

通信行业工程图纸 智能识别与重构

Intelligent Recognition and Reconstruction of
Engineering Drawings in Communication Industry

竹梦圆,张昀玮,杨泽昆(中讯邮电咨询设计院有限公司,北京 100048)

Zhu Mengyuan, Zhang Yunwei, Yang Zekun (China Information Technology Designing & Consulting Institute Co., Ltd., Beijing 100048, China)

摘要:

通信设计行业现存百万级别的图片、PDF等格式的工程图纸,且数量与日俱增,这些图纸无法直接用于设计的数字化推进。基于目标检测、语义分割等技术,针对机房、铁塔、天面图纸等类别的存量工程图纸,分别研发出相应的图纸识别AI算法并形成产品,可生成图纸中设备类别、坐标、尺寸等矢量化信息;同时研发了基于矢量化信息复原生成工程CAD图纸的算法,打通了从图纸识别到图纸复原的全流程,实现海量存量图纸的数字化。

关键词:

图纸识别;目标检测;深度学习;数字化
doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2023.07.006
文章编号: 1007-3043(2023)07-0031-06
中图分类号: TN914
文献标识码: A
开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

In the communication design industry, there are millions of engineering drawings in the form of pictures, PDF, etc., and the number is increasing day by day. These drawings cannot be directly used for the digital promotion of design. Based on technologies such as object detection and semantic segmentation, a set of drawing recognition algorithms for machine room, tower, and floor drawings are developed and formed products accordingly, which can generate vectorized information such as equipment category, coordinates, dimensions, etc. in drawings. At the same time, an algorithm is developed to restore and generate engineering CAD drawings using vectorized information. The whole system has opened up the whole process from drawing recognition to drawing restoration, and realized the digitization of massive engineering drawings.

Keywords:

Drawing recognition; Object detection; Deep learning; Digitalize

引用格式: 竹梦圆,张昀玮,杨泽昆. 通信行业工程图纸智能识别与重构[J]. 邮电设计技术, 2023(7): 31-36.

1 概述

在通信设计行业工程图纸领域,各种CAD软件被广泛应用。CAD技术给工程设计带来了便利,提升了图纸存储、信息检索的效率^[1]。但过去几十年中,各大中型设计院、企业等所保存的海量设计图纸,仍以纸质版或图片的形式进行存储和使用,它们可将空间范围内设备的分布情况进行可视化展示。在实际的生

产、资料存储、检索与编辑过程中,存在以下几个弊端。

a) 难修改。由于图片无法直接编辑,在工程建设的过程中,每次修改都需要专业的绘图人员对整张图纸进行重绘制,耗费大量的时间以及人力资源。

b) 难统一。在全国不同地域与设计院单位的工程图纸中,由于工程师的绘图标准、偏好不统一,即使同一设备在不同图纸中的可视化形式也可能有所差异,影响工程建设。

c) 难管理。平面图纸只是可视化了设备所在的

收稿日期: 2023-04-30

空间位置分布,难以统计和获取某一空间范围内设备的具体数量、设备的分布情况以及可利用的空间资源等信息,对于工程重规划以及继续建设等项目带来了很大的难题。

随着信息扫描技术的发展和图纸管理系统的普及,大多数纸质图纸都经仪器扫描转化为PDF、PNG等电子格式进行存档和管理。但这种格式无法在CAD中编辑更改,一旦出现设备增删或变更的情况,仍只能通过重绘来更新,这无疑给图纸再设计和运维工作带来巨大的不便。推进图纸的自动识别与数字化迫在眉睫。

目前对图纸的识别和数字化研究成果相对较少,处理对象大多基于扫描的高质量图纸,计算平台依赖个人电脑。传统方法以矢量化方法为代表,即利用扫描仪形成点阵图像,经过预处理和矢量化的操作,用线段描述图形符号^[2]。这样的方法具有明显的缺陷,它对噪声十分敏感,容易畸变,后续往往需要细化算法的辅助才能使用。之后提出的图像轮廓跟踪法^[3]在工程图纸矢量化中引入了平均链码和线条的概述,在实现直线或微弯曲线的整条提取、跟踪的同时,图文的磁量化速度和质量有较大的提高,然而尽管它可以提高鲁棒性,但其识别层次较低,无法精确区分各组件的语义。基于对象图例及其拓扑关系进行图纸识别的方法^[4]在一定程度上可以改进这个问题,它针对对象图例的几何属性,通过对多类对象图例分类,提取对象的环形分割特征识别子类对象图例,基于连通域标记方法实现对象图例拓扑关系的识别。非传统的、基于学习的方法直到最近才开始渗透到文献中,而且还远远没有解决传统符号识别方法的问题,因为它们大多只针对特定的符号识别应用。例如只解决图纸主体部分的识别或只解决表格的识别等,没有对整体图纸进行相关系统的设计。徐剑,张皓等人^[5]在特征提取过程采用VGG16^[6]网络,利用深度学习方法对电网图元进行识别,可识别的类别包含9类电网图元。然而对于通信行业工程图纸中成百上千种形状各异的设备而言,这种方法显然无法满足需求。

本文提出一套基于深度学习的通信设计行业工程图纸智能识别与重构系统,可以系统性地识别整张图纸中的设备元素、标尺和文字标注等信息,形成矢量化的结构化数据结果文件,该结果文件可以JSON的形式保存。同时考虑到图纸识别算法中不可避免出现的误识别、漏识别等情况,开发了一套图纸识别

交互工具,用户可在该交互工具上对错误识别的部分进行定义赋值,实现修改及补充,生成完全复原的矢量化结果数据,该数据可以与数字化设计平台对接,实现图纸的数字化分析、统计与管理,实时统计指定图纸中设备的类别分布与数量、剩余可利用资源等信息。此外,针对大量的有线/无线传输专业的通信设计图纸中的数百种设备类别进行了归类与标准化,建立了一整套图纸模型库,研发形成一套CAD图纸生成程序,对于图纸识别的矢量结果,通过调用该图纸模型库,可以生成标准化的图纸,快速还原工程图纸。对于设备管理、工程重规划以及继续建设等项目提供了重要的参考信息,解决了难管理的问题。

2 算法方案

2.1 整体架构设计

针对新时代通信行业实体资源呈现、建维智能化、设计数字化等需求痛点,研发出一整套基于深度学习的通信设计行业工程图纸智能识别与管理系统,该系统包含5个模块,解决了从纸质版/图片格式的工程图纸到数字化图纸的自动转化难题。

模块1:图纸上传与管理。通过省市列表以及具体关键字可检索所需站点,上传并绑定该站点的图纸。此模块有利于工程图纸的按省市与站点站址分类规范化管理。

模块2:图纸转换与预处理。将上传后的PDF格式图纸自动拆分并转换为算法输入所需要的图片格式,这里可选择待转换的图纸类别,目前系统已支持机房类、铁塔类与楼面类图纸。

模块3:图纸识别算法模块。这里可基于所研发的图纸识别算法,自动识别出工程图纸中的机柜、天线等设备的朝向、尺寸等信息,并自动与物料表中的信息及尺寸标注进行关联,实现图纸的数字化与矢量化。

模块4:人工交互模块。考虑到人工智能算法在任何场景下都无法保证百分百的准确率,不可避免会出现个别识别错误与遗漏的地方。基于此设计了一套人工交互操作界面,可以将模块3识别出的矢量化结果进行可视化展示,并与原图进行叠加对比,对于识别结果有误的地方,可通过人工交互完成增、删、改等操作,形成百分百复原的图纸矢量化结果。在这个过程中,还可同时完成标注数据的积累与模型的再训练。

模块5:图纸复原与重构。笔者团队研发出一套CAD图纸自动生成算法,通过调用此算法,可将前述流程中识别的矢量化结果,自动生成CAD图纸,供工程方使用。全流程快速高效,实现了海量图纸快速、精准的数字化转化。

图1所示为整体系统架构流程示意。

2.2 机房类图纸识别算法

机房类图纸的算法框架包括版面分析模块、机房区域关键点检测与组合模块、小区域检测模块、表格解析模块、文字识别模块和图文匹配模块。

对于机房类图纸,由于其包括设备图形区域、表格区域和文字区域等,无法统一用同一个模型来处理。笔者团队研发出一套版面分析算法,用于将机房图纸裁剪成不同区域,输入到下一个算法模块。这里采用了YOLOX^[7]模型,将不同的版面区域分别视为待识别的目标进行检测,所训练的模型可以返回不同版面区域的分类和坐标信息。

对于版面分析后输出的设备图形区域,考虑到机房类图纸中最主要的设备类别是机柜、电源与空调,常见空间存放形态是多组机柜紧密相连形成一排,多排机柜/电源平行放置。这些设备表现在图纸中,是由点和线段构成的具有特定形状的封闭图形,在空间位置中具有分布密集、互通互连等特点,使通常的检测技术难以区分设备的边界以及主体位置,造成定位精度低下。如果通过YOLO系列的目标检测算法基于锚

框进行框选,容易出现检测结果中机柜对不齐、有缝隙等情况,不能达到复原的目的。针对此问题,笔者团队研发了关键点检测+后处理算法,对于图纸中的元素,根据其构成划分为左上、左下、右上、右下、尺寸标注左、尺寸标注右等13类角点,并将其作为关键点。在CPM(Convolutional Pose Machines)^[8]算法的基础上,使用多尺度卷积^[9]操作获取图片的关键点特征并相互融合,得到关键点稳定的特征表象以及隐式空间关系,从图中提取到稳健的融合特征之后,利用深度学习中的相关技术来回归拟合关键点的类型以及空间位置分布,从而确定在像素级下的关键点信息。当确定连接点的空间位置以及类型后,利用连接点的类型以及相互空间关系,使用整数规划^[10]使点之间相互组合。整数规划将连接点聚合为一组简单的原语(例如设备框),以生成矢量化的平面布置图,同时确保拓扑和几何一致的结果。整数规划强制原语之间的几何和语义约束,以过滤出虚假的候选原语,并保证布局图数据的属性必须为真。例如,设备块必须由4个不同类型的角点形成矩形框,墙体必须由一组形成1D循环的墙包围。图2所示为机房区域关键点检测和组合模块识别结果。

对于版面分析后输出的表格区域,基于语义分割DeepLabv3+^[11]算法进行表格解析,拆分和裁剪出表格中的每个单元格;对于单元格中的文字和数字信息,采用PaddleOCR^[12]技术进行文字识别,提取出物料表

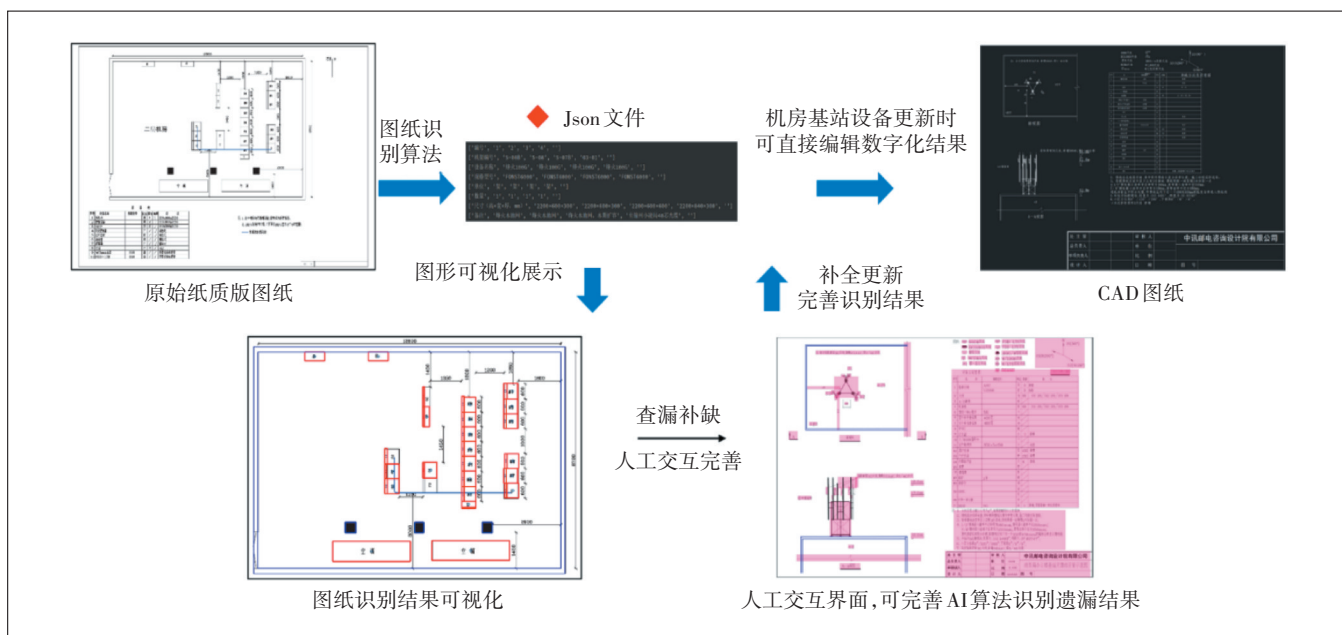


图1 整体系统架构流程示意

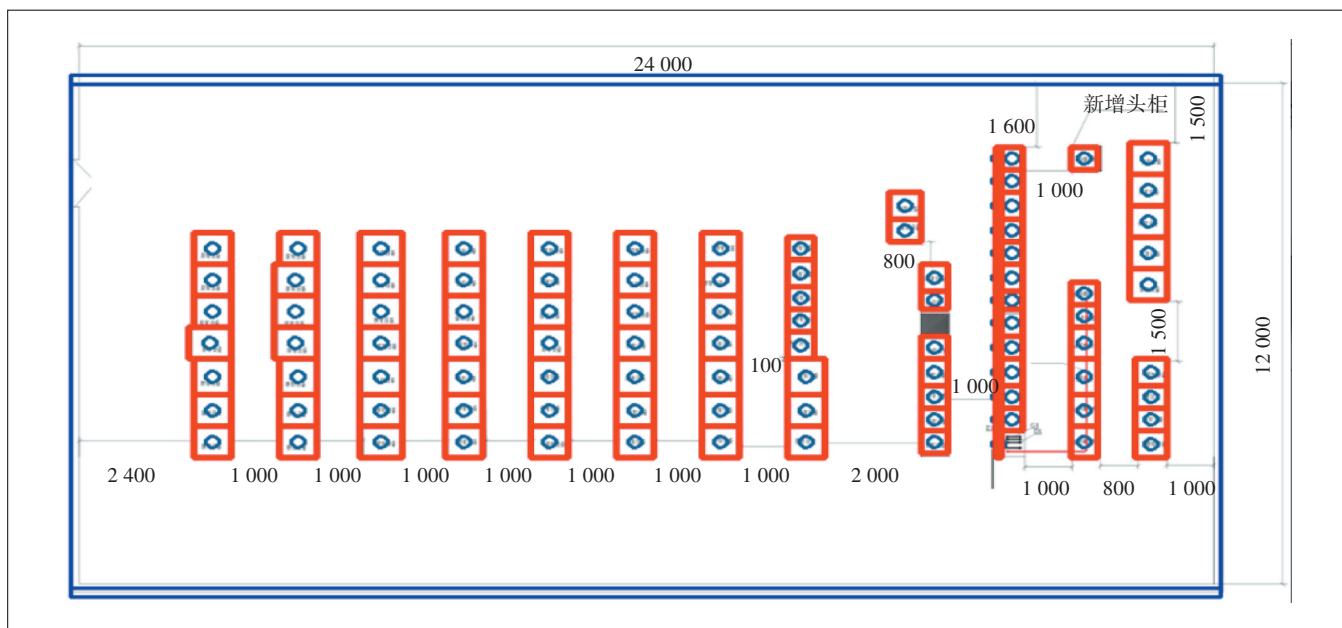


图2 关键点检测+整数规划识别结果

中设备的类别、型号等信息。这些信息需要与图纸中的设备进行匹配,作为其补充语义信息。本文基于 CenterNet^[13] 物体检测算法研发了图文匹配模块。此外,图纸中文字带有指向的信息,既需要预测文字的文本信息,也需要预测该文本信息所指向的物体,因此不能直接应用物体检测的方法。系统将物体检测的网络进行调整,添加了文字标注区域定位检测头,可以预测图纸中文字指向的地方。利用图文匹配模块将文字信息和图形信息进行匹配,得到带有语义信息的设备。综合各模块的检测结果形成数字化文件。

为了验证算法的性能,本文收集了 601 张机房类图纸进行实验,并将训练集与测试集以 7:3 的比例进行划分,测试集完全对模型不可见,使模型在测试集上的结果有参考性。每类设备的查全率和查准率如表 1 所示,平均精度达到 85% 以上,可有效降低绘图工程师的工作量。

2.3 铁塔类图纸识别算法

2.3.1 算法模型研发

针对铁塔类图纸,所设计的算法框架与机房类图纸类似,包括版面分析模块、设备识别与分析模块、表格解析模块、文字识别模块和图文匹配模块。

版面分析、表格解析、图文匹配等模块的设计逻辑同机房类图纸识别类似,版面分析模块用于定位和裁剪出铁塔类图纸中的设备区域、表格区域等不同区域,截取的表格区域利用表格解析模块和文字识别模

表 1 机房类图纸设备识别准确率

类别名称	查准率	查全率
普通设备	93%(627/671)	83%(627/753)
馈线洞	81%(20/25)	83%(20/24)
门	92%(39/42)	95%(39/41)
标尺	87%(313/358)	87%(313/358)
柱子	93%(29/31)	82%(29/35)
指向性文字	89.74%	89.74%
标尺文字	99.03%	99.03%
标题栏	100.00%	100.00%
门	83.33%	98.04%
建北磁北	88.89%	80.00%
图例小图	92.36%	81.10%
图例文字	94.58%	94.58%
走线架	91.59%	98.99%

块进行表格结构的解析和文字的识别。区别在于,铁塔类图纸中的设备可以基于目标检测的路线进行定位与识别。这里采用 CenterNet 模型,它基于 Resnet50^[14] 骨干网络结构提取图片特征,经过 3 个反卷积模块 Deconv^[15-17] 对特征图进行上采样,反卷积模块包括 3 个反卷积组,每个组都包括 1 个 3×3 的卷积和 1 个反卷积,每次反卷积都会将特征图尺寸放大 1 倍;最后,使用 3 个分支卷积网络来预测 heatmap、目标的宽高和目标的中心点坐标。此模型用于对铁塔的天线、平台、指北、避雷针等 71 类设备执行检测。利用图文匹配模块将文字信息和图形信息进行匹配,得到带有

语义信息的设备。综合各模块的检测结果形成数字化文件。图3所示为铁塔图纸检测和数字化模块算法框架流程示意。检测模块和图文匹配模块采用的是基于CenterNet的物体检测算法。文字识别模块采用的是PaddleOCR文字识别技术。表格识别模块采用的是语义分割DeepLabv3+算法。

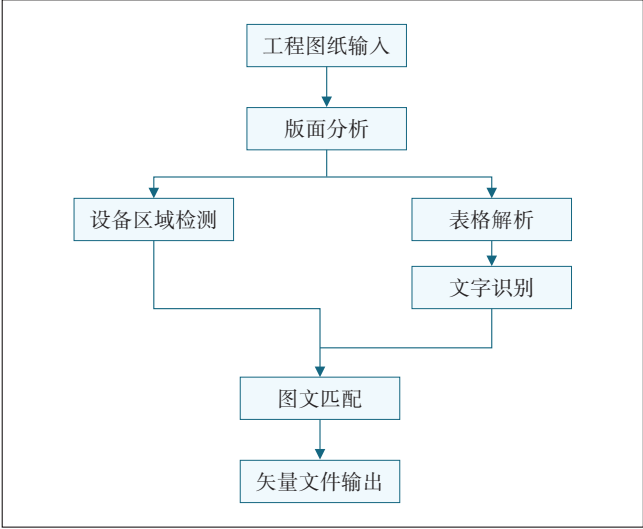


图3 铁塔图纸检测和数字化模块算法框架流程示意

2.3.2 算法实验结果

本实验收集了1143张铁塔类图纸,并将训练集与测试集以8:2的比例进行划分,测试集完全对模型不可见,使模型在测试集上的结果有参考性。划分完之后训练集为915张左右,测试集为228张左右。每类设备的查全率和查准率如表2所示,平均精度达到90%以上,可有效降低绘图工程师的工作量。

2.4 楼面类图纸识别算法

2.4.1 算法模型研发

针对楼面类图纸,所设计的算法框架包括版面分析模块、设备识别与分析模块、表格解析模块、文字识别模块和图文匹配模块,此处不再赘述。所采用的目标检测模型是YOLOX,用于设备的定位与识别,整体算法及流程框架与2.3.1节铁塔类图纸识别算法模型类似,此处不再赘述。

2.4.2 实验结果

本实验收集了969张楼面类图纸,并将训练集与测试集以7:3的比例进行划分,测试集完全对模型不可见,使模型在测试集上的结果有参考性。每类设备的查全率和查准率如表3所示,平均精度达到83%以上,可有效降低绘图工程师的工作量。

表2 铁塔类图纸设备识别准确率

类别名称	查准率	查全率
天线1左	81.25% (169/208)	77.88% (169/217)
天线1右	84.23% (187/222)	80.26% (187/233)
天线1前	55.56% (20/36)	57.14% (20/35)
天线1后	76.92% (40/52)	80.0% (40/50)
gps1	100.0% (5/5)	100.0% (5/5)
gps2	100.0% (1/1)	100.0% (1/1)
机箱	88.06% (59/67)	84.29% (59/70)
避雷针	81.53% (52/65)	81.97% (50/61)
视图方向	98.09% (463/472)	97.47% (463/475)
支臂	84.58% (428/506)	72.05% (428/594)
挂高	99.68% (316/317)	97.53% (316/324)
路灯	75.0% (6/8)	75.0% (6/8)
指北	95.52% (64/67)	96.97% (64/66)
美化树	100.0% (7/7)	100.0% (7/7)
单管塔	94.44% (17/18)	94.44% (17/18)
美化塔	90.0% (18/20)	85.71% (18/21)
视图	96.75% (327/338)	97.03% (327/337)
天线1-俯视	97.08% (499/514)	89.43% (499/558)
gps1-俯视	100.0% (3/3)	100.0% (3/3)
gps2-俯视	80.0% (4/5)	66.67% (4/6)
机箱-俯视	82.81% (53/64)	85.48% (53/62)
单管塔平台-俯视	93.8% (121/129)	97.58% (121/124)

3 结束语

针对机房图、天馈图-铁塔类、天馈图-楼面类等3类图纸的不同特点,分别研发了一套算法实现了图纸的自动识别,可从图纸中获取建北与磁北夹角、侧视朝向、机房/室外机柜轮廓、机房/室外机柜与塔相对位置、上百种有线/无线传输设备的类别、位置及尺寸、设备占用大小空间及剩余可用空间等信息,并将识别出的设备语义与物料表中的信息建立关联,生成矢量化信息,从而实现设备的定位、识别与矢量化。技术领先性体现在以下2个方面。

其一,传统的设计院工程图纸中,存在数百种设备类别,每种设备的表示方法根据各设计院的绘图规范、设计工程师的个人偏好等并不统一。想要实现这些工程图纸的自动识别,需要首先对每类设备的表示方法进行标准化,且能够正确归类不同绘图方法中的同一设备。对数据收集与整理的专业性要求极高,具有很强的行业壁垒。本项目对大量的有线/无线传输专业的图纸数据进行了归类与标准化,使得最终训练的模型在通信行业内有广泛的适用性和巨大的应用

表3 楼面类图纸设备识别准确率

类别名称	查准率/%	查全率/%
空心天线1	91.30	75.68
空心天线2	94.68	80.91
实心天线	88.89	96.97
GPS实心	72.73	94.12
排气管	85.71	100.00
美化方柱	81.58	86.11
空心天线俯视	84.96	87.27
实心天线俯视	84.75	87.72
排气管俯视	79.17	67.86
美化方柱俯视	88.17	82.83
天线8俯视	82.50	97.06
视图名称	98.66	98.66
视图方向	98.18	98.18
磁北、建北夹角	100.00	96.61
标尺	90.98	82.22
抱杆1	83.23	72.07
物料表	98.25	100.00
说明文字、注	98.21	100.00
馈线窗	88.89	94.12

空间。

其二,微小物体检测、线段检测等一直是目标检测领域的难点与痛点,而在本项目中由于有线/无线专业图纸的特殊性,图纸上有大量的微小设备以及不同颜色、粗细的线缆布线路由,不规则的机房与楼面墙体轮廓,格式多样的物料表等,这些基于现有的目标检测与识别技术很难解决。本文深入了解了通信行业图纸中各类设备的特点,针对每类设备的特点进行尽可能高的特征信息提取,创新性地提出基于角点检测的技术路线,并融合所设计的目标检测方法,实现整体图纸的高精度识别。经统计,每类设备的识别准确率均高达85%以上,可以实现图纸的快速、精准的数字化转化。

在应用成效上,整套图纸识别算法与工具属我国通信设计行业内首创,目前已在某设计院推广使用,节省人力绘图成本达数百万元,同时大幅降低了转化图纸所需的时间成本,在通信行业中有巨大的应用价值与潜力。

参考文献:

- [1] 彭荣杰. 图像矢量化方法研究与应用[D]. 武汉:华中科技大学, 2006:3-4.
- [2] 裴尧波. 工程图纸扫描图像矢量化方法的设计与实现[D]. 上海:

上海交通大学,2007.

- [3] 陆宗骐,张秋萍. 工程图纸矢量化中的线条轮廓跟踪法[J]. 中国图像图形学报,1997,2(12):878-882.
- [4] 张琪,叶颖. 基于对象图例及其拓扑关系识别的二维工程CAD图纸矢量化方法[J]. 计算机与现代化,2018(11):40-45.
- [5] 徐剑,张皓,徐航,等. 一种基于Faster RCNN的电网图元识别方法[J]. 计算机与现代化,2021(12):53-57.
- [6] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [DB/OL]. [2023-03-16]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556v5>.
- [7] GE Z, LIU S T, WANG F, et al. YOLOX: exceeding YOLO series in 2021 [DB/OL]. [2023-03-16]. <https://arxiv.org/abs/2107.08430>.
- [8] WEI S E, RAMAKRISHNA V, KANADE T, et al. Convolutional pose machines [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:4724-4732.
- [9] EIGEN D, FERGUS R. Predicting depth, surface normals and semantic labels with a common multi-scale convolutional architecture [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile: IEEE, 2015:2650-2658.
- [10] 卢开澄. 单目标、多目标与整数规划[M]. 北京:清华大学出版社, 1999.
- [11] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation [DB/OL]. [2023-03-16]. <https://arxiv.org/abs/1706.05587>.
- [12] DU Y N, LI C X, GUO R Y, et al. PP-OCR: a practical ultra light-weight OCR system [DB/OL]. [2023-03-16]. <https://arxiv.org/abs/2009.09941>.
- [13] ZHOU X Y, WANG D Q, KRÄHENBÜHL P. Objects as points [DB/OL]. [2023-03-16]. <https://arxiv.org/abs/1904.07850>.
- [14] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:770-778.
- [15] ZEILER M D, TAYLOR G W, FERGUS R. Adaptive deconvolutional networks for mid and high level feature learning [C]//2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011:2018-2025.
- [16] WANG Y, LIU J, LI Y, et al. Hierarchically Supervised Deconvolutional Network for Semantic Video Segmentation [J]. Pattern Recognition, 2016, 64(1):437-445.
- [17] PORZI L, ROTA BULÒ, SAMUEL, RICCI E. A Deeply-Supervised Deconvolutional Network for Horizon Line Detection [C]//Acm on Multimedia Conference. ACM, 2016:137-141.

作者简介:

竹梦圆,工程师,硕士,主要从事计算机视觉、视频AI领域的算法研发工作;张昀玮,助理工程师,硕士,主要从事人工智能计算机视觉算法工作;杨泽昆,助理工程师,硕士,主要从事计算机视觉相关算法工作。