	60.68	60.44
7	Electric Meter Box	16	5	89.88	78.49	58.74
8	External Wall Light	32	10	99.50	73.38	65.38
9	Fused Spur	5	0	-	-	-
10	Full Height Tiling	31	14	95.32	93.98	84.36
11	Gas Meter Box	15	4	82.08	52.64	46.54
12	Grid Switch	9	5	56.44	0	16.34
13	Hob Switch	17	4	68.62	36.77	33.04
14	Internal Wall Light	6	1	99.50	0	47.72
15	Light Switch	218	78	91.96	36.61	46.38
16	Low Energy Downlighter	282	87	98.66	94.86	75.64
17	Low Energy Pendant Light	151	46	99.50	99.50	83.82
18	Mains Wired Smoke Detector	42	17	99.50	81.83	70.12
19	Outside Socket	13	6	83.00	63.60	47.68
20	Outside Tap	14	5	93.70	90.57	67.96
21	Oven Switch	19	4	65.80	7.85	24.12
22	Programmable Room Thermostat	34	10	91.94	25.66	35.78
23	Radiator	162	67	94.30	62.50	59.16
24	Recirculating Extractor Fan	14	0	-	-	-
25	Shaver Socket	33	9	99.50	61.07	62.78
26	Single Socket	33	10	92.72	28.30	48.36
27	TV - Satellite Multisocket	2	6	24.22	21.60	19.5
28	Telephone Socket	34	13	71.80	25.31	34.56
29	Track Light	3	2	21.00	0	8.40
30	Twin LED Strip Light	9	0	-	-	-
31	USB Double Socket	78	5	43.02	20.87	26.26
32	Underfloor Heating Manifold	11	0	-	-	-
33	Water Entry Position	12	5	80.00	52.26	47.26

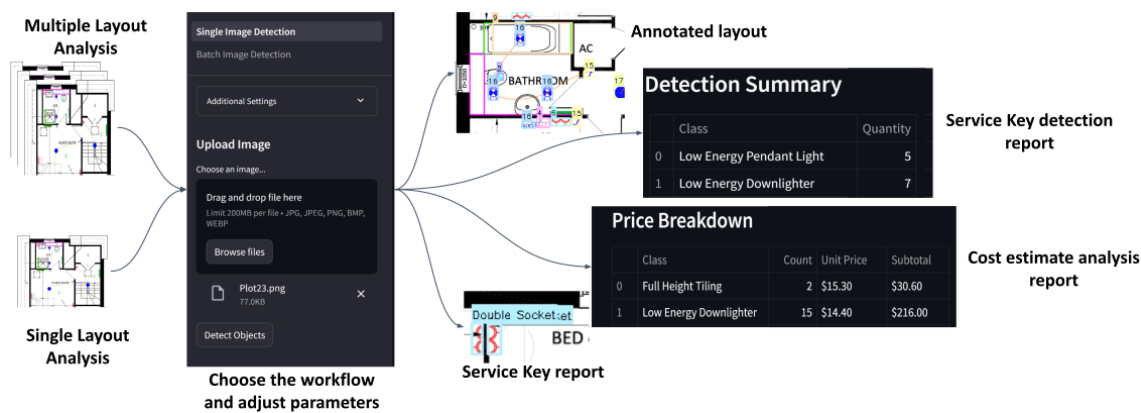


Fig. 3: SkeySpot 的工作流程和功能：用户进入 SkeySpot 应用页面，上传单个或多个平面图。报告包括带有服务 ID 的注释图像、服务键的总数以及可自定义的成本估算报告。用户可以查看单个服务键。这些报告会被打包成一个 zip 文件供下载。

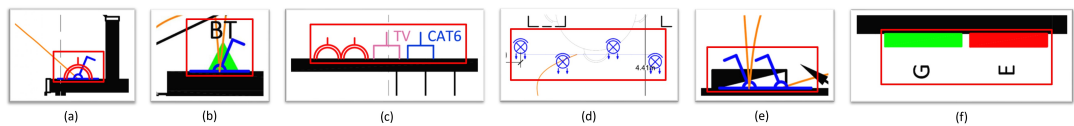


Fig. 4: 在具有挑战性的场景中对服务键的检测结果。(a) 灯开关和单一插座虽然有重叠但都被检测到。(b) 检测到 BT 入口点，但灯开关在遮挡中被遗漏。(c) 尽管摆放紧密，识别出所有三个服务键。(d) 轨道灯被错误分类为低能耗下照灯。(e) 模型在重叠中困惑；消费者单位未检测到，灯开关被识别。(f) 检测到电力计量箱；煤气计量箱被误分类为暖气片。

符号的多样性,但这样的工具为自动化传统上需要大量人工劳动的文档任务奠定了基础[1]。结构化符号检测可能为下游任务例如照明区域划分、负载分布估计和暖通空调规划服务,这些是能源模拟引擎的关键输入[29]。虽然 SkeySpot 没有直接执行这些功能,但通过检测生成的标准化和机器可读的输出提供了与 BIM 工具的互操作性,从而实现未来的集成。

而且,通过用像 SkeySpot 这样轻量级的工具降低非 CAD 用户的技术进入壁垒,该工作展示了 AI 如何使嵌入在传统建筑文档中的重要信息的访问民主化。对那些无法获得昂贵 CAD 软件或技术人员的小型 and 中型企业 (SMEs) 尤其有价值。因此,这促进了在可持续建筑倡议中的包容性参与以及遵守能源规范。

自动化服务关键检测面临显著的限制,包括标注数据的有限性、不同公司间电气布局符号的巨大差异阻碍了标准化,以及数据集策划和注释对齐的高初始设置工作量。因此,可以通过结合合成平面图生成或先进的数据增强技术 (例如, mixup, cutout, grid masking) 来改进,并采取适当的措施以保护标签的完整性[30]。数据增强也可以使转换器或基于注意力机制的场景分割任务成为可能。这些改进可以将此类系统的适用性扩展到更广泛的领域,包括政策合规自动化、建筑创新以及以可持续性为驱动的设计工作流程,呼应了在人工智能辅助的城市和基础设施规划中正在兴起的方向。

本文引入了首个为数字化电气平面图中的注释服务键检测而精心制作的数据集 DELP。对多个目标检测模型进行了基准测试,结果显示 YOLOv8 被识别为性能最佳的框架,达到了 82.5 % 的 mAP@50 以及 81.1 % 的平均 mAP。SkeySpot 是首个用于电气布局中自动服务键检测的实时网络平台,它被开发出来。DELP 数据集和 SkeySpot 共同提供了一种新颖且可扩展的自动电气符号检测 workflow,这一 workflow 简化了分析,并支持物业开发商、建筑师和维护机构的后续决策。

Acknowledgment: 我们感谢 Christopher Theobald、Brad Davies 和 Mersea Homes Ltd 慷慨提供本研究使用的数据集,并感谢 IIT Gandhinagar 提供的 IRG 资助 - IP/IITGN/CSE/YM/2324/05。

REFERENCES

- [1] Pablo N Pizarro, Nancy Hitschfeld, Ivan Sipiran, and Jose M Saavedra. Automatic floor plan analysis and recognition. *Automation in Construction*, 140:104348, 2022.
- [2] Alireza Rezvanifar, Melissa Cote, and Alexandra Branzan Albu. Symbol spotting for architectural drawings: state-of-the-art and new industry-driven developments. *IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, 11:1–22, 2019.
- [3] Salvatore Tabbone, Laurent Wendling, and Karl Tombre. Matching of graphical symbols in line-drawing images using angular signature information. *Document Analysis and Recognition*, 6(2):115–125, 2003.
- [4] Sergio Escalera, Alicia Fornés, Oriol Pujol, Petia Radeva, Gemma Sánchez, and Josep Lladós. Blurred shape model for binary and grey-level symbol recognition. *Pattern Recognition Letters*, 30(15):1424–1433, 2009.
- [5] Sergio Escalera, Alicia Fornés, Oriol Pujol, Josep Lladós, and Petia Radeva. Circular blurred shape model for multiclass symbol recognition. *IEEE Transactions on SMC*, 41(2):497–506, 2010.
- [6] Thi-Oanh Nguyen, Salvatore Tabbone, and Alain Boucher. A symbol spotting approach based on the vector model and a visual vocabulary. In *2009 10th ICDAR*, pages 708–712. IEEE, 2009.
- [7] Rashid Jalal Qureshi, Jean-Yves Ramel, Didier Barret, and Hubert Cardot. Spotting symbols in line drawing images using graph representations. In *Graphics Recognition. Recent Advances and New Opportunities: 7th International Workshop, GREC 2007, Curitiba, Brazil, September 20–21, 2007. Selected Papers 7*, pages 91–103. Springer, 2008.
- [8] Alessio Barducci and Simone Marinai. Object recognition in floor plans by graphs of white connected components. In *Proceedings of the 21st ICPR*, pages 298–301, 2012.
- [9] Anjan Dutta, Josep Lladós, and Umapada Pal. A symbol spotting approach in graphical documents by hashing serialized graphs. *Pattern Recognition*, 46(3):752–768, 2013.
- [10] Muhammad Muzzamil Luqman, Jean-Yves Ramel, Josep Lladós, and Thierry Brouard. Subgraph spotting through explicit graph embedding: An application to content spotting in graphic document images. In *2011 International Conference on Document Analysis and Recognition*, pages 870–874. IEEE, 2011.
- [11] Marçal Rusiñol, Agnès Borràs, and Josep Lladós. Relational indexing of vectorial primitives for symbol spotting in line-drawing images. *Pattern Recognition Letters*, 31(3):188–201, 2010.
- [12] Nibal Nayef and Thomas M Breuel. On the use of geometric matching for both: Isolated symbol recognition and symbol spotting. In *Graphics Recognition. New Trends and Challenges: 9th International Workshop, GREC 2011, Seoul, Korea, September 15–16, 2011, Revised Selected Papers*, pages 36–48. Springer, 2013.
- [13] Lluís-Pere De Las Heras, Sheraz Ahmed, Marcus Liwicki, Ernest Valveny, and Gemma Sánchez. Statistical segmentation and structural recognition for floor plan interpretation: Notation invariant structural element recognition. *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ-DAR)*, 17(3):221–237, 2014.
- [14] Sounak Dey, Anjan Dutta, Josep Lladós, Alicia Fornés, and Umapada Pal. Shallow neural network model for hand-drawn symbol recognition in multi-writer scenario. In *2017 14th IAPR ICDAR*, volume 2, pages 31–32. IEEE, 2017.
- [15] Pau Riba, Anjan Dutta, Josep Lladós, and Alicia Fornés. Graph-based deep learning for graphics classification. In *2017 14th IAPR ICDAR*, volume 2, pages 29–30. IEEE, 2017.
- [16] JongHyeon Yang, Hanme Jang, JiYeup Kim, and JungOk Kim. Semantic segmentation in architectural floor plans for detecting walls and doors. In *2018 11th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, pages 1–9. IEEE, 2018.
- [17] Swarnendu Ghosh, Prasenjit Shaw, Nibaran Das, and K.C. Santosh. Gsd-net: Compact network for pixel-level graphical symbol detection. In *2019 International Conference on Document Analysis and Recognition Workshops (ICDARW)*, volume 1, pages 68–73, 2019.
- [18] Eyad Elyan, Laura Jamieson, and Adamu Ali-Gombe. Deep learning for symbols detection and classification in engineering drawings. *Neural networks*, 129:91–102, 2020.
- [19] Shreya Goyal, Vishesh Mistry, Chiranjoy Chattopadhyay, and Gaurav Bhatnagar. Bridge: Building plan repository for image description generation, and evaluation. In *International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)*, pages 1071–1076, 2019.
- [20] Zahra Ziran and Simone Marinai. Object detection in floor plan images. In *Artificial Neural Networks in Pattern Recognition: 8th IAPR TC3 Workshop, ANNPR 2018, Siena, Italy, September 19–21, 2018, Proceedings 8*, pages 383–394. Springer, 2018.
- [21] Hina Bhanbhro, Yew Kwang Hooi, Zaira Hassan, and Naja-muddin Sohu. Modern deep learning approaches for symbol detection in complex engineering drawings. In *2022 International Conference on Digital Transformation and Intelligence (ICDI)*, pages 121–126, 2022.
- [22] Hina Bhanbhro, Yew Kwang Hooi, and Zaira Hassan. Modern approaches towards object detection of complex engineering drawings. In *2022 International Conference on Digital Transformation and Intelligence (ICDI)*, pages 01–06, 2022.
- [23] Alireza Rezvanifar, Melissa Cote, and Alexandra Branzan Albu. Symbol spotting on digital architectural floor plans

- using a deep learning-based framework. In *2020 IEEE/CVF CVPR Workshops*, pages 2419–2428, 2020.
- [24] Darrenl. LabelImg Tool. <https://github.com/tzutalin/labelImg>, 2015.
- [25] E. Khvedchenya V. I. Iglovikov A. Buslaev, A. Parinov and A. A. Kalinin. Albumentations: fast and flexible image augmentations. *ArXiv e-prints*, 2018.
- [26] Ultralytics. YOLO V8. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>, 2023.
- [27] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*, 28, 2015.
- [28] Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, Piotr Dollár, and C Lawrence Zitnick. Microsoft coco: Common objects in context. In *Computer Vision–ECCV*, pages 740–755. Springer, 2014.
- [29] Marina Bonomolo, Simone Di Lisi, and Giuliana Leone. Building information modelling and energy simulation for architecture design. *Applied Sciences*, 11(5):2252, 2021.
- [30] Yeji Hong, Somin Park, Hongjo Kim, and Hyoungkwan Kim. Synthetic data generation using building information models. *Automation in Construction*, 130:103871, 2021.