**引文格式**:王湛初,赵飞,张雅欣,等.结合YOLOv8与句法模型的统计专题地图信息提取方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(3):490-502.DOI:10.13203/j.whugis20250111

**Citation**: WANG Zhanchu, ZHAO Fei, ZHANG Yaxin, et al. An Information Extraction Method for Statistical Thematic Maps Combining YOLOv8 and Syntactic Model[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(3):490-502.DOI:10.13203/j.whugis20250111

# 结合YOLOv8与句法模型的统计专题地图信息提取方法

王湛初[1] 赵 飞[2,3] 张雅欣[2] 董嘉豪[2] 栾桂泽[1] 王鑫瑞[4] 杜清运[5]

1 云南大学国际河流与生态安全研究院,云南 昆明,650500
2 云南大学地球科学学院,云南 昆明,650500
3 云南省中老孟缅自然资源遥感监测国际联合实验室,云南 昆明,650500
4 云南大学生态与环境学院,云南 昆明,650500
5 武汉大学资源与环境科学学院,湖北 武汉,430079

**摘 要**:人工智能时代,从海量专题地图中快速智能地提取地图信息成为地图学研究的重要目标。首先,从符号句法的角度分析统计地图,收集133张泛源统计专题地图,标注3 512个图面元素作为训练集;其次,根据地图结构层级,分两次使用改进的YOLOv8模型,先后对地图图面元素和专题符号中的图元进行提取和分类;然后,利用多种特征识别手段提取图元中的视觉变量;最后,基于专题地图句法模型生成结构化描述信息,并转换为由专题、位置、类别、数值构成的元组。实验结果表明,改进的YOLOv8模型在地图元素及图元提取中效果极佳,均值平均精度分别达到92.6%和99.4%。此外,梳理了统计地图结构与信息表达逻辑,依此提取并解读地图信息,将其整理成元组结构,便于后续构建知识图谱等应用。

**关键词**:统计符号;专题地图;YOLOv8;模式识别;地图信息提取;句法

**中图分类号**:P208 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-07-20

**DOI**:10.13203/j.whugis20250111 **文章编号**:1671-8860(2026)03-0490-13

# An Information Extraction Method for Statistical Thematic Maps Combining YOLOv8 and Syntactic Model

*WANG Zhanchu*[1] *ZHAO Fei*[2,3] *ZHANG Yaxin*[2] *DONG Jiahao*[2] *LUAN Guize*[1]
*WANG Xinrui*[4] *DU Qingyun*[5]

1 Institute of International Rivers and Eco-Security, Yunnan University, Kunming 650500, China
2 School of Earth Sciences, Yunnan University, Kunming 650500, China
3 Yunnan International Joint Laboratory of China-Laos-Bangladesh-Myanmar Natural Resources Remote Sensing Monitoring, Kunming 650500, China
4 School of Ecology and Environmental Science, Yunnan University, Kunming 650500, China
5 School of Resources and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract**: **Objectives**: With the advancement of artificial intelligence, automatic extraction and interpretation of map information from large-scale statistical thematic maps have become significant research topics in cartography. The aim to develop a method that combines the YOLOv8 model with a syntactic model to extract structured information from statistical thematic maps. The primary objectives are to enhance extraction accuracy, decode semantic meanings based on cartographic syntax, and generate tuple-structured data for applications like knowledge graph construction and intelligent cartographic recommendations. **Methods**: We employed an improved YOLOv8 model to extract and classify various map elements. First, a dataset of

**基金项目**:国家自然科学基金(41961064);云南省"兴滇英才支持计划"青年人才项目;云南省教育厅科学研究基金(2024J0023)。

**第一作者**:王湛初,硕士,主要研究方向为专题地图模式识别与知识图谱应用。653239559@qq.com

**通信作者**:赵飞,博士,副教授。cartographer@ynu.edu.cn

133 statistical thematic maps was compiled from diverse sources, including online atlases and scanned documents, with 3 512 map elements annotated as the training set. Elements were categorized into six types: thematic symbols, map title, legend, scale, other text, and other charts. To enhance the performance of YOLOv8 model for this specific application, the model was modified by incorporating residual hybrid attention groups (RHAG) in the Backbone and replacing the upsampling part with DySample upsampler. Subsequently, the model detected and classified map surface elements; subsequently, thematic symbols were processed to extract geometric primitives through a second YOLOv8 application. Pattern recognition techniques, such as Hough transform, were then used to extract visual variables, including construction attributes and color attributes. Finally, based on a syntactic model, structured descriptions of the map content were generated, which involved analyzing the relationships between graphical elements and reconstructing the hierarchical and syntactic structure of the symbols. **Results:** The improved YOLOv8 model demonstrates remarkable effectiveness. In map element extraction, it achieves a mean average precision (mAP)50 of 92.6% and mAP50:95 of 73.8%, with precision rates up to 99.5% for categories like scale and other text. For geometric primitive extraction, the model achieved an mAP50 of 99.4% and mAP50:95 of 90.3%, accurately identifying primitives even in complex symbols. Ablation studies confirmes the contributions of RHAG and DySample, showing improvements over the baseline model. The method successfully captures the syntactic structure of statistical thematic maps, enabling the extraction of semantic information such as thematic categories, spatial relationships, and quantitative values. **Conclusions:** The combination of object detection and syntactic modeling can efficiently extract structured information from statistical thematic maps. This approach provides an in-depth interpretation of map content and highlights its practical utility in cartographic analysis. Future research will continue to explore and optimize this method for broader applications.

**Key words**: statistical symbol; thematic map; YOLOv8; pattern recognition; map information extraction; syntax

统计地图通过较为规则化的统计符号传达着各种定量信息,被广泛应用于人口、经济、资源、环保等领域。人工智能时代,地图科学与技术正在实现由数字化到智能化的优化升级[1],地图信息的智能提取与智能解读正在成为地图学研究的重要任务之一[2]。通过深度学习自动化提取地图内容,并依据地图信息表达逻辑解读其中的信息,能大幅提高机器阅读地图图像的效率,进而服务于地图数据挖掘,为面向用户的海量地图快速信息分析奠定基础[3],指导基于地图语言的多模态知识图谱构建[4-5]与智能地图制图[6]。

传统地图信息提取主要依据图像的特征分离符号与背景,精度尚可,但需对扫描图像进行预处理,参数设置较多。早期的地图模式识别方法主要有使用阈值、聚色等方法的地图图像分割[7]、广义霍夫变换算法的地图符号识别[8]以及基于能量密度及剪切变换的符号提取[9-10]等方法。深度学习凭借无需先验知识、能规避人为干预的优势,已广泛应用于地图学决策任务[11],但当前模型大多针对特定地图要素进行训练。如利用卷积神经网络方法快速准确识别互联网中的地图图片[12-13],“问题地图”智能检测[14],领域自适应的历史地图分割[15],引入卷积注意力机制的地图注记识别和配置[16-17],借助小样本学习模型的地图图例识别[18],增强地图元数据的深度学习方法[19],针对分层设色地图的问答系统构建[20]等。上述研究多从特定角度提取地图中不同类别的信息,但对未训练过的类型泛化能力较弱。

统计地图符号构成多样、信息表达复杂,为了理解专题地图的符号构建与信息表达机制,学者们从地图语言的角度出发,提出了专题地图句法模型[21],并应用于移动制图[22]和符号生成[23],在此基础上开展了哲学角度的微地图特征分析[24]。

本文基于专题地图句法模型,针对统计地图的信息提取需求,引入目标识别算法,并创新性地从符号构建视角解析地图信息表达机制,通过解构统计符号到基础表意单元,依据结构逻辑进行系统性解译,实现统计专题信息的全面整合分析。首先,利用改进的 YOLOv8 模型提取出地图图像中的符号与图元;然后,用模式识别的方法,

提取其中的属性特征;最后,结合地图句法和语义表达,分析符号内外的结构及其用于表意的对应逻辑,解读其中的信息,并最终形成结构化的信息表达。

## 1 统计地图信息表达

### 1.1 符号句法及信息表达

本文根据地图的语法结构,从图面元素和基本图元两个层次分析统计地图信息。图面元素是地图的基本制图要素(如图名、图例、比例尺、专题符号、底图符号等),作为地图的独立语义单元,每种图面元素承担着不同的表意功能:专题符号对应语义表达的实体,图名概括地图的主题和范围,图例解释符号的含义与数值,比例尺用于距离换算,底图符号提供位置和范围的参考。

从图解符号的视角,专题符号是表意的中心,图例和比例尺可视为释义元素,三者共同构成专题地图的符号系统。专题符号通过内部结构映射地理实体的属性,并通过三重关联实现信息传输,其对应关系如图1所示。基本图元是符号的最小制图单元(几何图元模式)[25],视觉变量为视觉上可区分出不同量表系统的图形化属性[26]。本文认为视觉变量依附于图元,分为反映图元形态特征的构建属性和图元内部的填充属性。

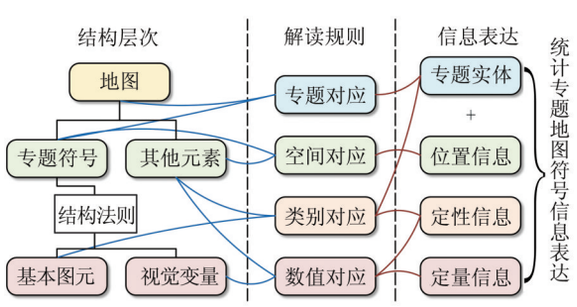



图1 统计地图结构与信息表达

Fig. 1 Structure and Information Representation of Statistical Thematic Maps

### 1.2 信息提取模型

本文提出的统计地图信息提取模型分为提取与解读两个阶段,其结构如图2所示。信息提取阶段借助深度学习等手段,对地图中的信息进行提取。根据前文梳理的符号、图元、视觉变量间的从属关系,分3个步骤逐层次提取:首先,使用YOLOv8目标识别模型,提取地图图面元素,区分图名、图例、比例尺,以及能完整表达语义的个体符号;然后对符号部分再一次进行识别,按照形状分类提取基本图元;最后,利用模式识别等手段,对图元中的形态特征以及色彩特征进行提取。

信息解读阶段,根据信息表达规则组合提取的各类信息,并建立一系列判断树,对各类信息分别进行分析提取。最后,将提取出的信息进行整合,依照〈实体,位置,类别,数值〉的元组结构,对输出结果进行规范化。

## 2 统计地图信息提取与解读方法

### 2.1 适用于符号提取的改进YOLOv8模型

YOLO系列算法因其高效准确被广泛应用于目标识别任务。2023年发布的YOLOv8版本[27]延用YOLOv5的网络结构思想,并引入新的改进提升模型效率。YOLOv8的网络结构包括特征提取主干、特征融合模块以及解耦结果输出头。考虑到符号提取与图元提取的特性,本文在主干中插入残差混合注意力组(residual hybrid attention groups, RHAG)[28],并在上采样部分替换了DySample[29]。模型结构见图3。

1)RHAG

在图面元素的识别任务中,目标大小不一,存在较小的专题符号。本文参考并引入的RHAG中包含多个混合注意力块(hybrid attention block, HAB)和一个重叠交叉注意力块(overlapping cross-attention block, OCAB)。如图4所示,HAB中,经归一化层(layer normalization, LN)处理后,并行插入通道注意力模块(channel attention block, CAB)与窗口自注意力模块(window-based multi-head self-attention, W-MSA),旨在兼顾全局与局部信息,随后以一定的系数进行特征融合并输入多层感知机(multilayer perceptron, MLP)。OCAB旨在增强窗口之间的信息交互,其核心重叠交叉注意力(overlapping cross-attention, OCA)层通过重叠窗口设计,从更大视野提取有效信息。

2)DySample上采样器

在图元提取的任务中,对预测框的精度要求较高。本文引入DySample上采样器提高上采样的效率与精度,其主要结构如图5所示。DySample使用点采样的方式替代动态卷积,根据线性层生成用于采样的偏移量,并使用PyTorch内置的网格采样函数对特征图进行上采样。其中,偏移量的生成过程中,采取了分组上采样的策略和动态范围因子,以自适应地调节偏移量。

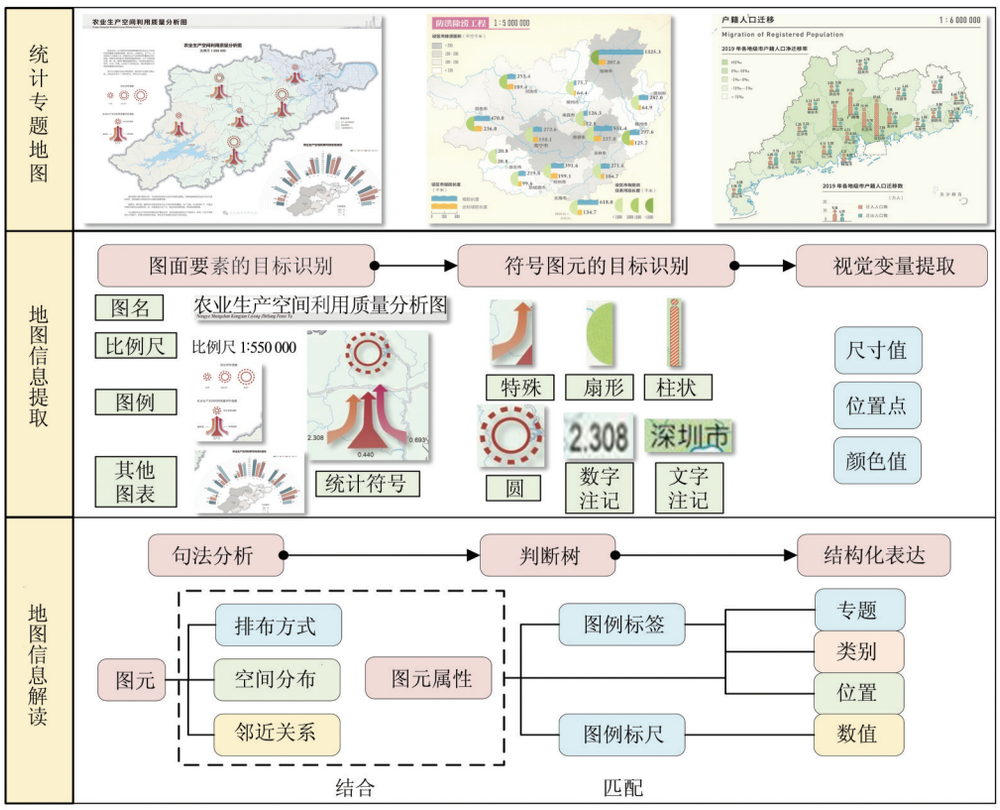



图 2　统计地图信息提取模型

Fig. 2　Information Extraction Model for Statistical Maps

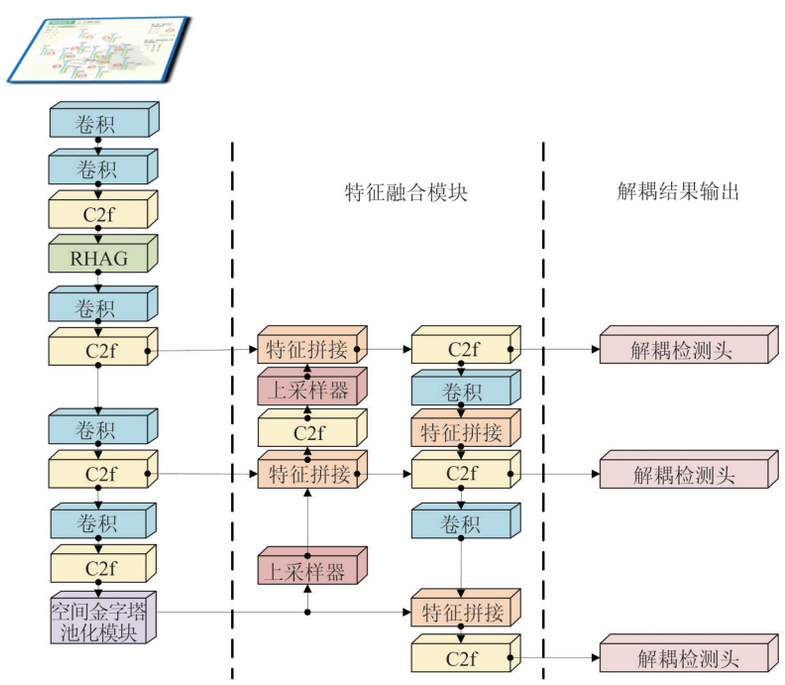



图 3　调整后的 YOLOv8 模型网络结构

Fig. 3　Architecture of the Adjusted YOLOv8 Model

### 2.2　几何图元中的视觉变量提取

前文将图元中的视觉变量归纳为构建属性与填充属性。其中构建属性是用于表达几何图元的形态特征的属性,表征着图元的位置、大小和方向。不同类型的几何图元具有不同的构建属性,如图 6 所示。构建属性大致可分为 3 类:有坐标的位置特征点、有长度属性的尺寸特征线(弧),以及有方向属性的方向特征线。通常情况

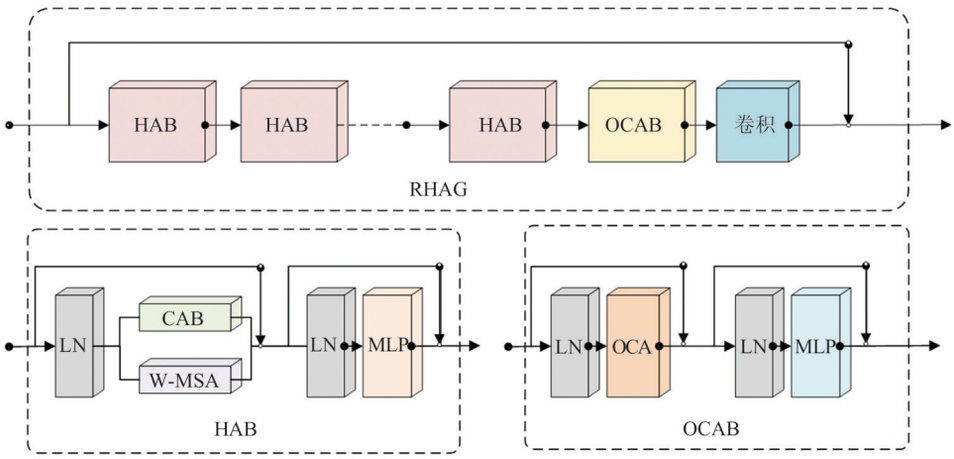



图4 RHAG结构示意图

Fig. 4 Structure of the Residual Hybrid Attention Groups

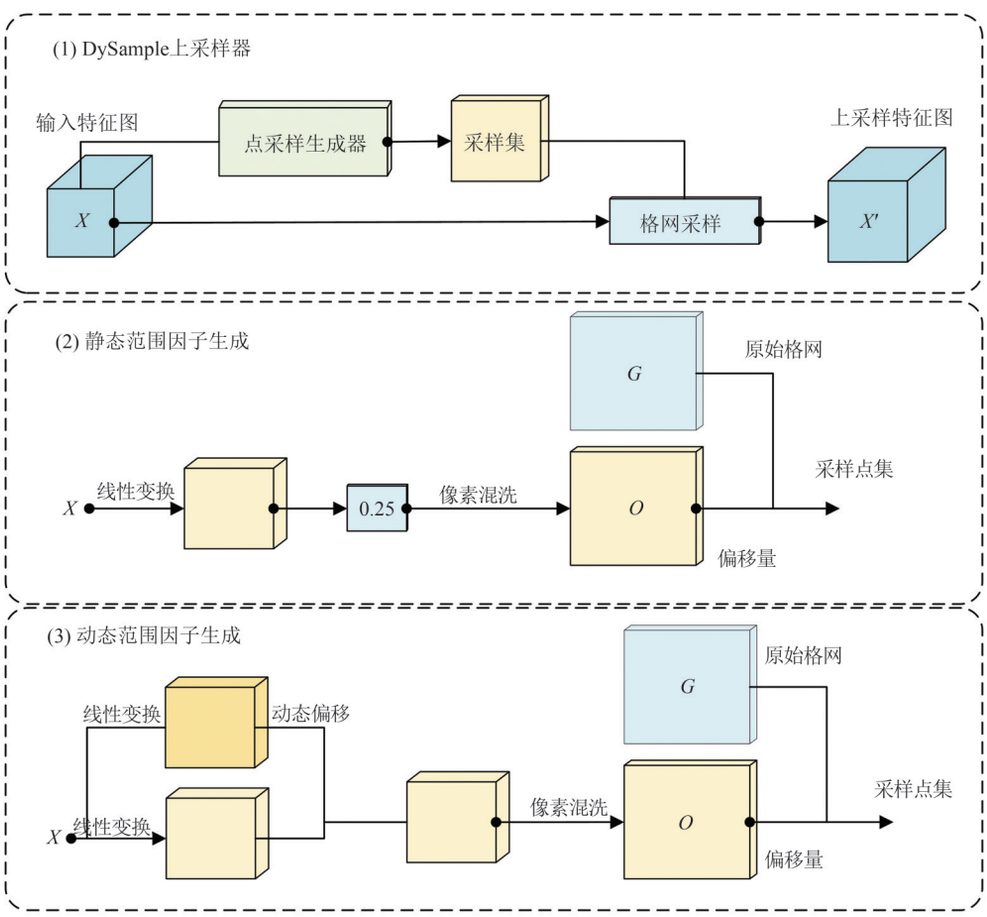



图5 DySample结构示意图

Fig. 5 Structure of the DySample

下,圆、环、扇形、扇环的特征点是圆心,矩形、三角形,不规则图形的特征点是其中心。圆的尺寸特征线是其半径;环相比圆增加了内半径,扇形、扇环增加了圆心角;矩形的尺寸特征线是其长、宽;三角形是其外接圆半径,不规则图形的尺寸特征是其外接矩形的长、宽。

为了更具体地提取图元的构建属性,首先要对图元的轮廓结构进行分析,本文使用霍夫变换对图形的细节进行进一步提取。以直线检测为例,用直线的极坐标方程中的夹角、到原点的距离作为参数,此时图像中的点将对应参数空间中的三角函数曲线,而图像空间的共线在参数空间中表现为共点。圆检测同理,通常采用圆方程中的点坐标、半径作为参数。提取共点数量较多的

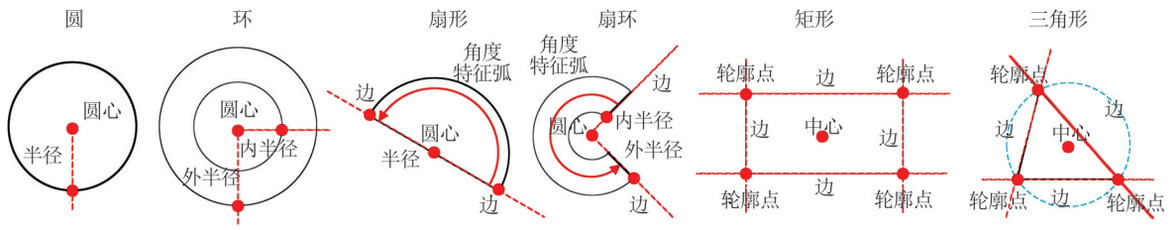



图 6　几何图元的构建属性

Fig. 6　Construction Properties of Cartographic Primitives

点位,即可获得参数对应的直线或圆。

完成轮廓结构的提取后,针对不同类别的图元用不同的方法提取其构建属性,过程如图 7 所示。类矩形目标必然有矩形部分,有时还存在不规则的头部,根据这样的特征,选取长度最长的 4 条线,若全部相互垂直,则直接记录长、宽;若有边不垂直,则需放入整体符号中再进行讨论。圆形目标记录其半径;环形记录外圆半径、内圆半径。扇形、环增加了圆心角,首先根据圆心是否在预测框范围内,判断优弧、劣弧,然后读取最长的 2 条直线,计算其夹角。其他类型目标记录预测框的范围。

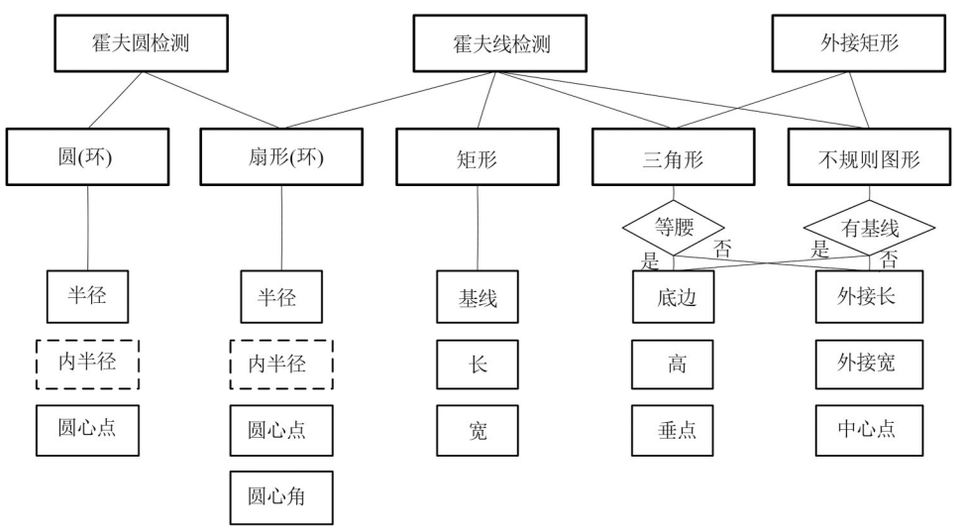



图 7　各类别图元构建属性提取

Fig. 7　Extraction of Construction Properties of Various Cartographic Primitives

填充属性表现为色彩的数值,对于统计地图中的图元而言,出现频率最高的颜色,大致可以分为前景色、背景色以及纹理特征色。对提取出的图元图像逐像元扫描,并借助相关统计方法,选取出现频率最高的 3 种颜色并记录,作为图元填充属性的值。

### 2.3　专题符号句法分析

对于含有多个几何图元的统计专题符号,可以借助句法分析其内部结构,辅助确定符号整体的位置,以及校准部分图元的构建属性。本文从排布方式、空间分布和邻近关系 3 个角度分析符号句法,具体如图 8 所示。

排布方式指图元构建属性之间的关系,统计符号中常见共点、线性和极性。共点指多个图元的中心重合,共用一个位置参考点,常用于比例符号;线性指多个图元呈线性排布,具体特征是多个图元的特征线重合,多表现为直方图、柱形图或条形图;极性指多个图元的参考点按极坐标方式排列,通过角度和长度的变化表达数据,常用于饼图、环状图和扇形图。

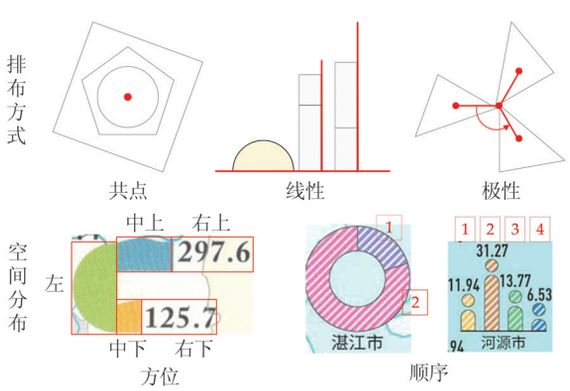



图 8　统计专题符号句法示例

Fig. 8　Examples of Syntax for Statistical Symbol

排布方式可辅助判断符号整体的位置。图元间有共点关系的符号,位置由它们的共同中心决定;图元间有极性关系的符号,由极坐标原点确定位置;图元间有线性关系的符号,可以将其重合的特征线视作符号的基线,由基线与符号预测框相交形成的线段中点确定位置。

空间分布分为方位与顺序两方面,方位是图元相对符号整体的区域方位,由两次识别的预测框的范围来判断,对其中心点和面积进行对比。顺序是同种类型的图元在一定排序规则下产生的顺序,对于线性排布的图元,按从上到下、从左到右的次序排序;对于极性排布的图元,选取指向正上方的半径作为起始,顺时针判断其余图元中的半径与其夹角并排序。

邻近关系用于判断数字注记、文字注记、几何图元三者间的对应情况。在一个组合符号中,若符号中仅存在一个注记,通常表示对总体的描述。当存在多个注记时,若注记的中心点位于一个图元的内部,则基本认定与其对应;若在外部,首先考虑距离远近,寻找距离中心点最近的几何图元,随后借助各类图元的特有属性辅助判断。

### 2.4 多元素结合的地图信息解读

统计地图符号通过与其他地图要素结合解读各类信息,图9展示了其流程。位置信息的解读主要考虑专题符号与底图符号的位置关系,若专题符号位于底图符号内部,则以地图符号范围指代的地理单元作为其位置。专题信息的解读主要通过专题符号与图例属性的匹配,分为定量与定性。定性解读中匹配的属性有类别、排列方式、空间分布和颜色。定量属性的解读依靠尺寸与颜色,尺寸是与图例尺寸相对应的构建属性值,如矩形的长度或扇形的半径;颜色数值与图例中的色带对应,解读定量信息。

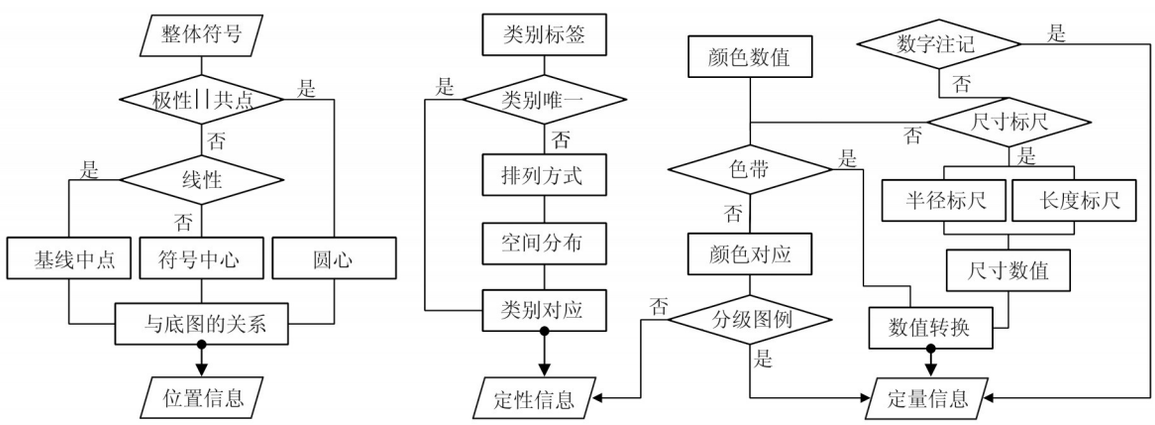



图9 各类别信息解读判断树

Fig. 9 Decision Tree for Interpreting and Classifying Information Categories

## 3 实验分析

### 3.1 实验准备

本文整合泛源专题地图构建数据集,包括在线地图《广东省地图集》[30](统计地图32幅)、《庆祝改革开放40周年暨广西壮族自治区成立60周年成就地图集》[31]的扫描件(统计地图70幅)以及其他零散地图31幅,总计133幅。地图专题涵盖人口、经济、资源、环境、发展战略等,范围涉及广西、广东、湖北及长三角地区,符号类别丰富、形式多样。

实验分两步使用目标识别,分别提取地图图面元素和符号内的几何图元,先后建立了两个数据集。关于图面元素,根据§1.1,统计地图中包含图名、图例、比例尺、底图符号、统计符号,部分地图包含其他描述性元素。其中,底图符号被遮挡面积大,形状复杂,边界不明显,不适宜目标识别任务;其他描述性元素中,其他文字描述和其他图表形态差异较大。最终据此划分为6类,分类体系示例如图10所示。使用标注工具LabelImg,以目标识别预测框的形式对地图进行样本标注。标签数量如表1所示,共标注图面元素3 165个,其中2 430个为统计专题符号。

关于几何图元的数据集,依据图面元素识别产生的预测框,对地图图像进行切割,得到2 430张专题符号图像,其中59张图像未提取到有效信息,被排除。对所收集的地图符号进行归纳后,综合考虑目标识别任务的特性及图元的表意方式,对图元的种类进行划分,其中,非几何相关要

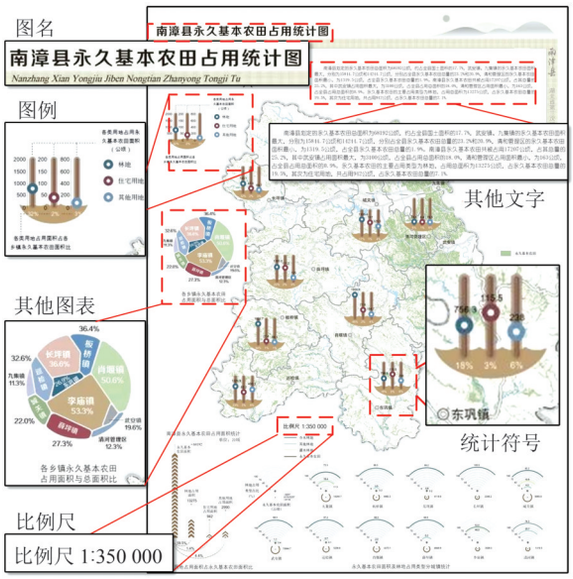



图 10　图面元素类型样本标注示例

Fig. 10　Annotation Examples for Map Element Samples

**表 1　统计地图图面元素标注数量统计**

Table 1　Statistics of Map Elements Annotation in Statistical Thematic Maps

| 类别名称 | 标注数量/个 |
|---|---|
| 统计专题符号 | 2 430 |
| 图名 | 139 |
| 图例 | 362 |
| 比例尺 | 135 |
| 其他文字 | 65 |
| 其他图表 | 34 |
| 总计 | 3 165 |

素有文字注记与数字注记,几何相关要素有折线、椭圆(圆)、环、扇形、扇环、(类)矩形、(类)三角形、规则多边形、不规则图形,标注示例如图 11 所示。按照上述分类体系,对经由第一步提取出的符号进行标注,标签数量如表 2 所示。

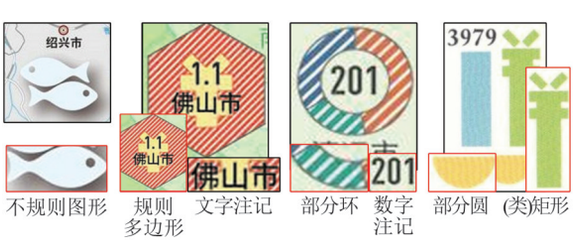



图 11　图元数据集标注类型示例

Fig. 11　Example of Geometric Primitives Annotation

实验硬件条件中央处理器为 Intel i7-9750H,内存 16 GB,图形处理器为 NVIDIA GeForce RTX 4060,显存为 8 GB。软件环境操作系统为 64 位 Windows 10 22H2 版本,CUDA 版本 12.4,深度学习框架为 PyTorch 2.2.1,Python 版本 3.8。

**表 2　统计地图图元标注数量统计**

Table 2　Statistics of Geometric Primitives Annotation in Statistical Thematic Maps

| 类别名称 | 标注数量/个 |
|---|---|
| 数字注记 | 3 251 |
| 文字注记 | 912 |
| 折线 | 28 |
| 椭圆(圆) | 360 |
| 环 | 55 |
| 扇形 | 416 |
| 扇环 | 1 365 |
| (类)矩形 | 1 595 |
| (类)三角形 | 284 |
| 规则多边形 | 236 |
| 不规则图形 | 1 053 |
| 总计 | 9 555 |

在预测框任务中,通过对交并比划定阈值判定正误,如平均精度(average precision,AP)50 表示阈值划在 0.50 时的平均精度,AP50:95 表示交并比从 0.50 到 0.95,间隔为 0.05 时的平均精度。本文采用均值平均精度(mean average precision,mAP)作为评价指标,数值大小与模型效果呈正相关,其计算式为:

$$P=\frac{E_{\mathrm{TP}}}{E_{\mathrm{TP}}+E_{\mathrm{FP}}}\times 100\% \tag{1}$$

$$R=\frac{E_{\mathrm{TP}}}{E_{\mathrm{TP}}+E_{\mathrm{FN}}}\times 100\% \tag{2}$$

$$E_{\mathrm{mAP}}=\frac{\sum E_{\mathrm{AP}}}{N}\times 100\% \tag{3}$$

式中,$P$ 为准确率;$R$ 表示召回率;TP(true positive)、FN(false negative)、FP(false positive)分别表示真实为正且预测为正、真实为正但预测为负、真实为负但预测为正的样本;$E_{\mathrm{TP}}$ 为检测正确的区域;$E_{\mathrm{FP}}$ 为错误选中的区域;$E_{\mathrm{FN}}$ 为漏选的区域;$E_{\mathrm{AP}}$ 值是 $P$、$R$ 曲线下包围的面积;$N$ 为类别总数。

### 3.2　图面元素与几何图元提取实验

首先进行图面元素提取实验,训练策略采用随机梯度下降法(stochastic gradient descent,SGD),设置参数初始学习率为 $1\times10^{-3}$,最低学习率为 $1\times10^{-6}$,训练 300 轮。各图面元素类别对应的提取精度如表 3 所示。

实验结果显示,mAP50 最终值为 92.6%,其在第 288 轮达到最高值 92.8%;mAP50:95 的值达到 73.8%。由表 3 可以看出,各个类别中,其他文字的识别效果最好,比例尺次之,图例的提取效果相对较差。结合混淆矩阵分析,发现部分图例被识别为统计专题符号。进一步通过判断二

**表3 图面元素提取效果数据统计/%**

Table 3 Statistics on the Effectiveness of Map Element Extraction/%

| 类别名称 | AP50 | AP50:95 |
|---|---|---|
| 统计专题符号 | 91.1 | 76.0 |
| 图名 | 96.3 | 81.8 |
| 图例 | 69.9 | 59.9 |
| 比例尺 | 99.5 | 72.7 |
| 其他文字 | 99.5 | 88.6 |
| 其他图表 | 99.5 | 63.9 |
| mAP | 92.6 | 73.8 |

者位置信息即可区分,图例一般位于边缘、符号位于图面中心。总体而言,提取精度是满意的。

几何图元提取实验中,由于其数据集已拥有一定规模,且特征明显,标注精度高,收敛速度显著提高,设置初始学习率为$1\times10^{-3}$,最低学习率为$1\times10^{-6}$,训练100轮,结果如表4所示。

由表4可以看出,几何图元提取的精度非常高,AP50的值大多达到99.5%,在最常见的图元扇环、(类)矩形与不规则图形中的AP50:95也均达到90%以上。因此,对于微小符号、复杂结构符号,都能够有较为精准的识别,如图12所示。

**表4 几何图元提取效果数据统计/%**

Table 4 Statistics on the Effectiveness of Geometric Primitives Extraction/%

| 类别名称 | AP50 | AP50:95 |
|---|---|---|
| 数字注记 | 99.5 | 89.3 |
| 文字注记 | 99.1 | 89.6 |
| 折线 | 99.5 | 80.2 |
| 椭圆(圆) | 99.5 | 92.5 |
| 环 | 99.5 | 97.1 |
| 扇形 | 99.1 | 92.1 |
| 扇环 | 99.4 | 90.4 |
| (类)矩形 | 99.4 | 94.5 |
| (类)三角形 | 99.5 | 84.5 |
| 规则多边形 | 99.5 | 91.4 |
| 不规则图形 | 99.5 | 91.1 |
| mAP | 99.4 | 90.3 |




图12 图元提取结果示例图

Fig. 12 Example of Geometric Primitives Extraction

为了验证模型调整的有效性,本文设置了消融实验,验证添加RHAG和DySample对提取精度的影响,实验结果如表5所示。由表5可以看出,RHAG和DySample在两个实验阶段均有不同程度的提升效果。其中在图面元素的提取中,RHAG使模型有了较为明显的提升,一定程度上削弱了专题符号在图面中占比较小且大小不均带来的问题。

**表5 消融实验结果数据统计**

Table 5 Results of Ablation Study

| 实验项目 | RHAG | DySample | mAP50/% | mAP50:95/% |
|---|---|---|---|---|
| 图面元素提取实验 | | | 90.5 | 70.1 |
| | √ | | 92.4 | 72.8 |
| | | √ | 90.8 | 71.8 |
| | √ | √ | 92.6 | 73.8 |
| 几何图元提取实验 | | | 99.1 | 88.0 |
| | √ | | 99.1 | 89.8 |
| | | √ | 99.3 | 89.2 |
| | √ | √ | 99.4 | 90.3 |

### 3.3 视觉变量提取与信息解读

依照图元提取产生的预测框,对专题符号图像进行分割,随后按照前文叙述的方法提取其中的视觉变量。在大部分情况下,构建属性和颜色值都能够较好地提取,但仍有个别因素的干扰。比如个别符号的纹理过于复杂,干扰了轮廓提取,使其中较短的直线难以被正确识别;个别情况下,优弧扇环产生较大预测框的同时背景颜色较为复杂,干扰颜色识别;极个别现代艺术地图中的个别符号使用了透明效果,且与背景颜色差异较大,使其无法正确匹配图例颜色。

随后,分析每个符号中包含的图元类型、数量和组合方式,统计结果如表6所示。由表6可以看出,扇形的类型表达方式最为丰富,既可以

**表 6　不同图元组成符号的句法特征与表达方式统计**

Table 6　Syntax Features Statistics of Symbols Composed of Cartographic Elements

| 图元类型 | 含该类图元的符号数量 | 结构特征 | | | 数值表达 | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 共点 | 线性 | 极性 | 长度标尺 | 半径标尺 |
| 折线 | 28 | — | — | — | — | — |
| 椭圆(圆) | 360 | 26 | — | — | — | 191 |
| 环 | 55 | — | — | — | — | 21 |
| 扇形 | 186 | 14 | 63 | 76 | 21 | 84 |
| 扇环 | 429 | — | — | 429 | — | 382 |
| (类)矩形 | 871 | — | 784 | — | 728 | — |
| (类)三角形 | 176 | — | 34 | 49 | 21 | — |
| 规则多边形 | 186 | 45 | 24 | — | 21 | — |
| 不规则图形 | 631 | — | 26 | — | 21 | — |

通过扇形以极坐标的形式组成饼图,以半径和圆心角表达数值比例;也可以通过其中一条直边与矩形组成线性组合,通过高度的方式表达数值。

通过符号的结构特征,判定组合符号中存在基线、圆心点,并最终依此确定符号的整体位置,校准图元的构建属性,以及其在符号中的排列方式。代入判断树,解读出对应的 3 部分信息,以文字描述的形式,依照〈实体,位置,类别,数值〉的元组结构规范提取出的信息。图 13 以示例的形式展示了一个完整的统计专题符号信息提取流程。

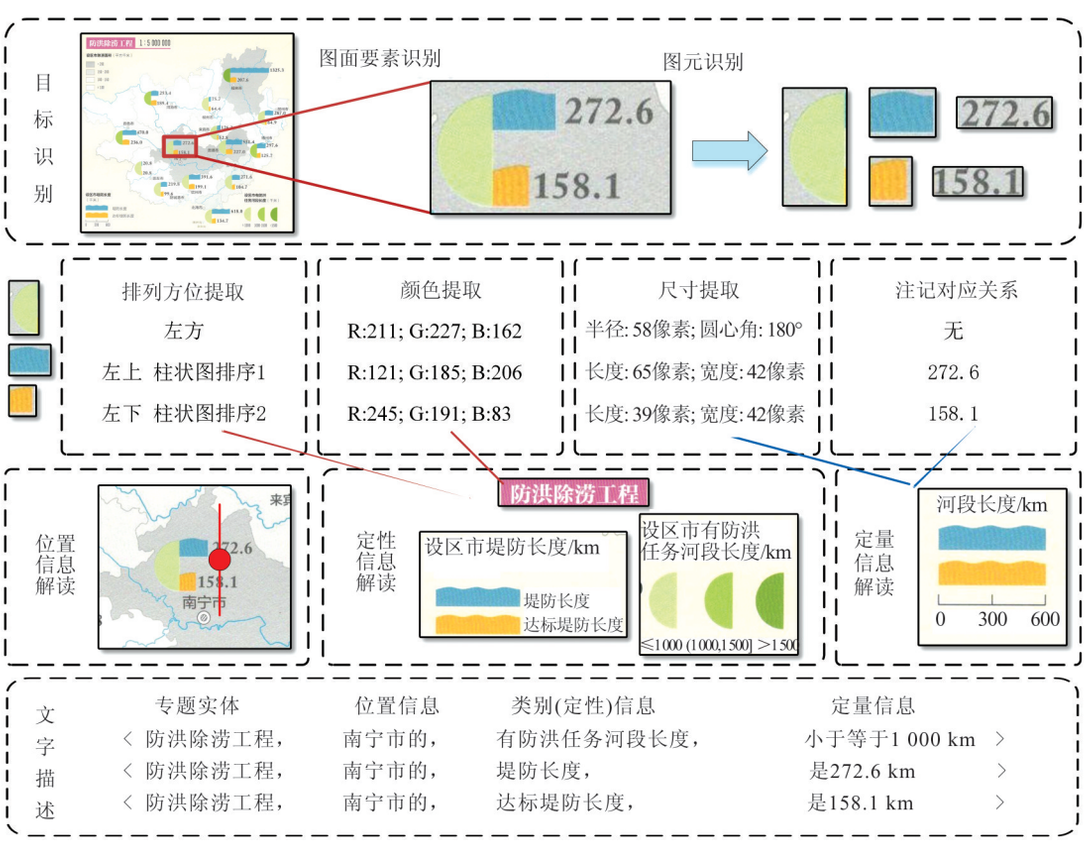



图 13　统计专题符号的信息提取与描述示例图

Fig. 13　Example of Extracting and Describing Information from Statistical Thematic Symbols

首先经过两个阶段的目标识别,提取地图中的符号,并分离其中的几何图元,示例中的符号包含 1 个扇形、2 个类矩形、2 个数字注记。其次提取其构建属性和颜色,其中扇形半径为 58 像素,圆心角为 180°,两个类矩形依照规则,提取出最长的 4 条直线中仅有 3 条相互垂直,截取的线段长度分别为 65 像素和 39 像素。随后分析符号的结构特征,判断得到扇形和两个矩形存在共线现象,将其共用的线视为基线,扇形在基线左侧,矩形在基线右侧,按从上到下记录排序;根据基

线校准矩形的构建属性,线段垂直于基线,且两个矩形不相接,据此将线段视为矩形的长,基线与预测框的交点产生的线段视为宽,其数值均为42像素;数字注记的数量小于总几何图元数量,等于类矩形的数量,2个数字注记的最邻近图元分别为2个类矩形,判定其拥有对应关系,数值分别为272.6和158.1。代入判断树,基线中点位置落在底图中南宁市的范围内,记录位置信息;图例中扇形和矩形类别的元素都存在多个,不适用直接类别对应,不存在重复颜色,使用颜色对应规则,记录类别信息;扇形无数字注记,无标尺,无色带,图例满足分级符号,记录数值与类别;矩形有数字注记,有等比例标尺,标尺的300约对应72像素,换算矩形对应数值约270.8和162.5,与数字注记的数值相近,采用注记中的值。

## 4 结 语

本文首先深入讨论统计地图中的符号句法模型并改进了YOLOv8算法,依地图结构层级提取图面元素和图元,并通过模式识别的手段提取了图元中的视觉变量,然后对符号句法进行分析,梳理图元间的关系,最后根据语义表达逻辑建立判断树,解读地图符号中的信息,并按元组结构整理。

实验结果表明,目标识别方法在统计地图图面元素和图元的提取中都表现出相当高的精度,较好地体现出统计地图符号系统的结构层次。本文改进算法的mAP50在两个阶段分别达到了92.6%和99.4%,与原版YOLOv8相比,分别提高了2.1%和0.3%。此外,本文简要分析了不同句法结构与信息表达方式的对应关系。最后,本文将统计专题信息归纳为专题、位置、类别、数值4部分,从句法和语义表达逻辑层面,全面地分析了统计地图中的信息,并依此形成结构化的表达。

本文提出了结合目标识别算法与句法模型的统计地图信息提取方法,得到结构化信息。这种包含实体对象及其属性值的信息,可以代入描述信息模板,连词成句生成描述,未来可以方便地结合知识图谱等手段,服务于大量地图信息检索与利用、制图推荐等。未来,将继续探索更多类型的深度学习模型,一方面继续对提取精度进行优化;另一方面充分发挥深度学习的优势,期望减少提取分析的步骤,提高自动化水平。同时,也将拓展更多类型的专题地图研究,并尝试构建知识图谱,完善相关应用。

## 参 考 文 献


[1] 王家耀. 地图科学技术:由数字化到智能化[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(12): 1963-1977.
WANG Jiayao. Cartography: From Digital to Intelligent [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(12): 1963-1977.

[2] 王家耀, 武芳, 闫浩文. 大变化时代的地图学[J]. 测绘学报, 2022, 51(6): 829-842.
WANG Jiayao, WU Fang, YAN Haowen. Cartography: Its Past, Present and Future [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(6): 829-842.

[3] 张岸, 朱俊锴. 新一代人工智能驱动下地图学研究的机遇与挑战[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(1): 35-45.
ZHANG An, ZHU Junkai. Opportunities and Challenges of Cartography Research Driven by New Generation Artificial Intelligence[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2024, 26(1): 35-45.

[4] 黄丽娜, 许国光. 中国省情综合地图集的内容图谱构建与主题表达可视分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(5): 665-677.
HUANG Li'na, XU Guoguang. Construction of Content Tupu and Visual Analysis Subject Expression for Provincial Comprehensive Atlases in China [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(5): 665-677.

[5] 康力成, 姜莉莉. 中国省域综合地图集通用内容结构知识构建方法研究[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025,DOI:10.13203/j.whugis20250038.
KANG Licheng, JIANG Lili. Method of Constructing General Content Knowledge System for Provincial Comprehensive Atlas of China [J/OL]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025,DOI:10.13203/j.whugis20250038.

[6] 王孟琪, 李伯钊, 王振立, 等. 一种集成知识图谱和大语言模型的智能地图制图框架[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025,DOI:10.13203/j.whugis20240266.
WANG Mengqi, LI Bozhao, WANG Zhenli, et al. An Automatic Cartography Framework Integrating Knowledge Graph and Large Language Model [J/OL]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, DOI: 10.13203/j.whugis20240266.

[7] 冯玉才, 宋恩民. 彩色地图图象的聚色算法研究[J]. 软件学报, 1996, 7(8): 466-470.
FENG Yucai, SONG Enmin. An Algorithm to Gather Colors from Image of Color Maps [J].

*Journal of Software*, 1996, 7(8): 466-470.

[8] BALLARD D H. Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes[J]. *Pattern Recognition*, 1981, 13(2): 111-122.

[9] 田宽. 彩色地形图中的点状符号识别算法研究[D]. 西安：西安电子科技大学, 2017.
TIAN Kuan. Research on Point Symbols Recognition in Color Topographic Map[D]. Xi'an: Xidian University, 2017.

[10] MIAO Q G, XU P F, LIU T G, et al. Linear Feature Separation from Topographic Maps Using Energy Density and the Shear Transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(4): 1548-1558.

[11] 钟英铭. 基于深度学习的面向制图综合的建筑物群组模式识别研究[D]. 武汉：华中师范大学, 2021.
ZHONG Yingming. Research on Building Group Pattern Recognition for Cartographic Generalization Based on Deep Learning[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2021.

[12] 白又达, 刘纪平, 黄龙, 等. 面向地图图片识别的两种卷积神经网络分析[J]. 测绘科学, 2021, 46(11): 126-134.
BAI Youda, LIU Jiping, HUANG Long, et al. Analysis of Two Convolutional Neural Networks for Map Image Recognition[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2021, 46(11): 126-134.

[13] 崔腾腾, 刘纪平, 罗安. 一种卷积神经网络的地图图片智能识别方法[J]. 测绘科学, 2019, 44(1): 118-123.
CUI Tengteng, LIU Jiping, LUO An. Intelligent Identification Method of Network Map Images Based on Convolutional Neural Network[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2019, 44(1): 118-123.

[14] 任加新, 刘万增, 李志林, 等. 利用卷积神经网络进行"问题地图"智能检测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(4): 570-577.
REN Jiaxin, LIU Wanzeng, LI Zhilin, et al. Intelligent Detection of "Problematic Map" Using Convolutional Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(4): 570-577.

[15] WU S D, SCHINDLER K, HEITZLER M, et al. Domain Adaptation in Segmenting Historical Maps: A Weakly Supervised Approach Through Spatial Co-Occurrence[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, 197: 199-211.

[16] 任福, 侯宛玥. 面向机器阅读的地图名称注记类别识别方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(2): 273-280.
REN Fu, HOU Wanyue. Identification Method of Map Name Annotation Category for Machine Reading[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(2): 273-280.

[17] 李想. 基于深度学习的地图点注记识别及配置研究[D]. 郑州：郑州大学, 2022.
LI Xiang. Research on Map Point Annotation Recognition and Configuration Based On Deep Learning[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2022. ]

[18] 周翰林. 基于深度学习的GIS图例符号识别系统研建[D]. 北京：北京林业大学, 2018.
ZHOU Hanlin. Study on GIS Similar Legend Recognition System Based on Deep Learing [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2018.

[19] HU Y J, GUI Z P, WANG J M, et al. Enriching the Metadata of Map Images: A Deep Learning Approach with GIS-Based Data Augmentation [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2022, 36(4): 799-821.

[20] CHANG S, PALZER D, LI J, et al. MapQA: A Aataset for Question Answering on Choropleth Maps [PP/OL]. [2025-06-11]. https://arxiv.org/abs/2211.08545.

[21] 赵飞, 杜清运, 任福, 等. 专题地图符号的句法结构及其自动构建机制[J]. 测绘学报, 2014, 43(6): 653-660.
ZHAO Fei, DU Qingyun, REN Fu, et al. Syntactic Characteristics and Smart Construction Mechanism of Thematic Map Symbol[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(6): 653-660.

[22] 田江鹏, 游雄, 贾奋励, 等. 移动地图制图的句法模型[J]. 测绘学报, 2016, 45(11): 1352-1360.
TIAN Jiangpeng, YOU Xiong, JIA Fenli, et al. The Syntax Model of Mobile Maps Generation[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2016, 45(11): 1352-1360.

[23]闫晓婧. 微地图符号智能化生成方法[D]. 兰州：兰州交通大学, 2023.
YAN Xiaojing. Approach to Intelligently Generating We-Map Symbols [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiatong University, 2023.

[24] 王海鹰. 后现代环境哲学视角下微地图的存在及特征[D]. 兰州：兰州交通大学，2023.
WANG Haiying. The Ontology and Characteristics of WeMaps from the Perspective of Postmodern Environmental Philosophy [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University.

[25] SCHNABEL O, HURNI L. Primitive-Based Construction Theory for Diagrams in Thematic Maps

[J]. *The Cartographic Journal*, 2009, 46(2): 136-145.

[26] 吴明光, 乔莉鸽, 闾国年. 从视觉神经科学的视角看地图视觉变量理论[J]. 地理学报, 2024, 79(9): 2191-2205.
WU Mingguang, QIAO Lige, LÜ Guonian. Revisiting Cartographic Visual Variables from a Perspective of Visual Neuroscience[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2024, 79(9): 2191-2205.

[27] TERVEN J, CÓRDOVA-ESPARZA D M, ROMERO-GONZÁLEZ J A. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS [J]. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 2023, 5(4): 1680-1716.

[28] CHEN X Y, WANG X T, ZHOU J T, et al. Activating more Pixels in Image Super-Resolution Transformer[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vancouver, Canada, 2023.

[29] LIU W Z, LU H, FU H T, et al. Learning to Upsample by Learning to Sample[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Paris, France, 2024.

[30] 广东省地图院. 广东省地图集[CM]. 北京: 中国地图出版社, 2020.
Map Institute of Guangdong Province. Map Institute of Guangdong Province[CM]. Beijing: Sino Maps Press, 2020.

[31] 广西壮族自治区测绘地理信息局, 广西壮族自治区民族宗教事务委员会, 广西壮族自治区国土资源厅. 庆祝改革开放40周年暨广西壮族自治区成立60周年成就地图集[CM]. 北京: 中国地图出版社, 2018.
Surveying and Mapping Bureau of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Ethnic and Religious Affairs Commission of Guangxi Zhuang Autonomous Region, Department of Land and Resources of Guangxi Zhuang Autonomous Region. Atlas of Achievements Celebrating the 40th Anniversary of Reform and Opening-up and the 60th Anniversary of the Founding of Guangxi Zhuang Autonomous Region [CM]. Beijing: Sino Maps Press, 2018.