

苏铁桓, 秦凯, 赵英俊, 等. 基于多任务学习的遥感影像道路属性信息获取方法及其在核电站周边区域的应用[J]. 世界核地质科学, 2025, 42(2): 374-384. doi: 10.3969/j.issn.1672-0636.2025.02.012

SU Tiehuan, QIN Kai, ZHAO Yingjun, et al. A method for extracting road attribute information from remote sensing images based on multi-task learning and its application in the periphery of nuclear power plants [J]. World Nuclear Geoscience, 2025, 42(2): 374-384 (in Chinese).

## 基于多任务学习的遥感影像道路属性信息获取方法及其在核电站周边区域的应用

苏铁桓<sup>1,2,3</sup>, 秦凯<sup>1,2,3</sup>, 赵英俊<sup>1,2,3</sup>, 安梓嘉<sup>4</sup>, 郝予希<sup>1,2,3</sup>

1 铀资源探采与核遥感全国重点实验室, 北京 100029

2 核工业北京地质研究院, 北京 100029

3 中核集团铀资源勘查与评价技术重点实验室, 北京 100029

4 中国科学院计算技术研究所, 北京 100190

**摘要** 道路作为典型的人工地物目标, 在遥感影像解译领域具有重要的研究价值。现有研究多聚焦于道路目标的几何提取, 而对道路属性信息如路面材质、道路分级及道路周边地物类型的综合提取研究相对不足。然而, 道路属性信息对于道路管理、城市规划等至关重要。考虑到上述道路属性信息, 存在一定工程关系和地理关系, 研究中使用多任务学习的思路。本研究提出一种基于多任务学习的可见光遥感影像道路属性提取方法, 采用含通道注意力模块的残差网络作为骨干网络, 并嵌入前景辅助模块与特征金字塔模块, 增强对道路目标的关注及多尺度处理能力。最后研究实现了在可见光遥感影像中对道路目标的材质、分级和道路周边地物类型(背景)进行分类。该方法成功实现了对道路材质、分级和周边地物类型的分类, 且在多任务学习框架下, 网络整体准确度有所提升, 证明卷积网络能有效提取特征并学习工程与地理关系。本研究将该方法应用于核电站周边区域, 针对核电站这一重要设施及其周边复杂环境, 验证方法在实际场景中的有效性, 为核电站周边道路信息的精准获取提供新的技术手段, 对于保障核电站安全运行及周边区域的合理规划具有重要意义。

**关键词** 多任务机器学习; 高分辨率遥感影像; 遥感场景分类; 道路材质; 道路分级

中图分类号 TP751; U491; TN911.73 文献标志码 A 文章编号 1672-0636 (2025) 02-0374-11

## A method for extracting road attribute information from remote sensing images based on multi-task learning and its application in the periphery of nuclear power plants

SU Tiehuan, QIN Kai, ZHAO Yingjun, AN Zijia, HAO Yuxi

1 National Key Laboratory of Uranium Resources Exploration-Mining and Nuclear Remote Sensing, Beijing 100029, China

2 Beijing Research Institute of Uranium Geology, Beijing 100029, China

3 Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

**Abstract:** Roads, as typical man-made objects, have attracted considerable attention in the field of remote

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 41602333)资助

收稿日期: 2025-02-14 改回日期: 2025-03-03

第一作者: 苏铁桓, 男, 1997年生, 在读硕士研究生, 主要从事遥感影像智能处理的研究工作。E-mail: 1160933784@qq.com  
Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41602333)

Received date: 2025-02-14 revised date: 2025-03-03

First author: SU Tiehuan, male, born in 1997, master's candidate, focusing on intelligent processing of remote sensing images. E-mail: 1160933784@qq.com

sensing. Previous research has predominantly focused on geometrical feature extraction, with relatively insufficient attention paid to road attribute information such as material, classification, and surrounding features. However, road attribute information is crucial for road management, urban planning, and more. Considering the inherent engineering and geographical relationships among these road attributes, this study adopts a multi-task learning approach. We propose a method for extracting road attributes from visible remote sensing images based on multi-task learning, utilizing a residual network integrated with a channel attention module as the backbone. This is further enhanced with a foreground auxiliary module and a feature pyramid module to augment the focus on road targets and the capability for multi-scale processing. Ultimately, the study achieves the classification of road material, classification, and surrounding feature types (background) in visible remote sensing images, and proved the overall accuracy of the network, demonstrating that convolutional networks can effectively extract features and learn engineering and geographical relationships. In the application to the periphery of a nuclear power plants, this method addressed the complex environment and strategic importance of nuclear facilities, validating its effectiveness in practical scenarios, which is of significant importance for ensuring the safe operation of nuclear power plants and the rational planning of surrounding areas.

**Keywords:** multi-task machine learning; high-resolution remote sensing images; remote sensing image classification; road material; road classification

道路作为重要的人工地物,是遥感领域主要研究的目标之一,这一研究在多个领域中有着极为广泛的应用价值,其中包括路网制图、交通控制与管理、自动驾驶和智慧城市建设等等。道路属性信息(包括路面材质、道路类型、道路分级以及周边地物等)作为一般路网信息的拓展,更丰富的道路信息可以在当下信息时代为道路管理以及其相关产业服务提供更加集约的解决方案。其中包括建立道路信息数据库、对道路服务区域进行城市规划分析以及道路通行能力分析等。由此可见,更为丰富的道路信息在交通和城市管理领域有着重要的开创性作用。

首先是道路材质信息,目前通过可见光遥感影像获取道路属性信息的研究较少。由于柏油和水泥材质的地物表面在可见光影像下难以分辨,且主流的卫星高光谱影像空间分辨率主要集中在十米以上,无法准确获取狭窄道路的影像信息。利用遥感影像进行路面材质提取的研究大多数数据源选择为高光谱无人机遥感影像,其中 Mohammadi M 的团队<sup>[1]</sup>利用包括支持向量机在内的方法来实现对路德维希堡市区道路材质的分类。而对于道路分级信息与道路周边地物提取大多是利用地理信息工具,获取现有的地图数据中的道路属性信

息,并对其进行处理,得到路网中道路相关信息。亦或是使用实地测绘和观测的方式来获取相关信息。综上所述,一直以来缺乏针对遥感道路目标综合特征(包括路面材质、道路分级和道路所在位置)的研究。

在现实中,道路材质与道路分级以及其所处位置之间存在一定的工程关系与地理关系,例如高速公路多为柏油路面、郊区山区小径多为水泥和砂土路面、城市中一般包含多种尺度的道路且较宽阔的道路多为柏油材质等。上述关系在人类认知中存在一定关联性,所以基于遥感影像的道路信息提取可以尝试利用多任务学习中任务之间相互的协作能力来处理。

多任务学习(MTL)是一种同时使用多个任务的数据进行训练的机器学习模型,其使用共享表示来学习一组相关任务<sup>[2-4]</sup>。一般认为,多任务学习相较单任务学习可以更准确地反映人类的学习过程,因为在一般多任务学习中,多个任务是相关联的,其可以实现跨领域的知识整合。多任务学习在遥感领域已有一定研究,Jose M. Leiva-Murillo 等人<sup>[5]</sup>将多任务学习引入到遥感影像分类任务中,将支持向量机作为主要学习器,研究多任务学习在遥感图像处理中的效果。Sun 的团队<sup>[6]</sup>在研究中将语义分割任务和变化检测任务相集成,使用

SegNet 和 U-Net 组成双基线网络结构实现遥感影像中建筑物的提取与变化检测。Zhao 的团队<sup>[7]</sup>将自监督学习任务与分类任务集成在一起,使用卷积神经网络作为骨干网络,组成多任务学习网络。Li 等人<sup>[8]</sup>提出一种语义边界感知网络,利用语义信息和边界信息相互协作,在模型学习中相互促进以提升遥感影像分割任务的效果。研究中发现无论是在计算机视觉中的图形关系层面还是在遥感影像地物关系层面,多任务学习中都可以利用相互关联的任务促进学习效果。Wang 的团队<sup>[9]</sup>将道路提取与道路边缘提取视为两个不同的任务,利用多尺度视觉注意力网络 MSVANet 实现多任务学习道路提取。Mao 等人<sup>[10]</sup>在 PSPNet 的基础上,改进并设计了一种基于多模态遥感图像的多任务模型 UR-PSPNet,一定程度上提高了复杂遥感场景下目标解译的性能。

本研究中考虑到包括路面材质、道路分级和道路周边地物在内的道路属性信息之间存在一定程度的关联关系,故尝试将多任务学习网络的思想引入遥感影像道路属性信息获取中。同时为了使网络在针对路面材质和分级信息学习中目标更加明确,引入了前景辅助模块<sup>[11]</sup>和通道注意力模块<sup>[12]</sup>。考虑到道路在遥感影像上的多尺度问题,在网络中引入了特征金字塔模块<sup>[13]</sup>。本研究主要如下:1)提出一种基于多任务网络的遥感影像道路属性识别网络;2)将特征金字塔和针对小目标的前景辅助方法用于对影像局部内容的分类任务中;3)将日本东海第二核电站作为实际场景,研究上述提取出网络在实际场景中的应用情况。

## 1 研究方法

现有的 MTL 方法通常被分为两类:硬参数共享和软参数共享。硬参数共享是在多个任务之间共享模型权值的网络结构,此方法便于每个权值的训练共同最小化多个损失函数。在软参数共享下,不同任务具有单独的任务特定模型,具有单独的权重,但不同任务的模型参数之间的距离被添加到联合目标函数中。考虑到模型运算量以及时效性的问题,本文模型采用硬参数共享,将包含通道注意力模块的

ResNet50 作为主干网络<sup>[14]</sup>。

网络包含 4 个输出头,其中一个输出头为道路的分割影像,其目的是为另外的分类任务增加前景辅助,另外 3 个输出头分别为道路信息相关的 3 个分类任务,其中道路材质和道路分级任务为两个多标签分类任务,而道路背景分类任务被设置为一个包含 5 个类别的单分类任务。同时考虑到数据集影像为 512 像素×512 像素 0.5 m 分辨率的光学遥感影像,在影像中部分狭窄道路的宽度不足 10 个像素,为了避免 ResNet50 在 32 次下采样后导致小目标特征损失的问题,在网络中加入 FPN 结构,其可以选择 32 像素×32 像素、16 像素×16 像素的特征图作为分类头的输入。图 1 为多任务学习网络模型结构图。

### 1.1 多任务输出

考虑到网络中的 4 个输出头的不同任务类型,针对分割任务(前景辅助模块)、多标签分类任务(材质与分级任务)以及多分类任务(背景任务)设置了 3 种不同的输出头结构。

分割任务的输出头是基于全卷积神经网络(Fully Convolutional Network)。它的输入来自特征金字塔(Feature Pyramid Network)输出的 16 像素×16 像素特征图。首先对特征图进行通道降维,经过批归一化后,通过线性整流函数激活,再经过随机失活神经元和 1×1 的卷积以防止网络过拟合,输出得到分割结果,但是在预测中,这一步的内容是不作为输出的。

多标签任务和多分类任务的输出头各有 3 个不同的全连接层。其各自独立,材质与分级两个针对道路目标的多标签分类任务选择 32 像素×32 像素特征图作为输入。而背景多分类任务的输入选择 16 像素×16 像素特征图。具体流程是对特征图进行自适应池化,得到 1×1 的特征图,然后展平并通过一个线性层,输出得到分类的结果。

### 1.2 前景辅助

研究中道路材质和属性是针对道路目标(即道路像元)特征的分类任务,而背景这一分类任务是针对道路周边(即非道路像元)类型的分类任务,其关注的范围并不一致。同时考虑到部分影像中道路目标仅占影像中的较少部分,为了强化道路目标在道路材质和属性任务中的特征,同

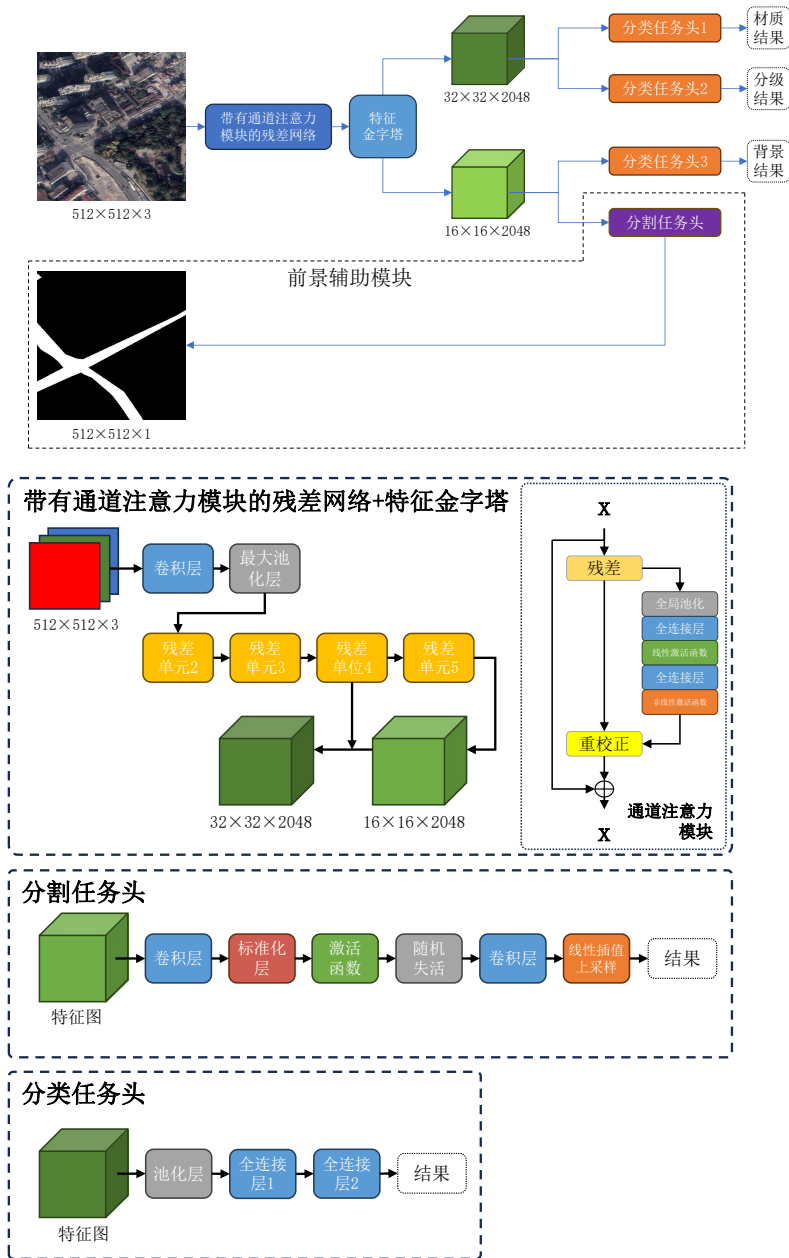


图1 多任务学习网络模型结构图  
Fig. 1 The architecture of multi-task learning network

时降低影像中非目标区域特征对任务造成的干扰。

### 1.3 损失函数

在多任务学习中,最主要的问题就是解决多目标优化问题。不同的任务可能会存在相互冲突。在研究中,所包含的4个任务其内容各不相同,任务类型也存在差异,其中材质和分级任务均为3个多标签二分类任务,而背景

任务属于多分类任务,前景辅助模块可视为一个分割任务。每个任务各自计算损失,随后向模型中传入包含损失的字典。

而以下为3种不同种类任务的损失计算方法:

研究中使用的是二值交叉熵损失函数(Binary Cross-Entropy Loss)来计算材质和分级任务的损失。公式为:

$$Loss_a, Loss_b = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i \cdot \log(\sigma(x_i)) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - \sigma(x_i))) \quad (1)$$

式(1)中:  $y_i$ —标签真值;  $\sigma(x_i)$ —Sigmoid函数;  $N$ —样本数量; 而  $Loss_a$ —材质任务的损失值;

$Loss_b$ —分级任务的损失值。

研究中使用的是交叉熵损失函数(Cross-

Entropy Loss)对背景任务的损失进行计算。公式为:

$$Loss_c = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot \log(p_i) \quad (2)$$

式(2)中: $y_i$ —标签真值; $p_i$ —模型所预测的概率; $N$ —样本数量; $Loss_c$ —背景任务的损失值。

研究中使用的是交叉熵损失函数(Cross-Entropy Loss)计算前景辅助模块中的分割损失。公式为:

$$Loss_d = -\frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} y_i \cdot \log(p_i) \quad (3)$$

式(3)中: $N'$ —有效样本数量(忽略标签为 255 的样本); $y_i$ —有效样本目标标签; $p_i$ —对应的模型预测概率; $Loss_d$ —前景辅助任务的损失值。

最后传回模型的最终损失值则由上述 4 组损失值和组成。公式如下:

$$Loss_{total} = Loss_a + Loss_b + Loss_c + Loss_d \quad (4)$$

## 2 实验与讨论

### 2.1 数据集

本文所使用的数据集是以 CHN6-CUG<sup>[15]</sup>为基础的数据集,其中包含 3 608 张训练集样本和 903 张测试集样本,其每个样本均为 512×512 像素的全色波段影像,空间分辨率为 0.5 m,其内容包含了北京、上海、武汉、深圳、香港和

澳门的遥感影像。









针对道路影像分类任务,本研究根据影像内容,结合实地考察筛选出其中训练集样本 2121 张和测试集样本 533 张,并对训练集和测试集进行了重分组,作为最终的研究数据集。并对数据集额外划分 3 个标签:分别为道路材质、道路分级和道路背景(周边场景类型)。

在划分的 3 类分类标签中,道路材质与道路分级是多标签分类,道路背景为多分类任务。考虑到多任务学习以及多标签学习中,由于样本数量不均衡所造成的诸多影响训练效果的问题。最后将研究中道路材质划分为 3 类:分别为柏油路面、水泥路面和其他材质;道路分级标签划分为 3 类,分别为高速公路城市快速路(简称高速)、城市干道城市次干道路(简称干道)以及支路小径(简称小径);道路背景划分为 5 类:分别为建筑物稀疏区(简称稀疏城区)、建筑物密集区(简称密集城区)、林地绿地、裸土水域和无背景。数据集样本如表 1。

考虑到标签分布信息为四维信息,所以使用 3 个二维气泡度来进行展示。图 2 为材质与分级数据集组合分布图,图 3 为材质与背景数据集组合分布图,图 4 为分级与背景数据集组合分布图。此外,考虑到原数据集中存在较多

表 1 数据集样例

Table 1 The samples of datasets

道路遥感影像	分割图像	分类标签
		材质: 柏油 分级: 高速、干道、小径 背景: 林地绿地
		材质: 柏油 分级: 干道、小径 背景: 稀疏城区
		材质: 柏油、水泥 分级: 干道、小径 背景: 林地绿地
		材质: 柏油 分级: 小径 背景: 密集城区

无效数据(全黑与几乎全黑且不包含道路影像), 图表中对此类数据进行剔除。

### 2.2 消融实验

为了验证通道注意力模块、特征金字塔模块以及前景辅助模块对模型效果的提升, 本文进行消融实验。首先骨干网络选取的是残差网络结合前景辅助模块; 实验 2 中骨干网络选取的是添加了通道注意力模块的残差网络, 结合前景辅助模块; 实验 3 中使用的模型以残差网络为主干网络, 其中 FPN 模块选择 32 像素 × 32 像素的特征图作为材质和分级任务头的输入, 选择 16 像素 × 16 像素作为背景任务的输入, 结合辅助模块; 实验 4 则是在实验 3 的基础上取消前景辅助模块; 而实验 5 在实验 3 的基础上在主干网络中增加通道注意力模块。实验结果如表 2。

由上述消融实验结果可以发现, 在不使用特征金字塔模块的情况下, 残差网络效果要优

于加入通道注意力的网络效果。而在使用特征金字塔模块的情况下, 加入通道注意力模块, 网络效果会有所提升。对比加入特征金字塔前后, 可以发现将使用 32 像素 × 32 像素的特征图作为材质和分级任务头的输入, 可使这两任务的效果出现较大提升, 同时背景任务也会出现一定程度的性能提升, 这可能是因为多任务学习中, 从一个任务中学习到的特性可能对另一个相关任务存在一定指导作用。

### 2.3 多任务对比实验

为了验证多任务学习中不同任务之间相互辅助增强的效果, 研究中进行以下消融实验, 这一实验中使用到的网络为上一实验中“实验 5”的网络。

实验中选取 4 组对照, 分别是执行 3 个单独的分类任务, 以及执行针对道路目标的材质任务与分级任务两个分类任务, 结果如表 3 所示。

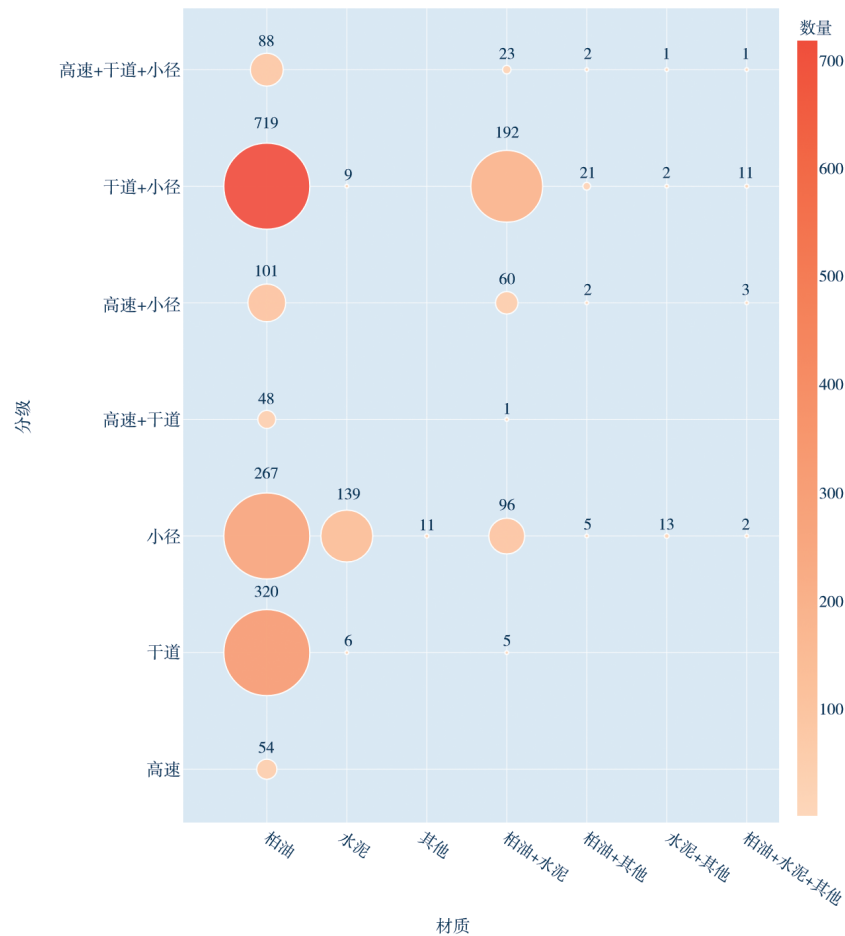


图 2 材质与分级数据集组合分布图

Fig. 2 Distribution of material and classification datasets

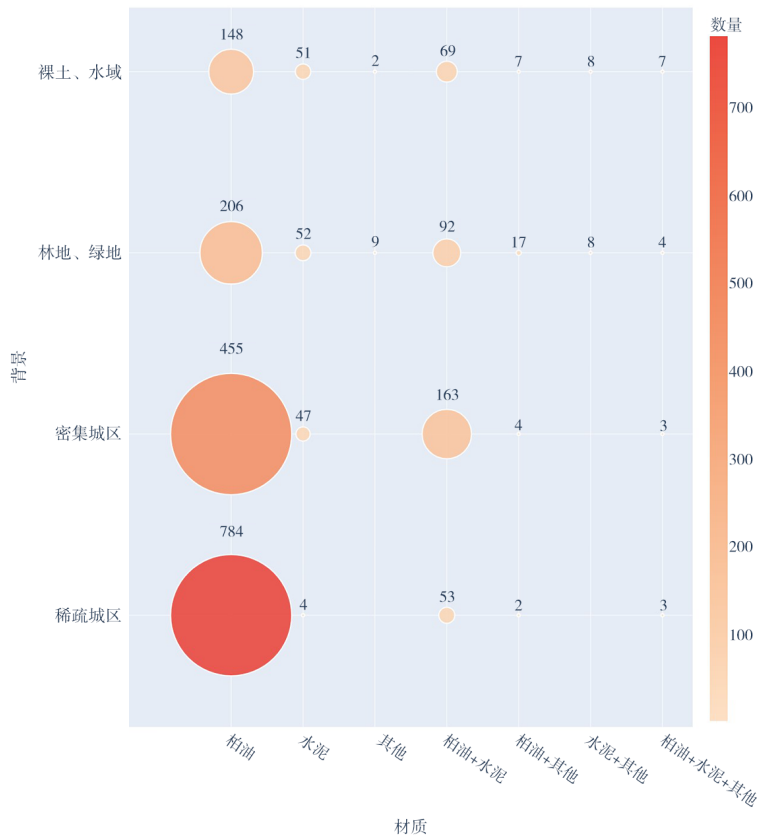


图 3 材质与背景数据集组合分布图

Fig. 3 Distribution of material and background datasets

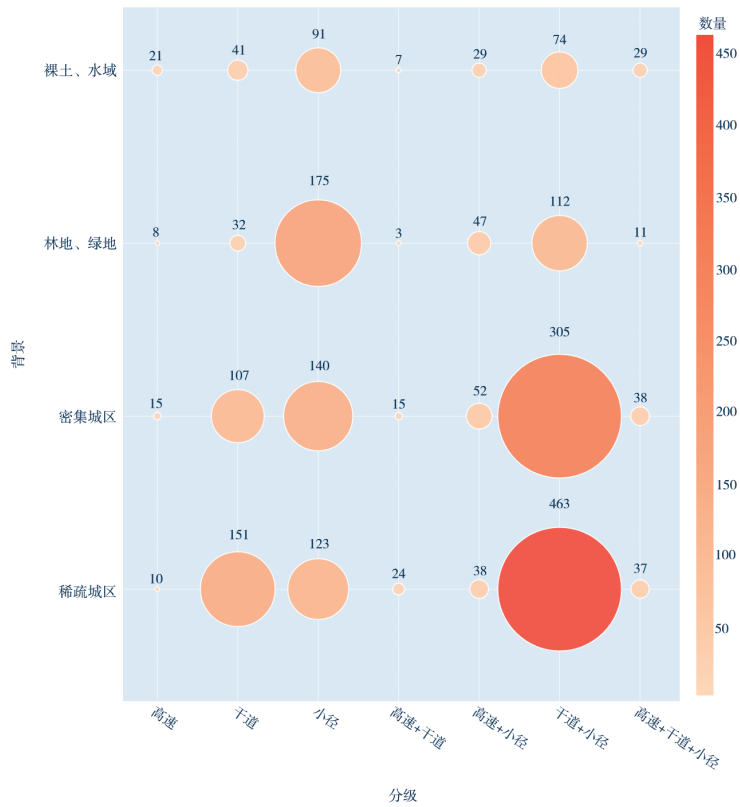


图 4 材质与背景数据集组合分布图

Fig. 4 Distribution of classification and background datasets

表 2 消融实验结果

Table 2 The results of ablation experiment

序号	网络结构	材质准确率/%	分级准确率/%	背景准确率/%
1	ResNet50	67.31	68.69	75.5
2	SE-ResNet50 + Foreground	67.78	66.73	72.95
3	ResNet50 + FPN + Foreground	69.48	72.1	73.06
4	SE-ResNet50 + FPN	66.41	63.57	68.84
5	SE-ResNet50 + FPN + Foreground	71.85	71.24	76.27

表 3 多任务学习对比实验结果

Table 3 The comparison experiment results of multi-task learning

编号	任务	材质准确率/%	分级准确率/%	背景准确率/%
a	材质	67.98	-	-
b	分级	-	71.42	-
c	背景	-	-	73.17
d	材质+分级	68.05	73.84	-
e	材质+分级+背景	71.85	72.1	76.27

由上述实验结果可以发现,材质任务与分级任务同时进行,两个任务各自的准确率较之前单独进行任务时有所提升,其中分级任务的准确率提升较为明显。在此技术上增加背景任务后,分级任务的准确率出现一定波动,同时另外两个任务(材质与背景)准确率均有提升。

分类任务背景在单一任务(实验 c)和 3 个任务同时进行下(实验 e)的特征向量可视化图,如图 5、6。其中红色代表密集城区,蓝色代表稀疏城区,绿色代表林地绿地,黄色代表裸土水域(此处剔除了无背景的标签)。

由图 5 和 6 可以发现在增加材质和分级任

务之后,在图 5 中稀疏城区与其他 3 个标签的混合度较高,难以分辨,但在图 6 中稀疏城区自身聚集度提高了且与其他 3 个标签的区分度也有一定程度上的提升,这说明在多任务学习的条件下,网络可以更准确地提取道路背景信息,从道路材质与道路分级两个任务中学习到的特征一定程度上帮助到道路背景任务。但是林地绿地和裸土水域区分度较差,分析原因可能是因为部分数据集由于城市地理位置原因和季节原因,部分植被与绿地在可见光波段上难以区分,同时部分影像中水域与绿地颜色较为相近同样难以区分。

MTL 的一个主要特点是,从一个任务中学

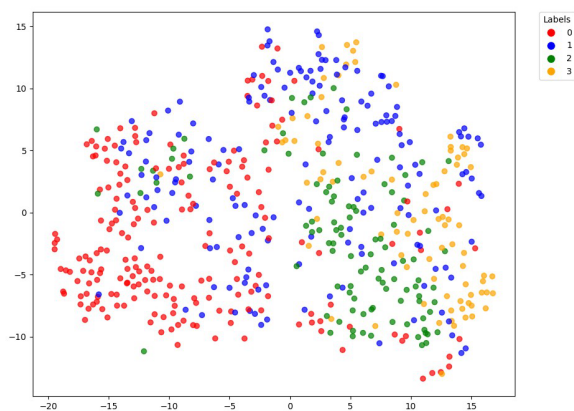


图 5 实验 c 中背景任务的特征向量分布  
Fig. 5 The distribution of background task eigenvectors in experiment c

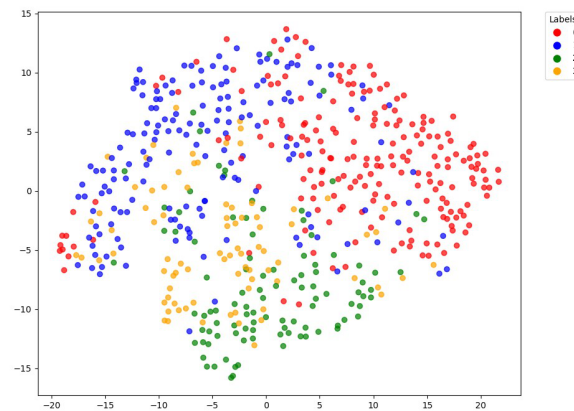


图 6 实验 e 中背景任务的特征向量分布  
Fig. 6 The distribution of background task eigenvectors in experiment e

习到的特性可能对另一个相关任务存在一定指导作用。考虑到实验中存在误差,整体上,多任务学习一定程度提升了整体准确度,尤其是对材质这一任务,分辨材质一直在可见光遥感任务中视为是极其困难的任务,在多任务学习框架下,在其他任务中习到的特性对材质任务起到一定指导作用。

### 3 应用实验

#### 3.1 研究区介绍

基于上述试实验结果,研究尝试将其应用在核电站及周边区域的道路属性信息获取任务中,此前已有核相关领域的研究探讨了遥感影像针对核应急的应用潜力<sup>[16]</sup>。核电站作为各国重要

的战略设施,其本身与周边区域的信息的重要性不言而喻。研究选取了位于日本茨城县的东海第二核电站作为研究对象,核电站 30 km 范围内居住近 91 万人,是日本所有核电站中周边区域人口密度最高的核电站。研究区附近包含城市、乡村、农田、水域和森林多种地物类型,影像数据来自 Google 地球,其空间分辨率为 0.5 m,在实际实验中,将其裁切为 64 张 512 像素×512 像素的影像,区域影像如图 7。

考虑到传统场景分类网络多为单标签单任务,所以在实际对比中仅使用背景任务对传统网络进行训练与对比。研究对比本文网络在多任务情况下的整体准确率和背景任务的准确率,部分提取结果如表 4。



图 7 日本东海第二核电站以及周边区域遥感影像

Fig. 7 Remote sensing images of the Tokai Daini nuclear power plant and its periphery

表 4 东海第二核电站区域道路属性信息提取结果展示

Table 4 Extraction results of road attribute information in the Tokai Daini nuclear power plant area


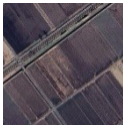


影像	真值	识别结果
	材质: 柏油 分级: 高速、干道 背景: 密集城区	材质: 柏油 分级: 高速、干道 背景: 密集城区
	材质: 柏油、砂土 分级: 干道、小径 背景: 林地绿地	材质: 柏油、砂土 分级: 干道、小径 背景: 林地绿地

表 4 (续)

影像	真值	识别结果
	材质: 柏油、水泥、砂土 分级: 干道 背景: 裸土水域	材质: 柏油、 <b>水泥</b> 、砂土 分级: 干道 背景: <b>稀疏城区</b>
	材质: 柏油 分级: 干道、小径 背景: 稀疏城区	材质: 柏油、 <b>水泥</b> 分级: 干道、小径 背景: 稀疏城区

蓝色—检出不存在的标签; 红色—检出但错误的标签; 绿色—未被检出的真值。

表 5 为本文网络与其他场景分类网络对比结果。从结果可以看出, 在引入多任务学习之后, 相较传统场景分类网络, 针对道路周边地物这一任务的准确率得到较大的提升。

表 5 东海第二核电站周边区域道路属性信息提取结果对比

Table 5 Comparison of the extraction results of road attribute information in the periphery of the Tokai Daini nuclear power plant

方法	学习策略	准确率/%
本文方法	多任务	85.01
本文方法	背景任务	89.06
ResNet50	背景任务	70.31
ResNet152	背景任务	73.43
VGG16	背景任务	54.69
VGG19	背景任务	56.25

## 4 结 论

1) 本文提出一种基于残差网络的多任务学习网络结构, 能够同时对卫星光学影像中的道路材质、分级和周边地物类型进行分类。通过引入通道注意力模块、特征金字塔模块和前景辅助模块, 网络能够更好地处理狭窄道路目标的特征提取问题, 并有效利用不同任务之间的工程关系和地理关系。实验结果表明, 在多任务学习框架下, 网络整体准确率显著提升, 验证了该方法在道路属性信息提取中的有效性和优越性。

2) 尽管本研究取得一定成果, 但仍存在一些局限性。首先, 数据集的样本分布不均衡, 尤其是部分分类目标在市区影像中占比过高, 导致网络训练时类别单一, 影响整体准确率。其次, 在多标签分类任务中, 未对不同任务的阈值进行优化调整, 这在一定程度上限制任务的准确率提升。此外, 基于残差网络结合通道注意力模块的整体网络结构仍有优化空间, 未

来可以探索更多样的骨干网络和注意力机制, 以进一步提高任务的准确率。

3) 本研究尝试将多任务学习网络应用于核电站及周边区域的道路属性信息提取中, 取得了较好的效果。未来可以进一步拓展该方法在其他重要战略设施周边区域的应用, 为相关领域的研究提供技术支持。

## 参 考 文 献

- 1 Mohammadi M. Road classification and condition determination using hyperspectral imagery [J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, 39: 141-146.
- 2 Caruana R. Multitask learning [J]. Machine Learning, 1997, 28: 41-75.
- 3 Crawshaw M. Multi-task learning with deep neural networks: A survey [J]. arXiv preprint arXiv: 2009.09796, 2020.
- 4 Zhang Yu, Yang Qiang. A survey on multi-task

- learning [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2021, 34(12): 5586-5609.
- 5 Leiva-Murillo J M, Gómez-Chova L, Camps-Valls G. Multitask remote sensing data classification [J]. IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 2012, 51(1): 151-161.
- 6 Sun Ying, Zhang Xinchang, Huang Jianfeng, et al. Fine-grained building change detection from very high-spatial-resolution remote sensing images based on deep multitask learning [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 19: 1-5.
- 7 Zhao Zhicheng, Luo Ze, Li Jian, et al. When self-supervised learning meets scene classification: Remote sensing scene classification based on a multitask learning framework [J]. Remote Sensing, 2020, 12(20): 3276.
- 8 Li Aijin, Jiao Licheng, Zhu Hao, et al. Multitask semantic boundary awareness network for remote sensing image segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-14.
- 9 王坤阳, 刘洋, 业宁, 等. 基于多任务学习的复杂城市遥感图像道路提取 [J]. 计算机科学, 2024, 51(增刊 2): 418-425.  
WANG Kunyang, LIU Yang, YE Ning, et al. Road extraction from complex urban remote sensing images based on multi-task learning [J]. Computer Science, 2024, 51(Sup.2): 418-425 (in Chinese).
- 10 毛秀华, 张强, 阮航, 等. 多任务协同的多模态遥感目标分割算法 [J]. 电子与信息学报, 2024, 46(8): 3363-3371.  
MAO Xiuhua, ZHANG Qiang, RUAN Hang, et al. Multitask collaborative multi-modal remote sensing target segmentation algorithm [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2024, 46(8): 3363-3371 (in Chinese).
- 11 Ma Ailong, Wang Junjue, Zhong Yanfei, et al. FactSeg: Foreground activation-driven small object semantic segmentation in large-scale remote sensing imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-16.
- 12 Hu Jie, Shen Li, Sun Gang. Squeeze-and-excitation networks [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018: 7132-7141.
- 13 Lin Tsungyi, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 2117-2125.
- 14 He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016: 770-778.
- 15 Zhu Qiqi, Zhang Yanan, Wang Lizeng, et al. A global context-aware and batch-independent network for road extraction from VHR satellite imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021 (175): 353-365. doi:10.1016/j.isprsjprs.2021.03.016.
- 16 伊丕源, 黄树桃, 郭里, 等. 核应急遥感应用现状及“高分卫星”应用潜力分析 [J]. 世界核地质科学, 2022, 39(2): 296-308.  
YI Piuyan, HUANG Shutao, GUO Li, et al. Application status and potential analysis of CHEOS satellites in nuclear emergency responses [J]. World Nuclear Geoscience, 2022, 39(2): 296-308 (in Chinese).