

道路绿视率不同识别方法比较研究

——以徐州市为例

陶贵鑫¹,周宏轩²,王昭清²,聂艳霞²,周凤林²

(1. 同济大学 建筑与城市规划学院, 上海 200092; 2. 中国矿业大学 建筑与设计学院, 江苏 徐州 221116)

摘要:探究不同识别方法对绿视率的影响,对于提高绿化识别准确率以及绿视率标准的制定有重要意义。以徐州市3类特征用地为研究对象,运用3种不同识别方法对道路移动采样数据集进行绿视率提取,进而分析不同方法对道路绿视率识别值以及准确率的影响。结果表明,1)基于RGB、HSL颜色的方法对于绿视率值存在低估,机器学习 SegNet 方法在识别精度上优于基于颜色提取的RGB和HSL方法;2)不同用地分组和图像亮度与绿视率差异和精度差异相关性不显著,色偏系数与绿视率差异呈显著正相关。研究结果为政府绿视率标准制定和绿视率监测工作提供了方法论的实证参考及建议。

关键词:绿视率;街景图像;RGB-VI;HSL-VI;SegNet

中图分类号:S731.8

文献标志码:A

文章编号:1001-7461(2024)02-0156-10

A Comparative Study on Different Identification Methods for Road Green View Index ——A Case Study of Xuzhou City

TAO Gui-xin¹, ZHOU Hong-xuan², WANG Zhao-qing², NIE Yan-xia², ZHOU Feng-lin²

(1. College of Architecture and Urban Planning, Tongji University, Shanghai 200092, China;

2. College of Architecture and Design, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, Jiangsu, China)

Abstract: It is of great significance to explore the influence of different identification methods on green view index (GVI) to improve the accuracy rate of GVI and the formulation of GVI standard. Taking three types of characteristic sections in Xuzhou City as the research objects, three different recognition methods were used to extract road GVI in local mobile datasets. The influence of different methods on the recognition value and accuracy of road GVI was analyzed. The results showed that 1) the method based on RGB and HSL color underestimated the value of green apparent ratio. The SegNet method based on machine learning was superior to the RGB and HSL methods based on color extraction in recognition accuracy. 2) The group of different sections and image brightness had no significant correlation with the difference of GVI and the difference of accuracy, while the color bias coefficient had a significantly positive correlation with the difference of GVI. The results of this study provide methodological empirical reference and suggestion for the government GVI standard formulation and GVI monitoring.

Key words: green view index; street image; RGB-VI; HSL-VI; SegNet

城市绿地作为城市生态系统的重要组成部分,不仅改善了城市环境,提供了丰富的生态系统服务

价值。此外,绿地在增进人类福祉和促进周围居民健康中也发挥了重要作用^[1-8]。城市绿地在城市中

收稿日期:2023-03-20 修回日期:2023-05-23

基金项目:国家自然科学基金项目(51908544);教育部人文社会科学研究(19YJC760169);江苏省研究生实践与创新项目(KYCX21_2436);中国矿业大学研究生创新计划(2021WLJCRCZL171)。

第一作者:陶贵鑫,博士在读。研究方向:城市热环境、生态修复。E-mail:taoguixin@tongji.edu.cn

发挥着重要作用。然而,在规划工作中街道绿地的可视度往往被忽视,因为其识别需要费时费力和人眼判断。因此规划工作者需要易获取、有代表性以及周期化的城市绿化指标。因此,基于遥感图像获取的绿地率通常被用来描述街道绿地,但其缺少对街道绿化可视程度的描述。1987年日本专家提出了用于反映绿化在街道立面水平的绿视率(green view index, GVI),该指标可以定量描述空间中植被对人类视觉感知和心理健康的影响^[9]。绿视率作为代表城市绿地的定量指标之一,已经被日本、中国等国家学者在研究和实践中广泛应用^[10-13]。绿视率相关研究领域可以分为以下3类^[14]:1)人体健康效益评估。研究绿视率与人体肥胖率^[15]、压力缓解^[16]、情绪调节^[11]、安全感^[17]、景观感知度^[18]等之间的相关性与作用机制。2)城市绿化评价。主要包括绿化评价指标体系构建^[19-20]和绿视率指标优化^[21]等主题。3)人居环境研究。如城市生态学^[22]、生态理论与实证研究^[13]等主题。随着网络街景数据可获得性的提高,基于街景图像与绿视率相结合的研究数量显著增加^[23-24]。原有采用自摄的移动采样图片进行研究的本地数据集仍为部分学者所采用,但这类数据集通常存在图像清晰度低、曝光度高等问题,较难对绿视率进行精确识别。

然而,在计算和应用绿视率时存在着一些亟待解决的问题。首先是缺乏统一有效的识别方法。目前计算方法主要分为2类:一类是基于颜色阈值来识别植被特征,包括使用HSL空间^[25-27]、Photoshop^[28]、RGB空间等;另一类是基于机器学习方法来识别绿色植被,包括支持向量机(SVM)方法和卷积神经网络方法^[29-31]。这2类方法各有优缺点,没有形成共识或标准。其次是缺乏考虑其他影响因

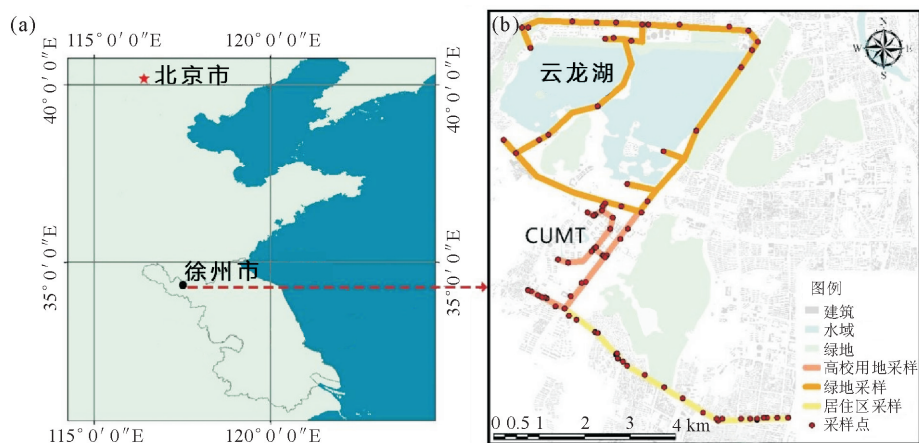
素。除了识别方法外,用地类型、图片属性等因素可能也会影响到绿视率识别的精度,但目前尚未有系统性的探讨。

基于此,本研究旨在从方法论的角度对绿视率计算方法进行改进和验证,从以下2个方面出发:1)在本地数据集中比较两类(卷积神经网络和颜色阈值)3种不同识别方法在绿视率识别值和准确率的差异,并尝试找出最优方法。2)运用相关性和线性回归分析方法,探究不同用地类型、图片属性(亮度和色偏程度)对绿视率识别值和精度的解释程度,并给出相应建议。研究尝试从方法层面对绿视率识别精度进行提升,进一步优化基于绿视率的相关研究结论的准确性,为绿视率未来标准的制定提供实证依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于中国徐州市(116°22′—118°40′E, 33°43′—34°58′N),平均海拔为50 m。徐州市属于暖温带半湿润季风气候,年平均气温14℃,年平均降水量800~930 mm。徐州市的绿化主要分布在云龙湖绿地用地、自然保护区和大型城市公园^[31]。徐州冬季从11月持续到次年2月,夏季从6月持续到9月,绿化在1 a中的变化较大。研究表明,测量绿视率选择植被最茂盛的时间段,一般选择在夏季。在2021年8月采用人工移动采样的方式获取本地街景图像数据集。为进一步研究城市不同用地类型对绿视率精确度的影响,在城乡规划学科语境的用地分类下,结合《城乡规划用地分类与规划建设用地标准》和徐州市的土地利用现状将采样区域划分为绿地用地、公共服务用地的教育用地(简称高校用地)、居住区用地,如图1所示。



(a)研究区域;(b)调研路线和采样点分布。CUMT表示中国矿业大学。

图1 研究区域和采样路线

Fig. 1 Study area and sampling route

1.2 数据获取及处理

采样时间分别为 2020 年 8 月 4 日和 8 月 7 日的中午。使用改装后的电动三轮车作为采样载具,如图 2 所示,车辆上有 4 个高度为 1.6 m 的摄像头记录 4 个方向的图像,同时通过数据记录仪获取位置信息。

图像数据的像素分辨率为 $1\ 280 \times 720$ 并有地理位置信息。在绿地用地、高校用地和居住区用地分别随机抽取 32、31 张和 26 张图片,并进行图像标注以进行精度验证。经过数据增强后,最终在风景区、校园和郊区分别获得 256、248、208 张图片,共 712 张图片为所有样本用于本研究的绿视率及其精度测度。



图 2 改装后的调研车辆

Fig. 2 The modified research vehicle

1.3 绿视率识别方法

1.3.1 颜色阈值——基于 RGB 方法的绿视率 (RGB-based vegetation index, RGB-VI, 式中记为 R_{GB-VI}) RGB-VI 指通过设置适当的植被颜色阈值,在红、绿、蓝混合颜色空间中识别植被的一种方法。类比于遥感中经常使用的归一化植被指数 (NDVI),其在研究中表现出与农作物更好的相关性^[33]。通过文献[34]中的公式,运用 Python 的大津阈值方法获取每张图像的绿化植被,将其转化为黑白颜色之后(白色为绿植,黑色为背景),计算出绿色像素的比例(图 3a),具体计算方法为

$$\text{Image} = \text{OTSU}(R_{GB-VI}) \quad (1)$$

$$R_{GB-VI} = 0.441 \times R - 0.811 \times G + 0.385 \times B + \lambda \quad (2)$$

式中: R 、 G 和 B 分别代表原图像的红、绿和蓝色通道值;Image 表示转换后的黑白图片;OTSU 指大津阈值方法,将特定像素从背景像素中分离并以黑白显示。

1.3.2 颜色阈值——基于 HSL 方法的绿视率 (HSL-based vegetation index, HSL-VI, 式中记为 H_{SL-VI}) HSL 颜色中 H 、 S 和 L 分别指色相、饱和度和亮度,HSL 方法指由 RGB 图像通过特定算法进行的图像转换,然后通过设置绿色阈值并提取相应像素,最后计算图像中绿化像素占图片的比例。HSL 方法目前已被应用至多个场景的图像识别^[35-36],通过参考文献[37]后设置 H 、 S 和 L ,并以绿色和黑色进行表示,如图 3b 所示。具体计算方法为

$$H_{SL-VI} = \text{Inrange}(\text{Image}, l_{\text{lower-HSL}}, u_{\text{pper-HSL}}) \quad (3)$$

$$l_{\text{lower-HSL}} = [22, 50, 50] \quad (4)$$

$$u_{\text{pper-HSL}} = [80, 255, 255] \quad (5)$$

式中:Image 指在 H 、 S 、 L 通道中储存的图像, $l_{\text{lower-HSL}}$ 和 $u_{\text{pper-HSL}}$ 分别代表图像绿色的下限阈值和上限阈值。

1.3.3 机器学习——卷积神经网络 (SegNet)

SegNet 是由剑桥大学最先提出的深度卷积神经网络,用于图像语义分割与自动驾驶的识别^[38]。该网络由 1 个解码器网络和 1 个相应的编码器网络构成,解码器旨在通过卷积层、池化层和激活层压缩图像,同时保留原始特征,以避免数据量过大造成的维度灾难^[39]。与其他卷积神经网络相比,SegNet 在计算和内存应用方面非常高效,因此选择该方法进行与像素阈值分类方法进行比较。通过构建混合训练数据集来适应包括本地数据集、网络数据集街景图像的识别,具体包括自主标注的图像数据集 (1 480 张图片)以及 CityScapes 数据集 (1 020 张图片),识别的效果如图 3c 所示。

1.4 绿视率精度指标计算方法

GVI 为图像绿色像素与总像素的比率,即绿视率。为了全面验证绿视率识别的准确性,经相关文献参考^[40],采用了 4 个不同语义分割指标,包括平均交并比 (mIoU, 式中记为 m_{IoU})、像素准确率 (PA, 式中记为 P_A)、平均像素准确率 (MPA, 式中记为 M_{PA}) 和类别像素准确率 (CPA, 式中记为 C_{PA})。mIoU 是预测像素与标注真实像素的交集与并集的比率平均值;PA 是正确预测像素与总像素的比率;MPA 是所有类别(该研究为绿视率和背景像素)正确分类像素的平均百分比;CPA 是每个类别下正确预测像素与总像素的比率,选择 CPA_1 代表正确预测的绿色植物。上述计算具体方式为

$$m_{\text{IoU}} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ij}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ij} - p_{ii}} \quad (6)$$

$$P_A = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (7)$$

$$M_{PA} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (8)$$

$$C_{PA_m} = \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (9)$$

式中: p_{ij} (假阳性, false positive, FP) 是 i 的真实值被错误预测为类别 j 的像素数量; p_{ji} (FP) 是 j 的真实值被错误预测为类别 i 的像素数量; p_{ii} (真阳性, true positive, TP) 是 i 的正确预测数量; $k+1$ 是类别的数量; m 代表第 m 类像素。

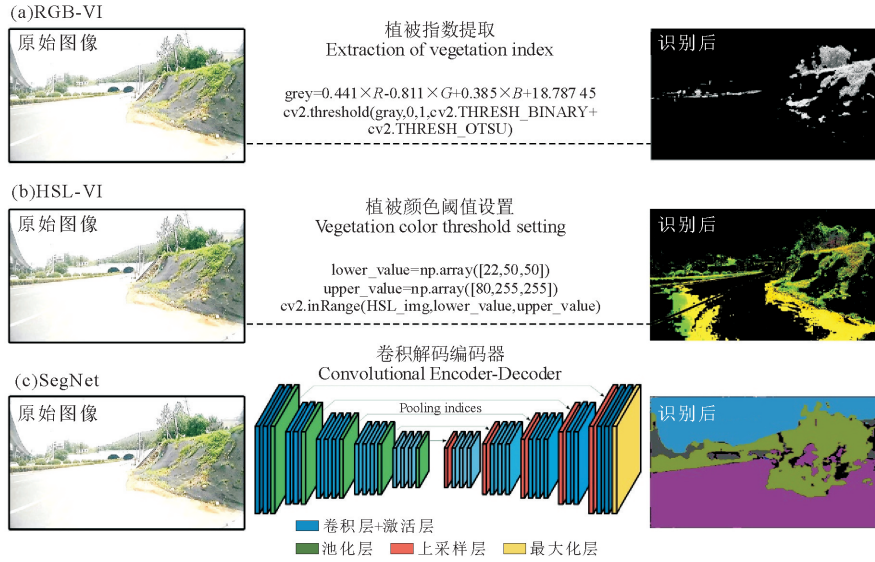


图 3 RGB-VI、HSL-VI 和 SegNet 原理及预测图像

Fig. 3 Principles and predictive images of RGB-VI, HSL-VI and SegNet

1.5 图像属性计算方法——亮度和色偏系数

在亮度方面,通过将原始图像转换至灰度图后,像素的平均值可以表示原始亮度^[41]。该研究中,转换为灰色通道的图像像素平均值和方差的比率代表亮度系数。当图片太亮或太暗时,亮度系数会增加。当亮度系数过大时(>1),表明图像亮度过曝或过暗。具体计算方法经文献参考^[42]如式(11)所示。

色偏系数是指获取图像与物体真实颜色之间的误差程度。将 RGB 转换为 CIE Lab 空间后,Lab 中的“L”“a”和“b”分别代表亮度 $[0,100]$ 、从红色到

绿色的范围 $[127,-128]$ 、从黄色到蓝色的范围 $[127,-128]$ 。因此,通过计算像素平均值和方差的比率即为偏色系数,具体计算方法经文献参考后^[42]如式(12)所示。当偏色系数 <2 时,可视为没有颜色误差。

$$k = \frac{\left| \frac{np.sum(greymg - np.full(size, 128))}{size} \right|}{\left| \frac{\sum_{i=0}^{256} (i - 128 - a) \times hist[i]}{size} \right|} \quad (11)$$

$$C_{cc} = \frac{\sqrt{(\bar{a} - 128)^2 + (\bar{b} - 128)^2}}{\sqrt{\left(\frac{\sum_{i=0}^{256} (|i - 128 - (\bar{a} - 128)| \times histA[i])}{size} \right)^2 + \left(\frac{\sum_{i=0}^{256} (|i - 128 - (\bar{b} - 128)| \times histB[i])}{size} \right)^2}} \quad (12)$$

式中: k 为亮度系数; $np.sum()$ 表示图像数组的总和, $size$ 表示图片尺寸; $np.full(size, 128)$ 表示用平均值 128 重新填充数组; $hist[i]$ 、 $histA[i]$ 和 $histB[i]$ 分别表示 CIE Lab 直方图、a 通道直方图和 b 通道直方图中 i 的像素总数; C_{cc} 表示偏色系数; \bar{a} 、 \bar{b} 分别表示 a 和 b 通道的像素平均值。

1.6 分析方法

该研究共采用 5 种分析方法,分别为 Friedman 秩和检验、线性回归分析、相关性分析和稳健性检验,均在 SPSS 26.0 中完成,置信区间为 95%。Friedman 秩和检验为非参数检验,在数据不满足正

态分布时用于重复测量数据的比较,即一张图片在 3 种不同方式测试绿视率及其精度。由于线性回归分析假定变量为数值变量^[43],在本研究进行线性回归分析之前,需要将分类变量转化为“哑变量”^[44],可以进一步改善模型的拟合度和准确性^[45]。线性回归分析中的 r^2 表明自变量对因变量的解释程度^[46]。相关性分析在本研究中采用 Pearson 方法,当 Pearson 系数 ≥ 0.8 为高度相关, ≥ 0.5 且 < 0.8 为中度相关, ≥ 0.3 且 < 0.5 为弱相关, < 0.3 为几乎不相关^[47]。稳健性检验采用单因素方差分析对研究结果进行验证。

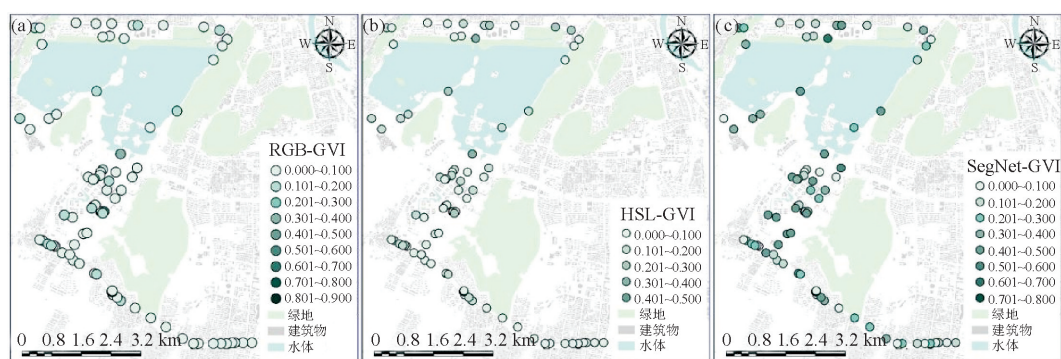
2 结果与分析

2.1 绿视率识别分布

3种方法的绿视率识别效果如图4所示。图4c中通过SegNet识别的总体绿视率高于图4a和图4b; SegNet绿视率最高值出现在云龙湖北部,整体绿视率明显高于RGB-VI和HSL-VI识别的绿视率。

在所有样本中,RGB-VI、HSL-VI和SegNet的平均绿视率值分别为8.2%、11.8%和28.5%(图5a)。分析发现3组数据不满足正态分布,因此采用

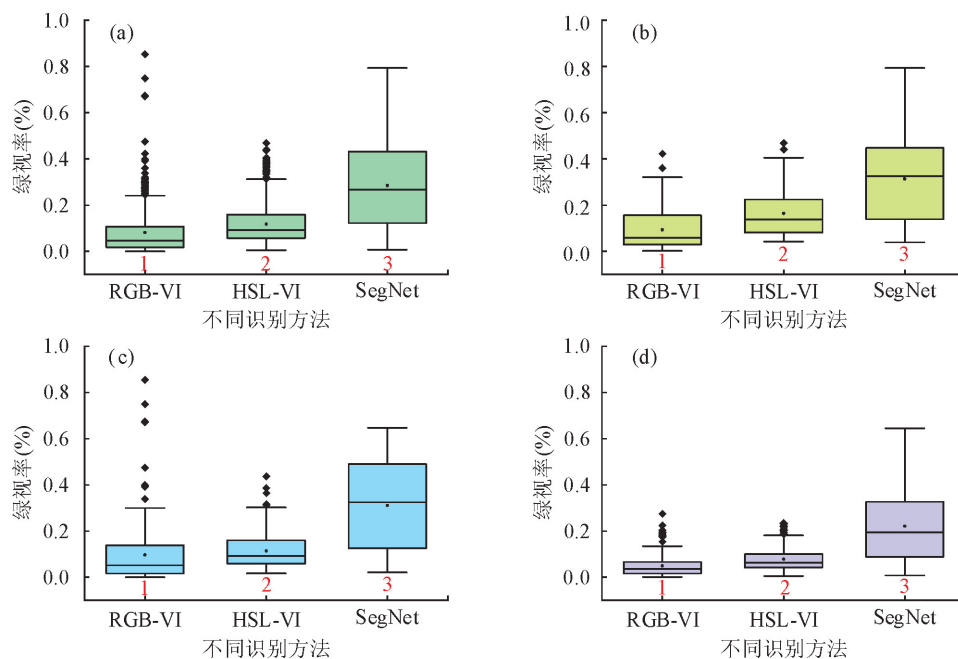
Friedman秩和检验比较组间差异。分析结果表明,RGB-VI和HSL-VI的绿视率值显著低于SegNet识别的绿视率值($P < 0.05$),RGB-VI结果显著低于HSL-VI结果($P < 0.05$)。因此,识别的绿视率值的排序为SegNet>HSL-VI>RGB-VI。绿视率在所有样本和3种不同用地中均高于RGB-VI和HSL-VI($P < 0.05$);HSL-VI识别的绿视率显著高于RGB-VI识别值($P < 0.05$)。经单因素方差分析进行稳健性检验之后,结果保持一致。综上表明,3种方法识别的绿视率之间存在显著差异。



(a)RGB-VI分布;(b)HSL-VI分布;(c)SegNet分布。

图4 3种方法绿视率分布

Fig. 4 Three methods of green view index



(a)所有样本;(b)绿地用地;(c)居住区用地;(d)高校用地;1、2和3为非参数检验后显著差异的分组。

图5 3种用地不同绿视率的比较

Fig. 5 Comparison of different green view index in three sections

2.2 精确度指标分布

用4个不同的指标对RGB-VI、HSL-VI和SegNet方法进行精度验证。为明晰精度指标数据之间是否具有可比性,先对精度数据分布进行正态分布可视化,mIou和MPA数据近似正态分布(图6),因此之后仅对mIou和MPA数据进行讨论。

两两对比相关之后如表1所示。在组间方面,SegNet的精度指标和RGB-VI和HSL-VI精度指标相关性较弱,RGB-VI和HSL-VI相关性较强($P < 0.01$);在组内方面,SegNet、RGB-VI和HSL-VI各组的mIou和MPA精度指标均有较强的相关性($P < 0.01$)。

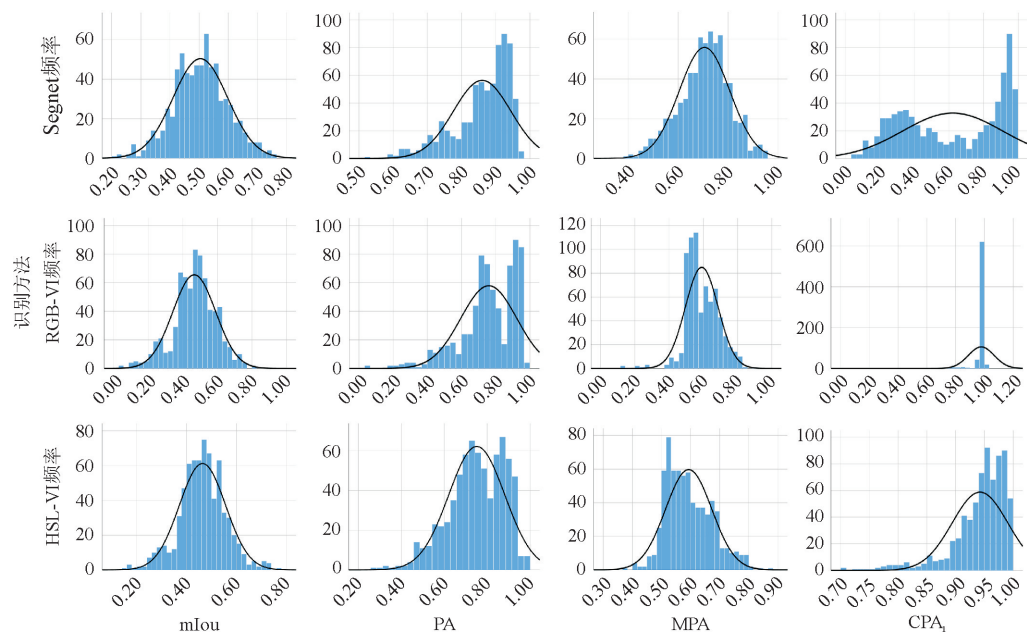


图 6 不同识别方法精度值及正态曲线分布

Fig. 6 Accuracy values of different identification methods and normal curve distribution

表 1 mIou 和 MPA 指标的 Pearson 相关性

Table 1 Pearson correlation between mIou and MPA indicators

指标		mIou_SegNet	MPA_SegNet	mIou_RGB	MPA_RGB	mIou_HSL	MPA_HSL
mIou_SegNet	皮尔逊相关性	1	0.597 **	0.185 **	0.01	0.239 **	0.044
	Sig. (双尾)	—	0	0	0.797	0	0.246
MPA_SegNet	皮尔逊相关性	0.597 **	1	0.057	−0.019	0.087 *	0.02
	Sig. (双尾)	0	—	0.127	0.619	0.02	0.595
mIou_RGB	皮尔逊相关性	0.185 **	0.057	1	0.747 **	0.734 **	0.438 **
	Sig. (双尾)	0	0.127	—	0	0	0
MPA_RGB	皮尔逊相关性	0.01	−0.019	0.747 **	1	0.486 **	0.727 **
	Sig. (双尾)	0.797	0.619	0	—	0	0
mIou_HSL	皮尔逊相关性	0.239 **	0.087 *	0.734 **	0.486 **	1	0.691 **
	Sig. (双尾)	0	0.02	0	0	—	0
MPA_HSL	皮尔逊相关性	0.044	0.02	0.438 **	0.727 **	0.691 **	1
	Sig. (双尾)	0.246	0.595	0	0	0	—

注: * 表明在 0.05 水平的显著性, ** 表明在 0.01 水平的显著性。

表 1 中精度数据在经过方差齐性分析后, Seg-Net 识别的 mIou 和 MPA 值、HSL 识别的 MPA 值不满足方差齐性, 因此采用 Friedman 秩和检验进行分析。结果表明, 在所有样本、高校用地、绿地用地的 mIou 和 MPA 值中(3×2 组数据), SegNet 精度值显著高于另外 2 种方法($P<0.05$), RGB-VI 和 HSL-VI 之间没有显著差异($P>0.05$); 在居住区用地中, SegNet 和 HSL 有显著性差异($P<0.05$), 与 RGB-VI 没有显著性差异($P=0.08>0.05$), HSL-VI 和 RGB-VI 之间没有显著性差异($P<0.05$)。经过单因素方差分析作为稳健性检验之后发现, 在所有样本、高校用地、绿地用地、居住区用地的 2 种精度值(4×2 组数据)中, SegNet 精度值均显著高于另外 2 种方法($P<0.05$), RGB-VI

和 HSL-VI 之间没有显著差异($P>0.05$)。

综上, 如图 7 所示, 精度指标的结果表明, Seg-Net 的绿视率识别效果显著优于 RGB-VI 和 HSL-VI($P<0.05$), 所有精度指标均表明 RGB-VI 和 HSL-VI 的绿视率识别效果无显著差异($P>0.05$)。

2.3 线性回归分析

2.3.1 方法及精度指标 本研究主要通过线性回归分析表征不同方法之间的差异对精度差异的解释程度。3 种方法与精度指标的线性回归结果表明(表 2), mIou 与识别方法的回归模型无统计学意义($r^2<0.1$), MPA 与识别方法的 2 个回归方程解释程度均不高($r^2<0.3$)。

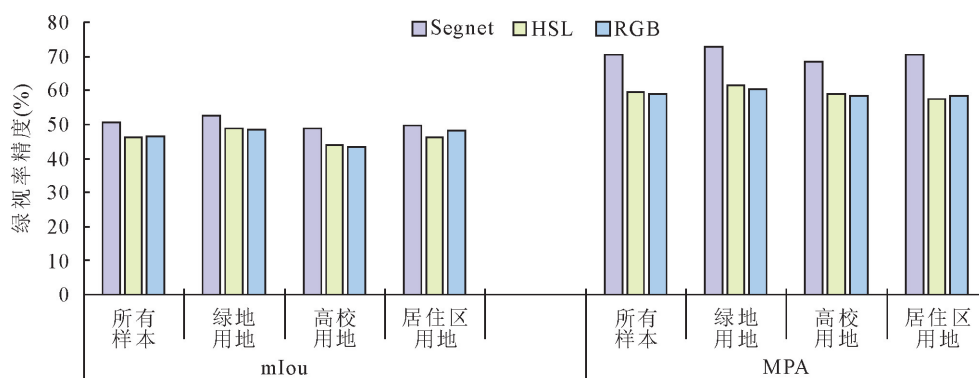


图7 精度指标在不同用地的平均值分布

Fig. 7 Average distribution of accuracy indexes in different land use

表2 所有样本和不同用地类型的回归结果

Table 2 The regression results of whole samples and different land use

		所有样本	绿地用地	高校用地	居住区用地
mIoU	β_1	0.038 *	0.041 *	0.055 *	0.015
	β_2	-0.002	0.002	0.006	-0.019
	r^2	0.031	0.035	0.054	0.017
MPA	β_1	0.116 *	0.123 *	0.102 *	0.123 *
	β_2	0.003	0.011	0.005	-0.009
	r^2	0.252	0.271	0.204	0.306

注:自变量为方法变量,因变量为精度指标;*表明在0.05水平的显著性; β_1 、 β_2 分别代表从RGB-VI到SegNet和从RGB-VI到HSL-VI转换的回归系数。

2.3.2 用地分类和精度指标 为研究用地分类不同是否对精度指标有影响,以绿地用地为参考变量,将不同类型用地转为“哑变量”后,与精度指标进行线性回归拟合(表3),所有回归模型无统计学意义($r^2 < 0.1$),说明模型的拟合效果不佳。

在mIoU和MPA的线性回归分析中, r^2 表示用地分类能解释各自精度指标在空间变异程度分别为3.4%~5.1%和1%~4.1%。结果表明用地分类差异对绿视率精度无显著影响。不同用地对2种精度指标的解释程度均不足6%,说明不同用地类型对绿视率精度影响十分有限。

2.3.3 用地分类和绿视率 进一步研究用地分类是否对绿视率有影响,结果如表4所示。在RGB-VI和SegNet方法中,回归模型无统计学意义($r^2 < 0.1$),在HSL-VI模型中有统计学意义($r^2 = 0.15$)。 r^2 值表明,用地差异分别解释RGB-VI、HSL-VI和SegNet识别绿视率的变异程度为4.4%、5.3%和15.4%。综上,不同用地与绿视率线性回归拟合模型有统计学意义的概率为1/3,拟合效果不佳。此外,用地差异能解释的RGB-VI和SegNet的绿视率变异程度较小,解释HSL-VI识别的绿视率变异程度较高。

表3 不同方法的回归结果

Table 3 Regression results of different methods

		RGB-VI	HSL-VI	SegNet
mIoU	β_3	0.054 *	-0.050 *	-0.040 *
	β_4	-0.005	-0.026 *	-0.031 *
	r^2	0.04	0.051	0.034
MPA	β_3	-0.020 *	-0.026 *	-0.041 *
	β_4	-0.021 *	-0.040 *	-0.021 *
	r^2	0.01	0.041	0.029

注:自变量为用地类型,因变量为精度指标;*表明在0.05水平上的显著性; β_3 、 β_4 分别代表由绿地用地转为高校用地、居住区用地的回归系数。

表4 不同用地和绿视率的线性回归结果

Table 4 Linear regression results of different sections and greenness

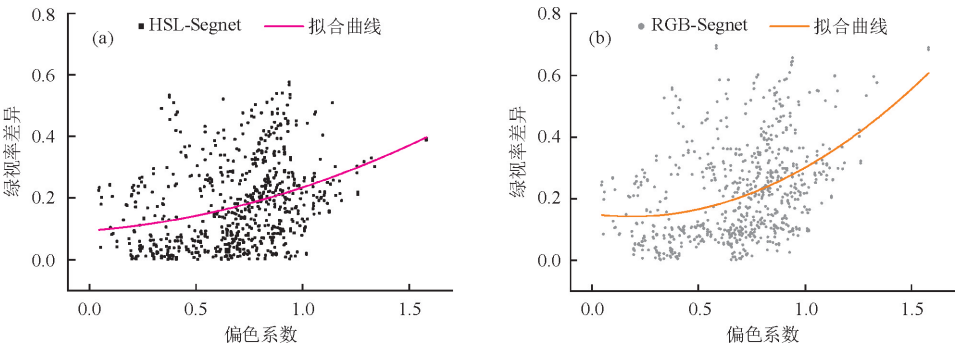
方法	β_3	β_4	r^2
RGB-VI	0.003	-0.044 *	0.044
HSL-VI	-0.050 **	-0.086 *	0.154
SegNet	-0.004	-0.094 *	0.053

注: β_3 、 β_4 分别代表从绿地用地到高校用地、绿地用地到居住区用地的回归系数;*和**分别代表0.05和0.01水平上显著。

2.3.4 图像属性与绿视率差异的相关性 进一步研究包括亮度和偏色系数在内的图片属性和绿视率差异的相关性,以探究图片属性是否会影响绿视率识别差异。由于HSL-VI和RGB-VI之间的绿视率差异并不显著,因此仅比较HSL-VI和SegNet、RGB-VI和SegNet之间的绿视率差异。亮度和偏色系数与绿视率差异的相关性系数如表5所示。

由于亮度与绿视率差异的相关系数都 < 0.3 ,所以图像的亮度和绿视率差异几乎不相关。此外,偏色系数与HSL-SegNet和RGB-SegNet的相关系数都 > 0.3 ,说明偏色系数与绿视率差异有显著的正相关性,即图像的偏色系数越大,色彩误差越大,绿视率识别的差异越大。因此,为进一步明晰偏色系数对绿视率差异的影响程度,采用曲线估计法来进行最优模型拟合,包括线性、对数、二次、复合、幂、增长和指数函数。比较各函数的 r^2 值后的结果表明,二

次函数的拟合解释程度最高 (HSL-SegNet 为 10.6%;RGB-SegNet 为 16.5%),拟合方程分别为 $y_1=0.095+0.051\times x_3+0.089\times x_3^2$, $y_2=0.150-0.090\times x_4+0.240\times x_4^2$ 。其中 y_1 和 y_2 分别表示 HSL-SegNet 和 RGB-SegNet 的绿视率差异, x_3 和 x_4 分别表示对应的偏色系数。拟合后的曲线如图 8 所示。



(a)HSL 和 SegNet 的绿视率差值和偏色系数;(b)RGB 和 SegNet 的绿视率差异和偏色系数。

图 8 绿视率差值和偏色系数的二次函数拟合曲线

Fig. 8 The quadratic function fitting curves of GVI difference and color bias coefficient

3 讨论

用地类型划分对绿视率精度指标的影响十分有限,这一结论在洛杉矶县的一项研究中也得到了证实,该研究将绿化植物分为行道树、低洼植被和草地进行绿视率识别^[24]。因此,当对城市街道进行绿视率识别时,可以忽略用地影响对绿视率识别准确性的影响。SegNet 方法识别的绿视率数值更高,传统方式识别绿视率利用颜色阈值则容易遗漏部分绿化,并错误地将非绿植的绿色物体识别为植被,如绿色标识和绿墙等。在郑州和成都的研究中,已经证实了传统方法的漏识和误识^[26-27]。绿地用地和高校用地的绿视率值高于居住区用地,这一结果在武汉的绿视率研究中保持一致^[48]。

绿视率在国内已经逐步纳入到城乡规划、环境影响评价等领域的政府决策标准中。如北京市人民政府在 2020 年发布的《首都功能核心区控制性详细规划(街区层面)(2018—2035 年)》中提到“提高三维绿化效果,提高绿视率水平”;北京市生态环境局从 2022 年起,将绿视率监测首次纳入建成区评价体系,将其作为生态环境质量评价的一项重要指标;深圳市人民政府在 2023 年发布的《深圳市公园城市建设总体规划暨三年行动计划(2022—2024 年)》中提到“全面发展立体绿化,提升城区绿视率和观景效果”。

在相关政府文件中,对于绿视率采用何种方式测定、如何保证绿视率监测的准确性以及如何构建

表 5 图像属性与绿视率差异的 Pearson 系数

Table 5 Pearson coefficient of difference between image attribute and greenness

绿视率差异的绝对值	亮度系数	偏色系数
HSL-SegNet	-0.194 **	0.321 **
RGB-SegNet	-0.127 **	0.381 **

注: HSL-SegNet、RGB-SegNet 分别表示 HSL 和 SegNet 方法、RGB 和 SegNet 方法间绿视率差异的绝对值。

绿视率设计标准(如居住小区绿地率>30%)却没有明确的规定。此外,绿视率监测工作为动态化、周期化、本地化的工作,利用本地数据集进行评估应是绿视率评估的主要方向。研究从政府绿视率标准制定和绿视率监测工作 2 方面提供了方法论的实证支撑,并从以下方面提供建议:1)针对政府标准中的绿视率标准制定,参考本研究后,应对识别方法、识别精度、图片属性做出相应规范。应选择以卷积神经网络为底层架构的识别方法;识别精度值 mIou 和 MPA 应分别不低于 0.50 和 0.70;应提供包括偏色系数在内的图片属性。2)针对绿视率监测工作方面,应从图片动态更新、识别方法和识别精度提升 3 个方面开展相关工作。由于网络街景数据集更新频率低,应考虑形成本地化数据集以动态进行绿视率评估;应对不同的识别方式进行对比,选择其中轻量级、便于传感器内部署和精度高的识别方法;应控制无关要素的影响(如图片质量、气候条件等),以保证识别的准确性。

在未来研究方向上,绿视率方法论的研究应结合深度学习、修复生态学、城乡规划等多个领域的应用层面具体展开,为绿视率识别方法的质性研究提供实证支撑,为绿视率的政策标准制定进一步提供实证支撑,为城市绿化评价以及生态建设发展提供方法依据。

4 结论

本研究通过基于颜色阈值和基于机器学习的 3

种不同方法对本地数据集进行绿视率及其精度指标验证后,得出相关结论。

1)传统的 RGB-VI 和 HSL-VI 方法低估了绿视率数值,对街道绿化的识别不够准确。3 种方法识别的绿视率存在显著差异($P < 0.05$),识别数值大小排序为 SegNet>HSL-VI>RGB-VI。2)绿视率精度指标表明,基于机器学习的 SegNet 方法在所有用地类型识别绿视率的准确性均高于颜色阈值方法 RGB-VI 和 HSL-VI,说明基于机器学习的 SegNet 方法更适合用于评价城市街道的绿视率。3)不同用地类型对绿视率及其精度指标影响较小,其对绿视率变异的解释程度为 4.4%~15.4%。用地差异与绿视率值线性回归拟合模型有统计学意义概率为 1/3;用地差异与绿视率精度拟合模型均无统计学意义。4)图像属性与绿视率差异存在相关性。在本研究中,图像亮度与绿视率差异几乎不相关;偏色系数与绿视率差异呈显著正相关,拟合的二次函数可以解释绿视率差异的 10.6%~16.5%,函数系数表明色偏系数每提高 100%,不同类型方法识别的绿视率差异提升 23.5%~30%。

参考文献:

- [1] LIU O Y, RUSSO A. Assessing the contribution of urban green spaces in green infrastructure strategy planning for urban ecosystem conditions and services[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 68(1):19.
- [2] KIM G, COSEO P. Urban park systems to support sustainability: the role of urban park systems in hot arid urban climates[J]. *Forests*, 2018, 9(7):16.
- [3] NING Z H, CHAMBERS R, ABDOLLAHI K. Modeling air pollutant removal, carbon storage, and CO₂ sequestration potential of urban forests in Scotlandville, Louisiana, USA[J]. *Forest-Biogeosciences and Forestry*, 2016, 9(6):860-867.
- [4] WOLF K L, LAM S T, MCKEEN J K, *et al.* Urban trees and human health: a scoping review[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2020, 17(12):30.
- [5] LEE A C K, MAHESWARAN R. The health benefits of urban green spaces: a review of the evidence[J]. *Journal of Public Health*, 2011, 33(2):212-222.
- [6] NUTSFORD D, PEARSON A L, KINGHAM S. An ecological study investigating the association between access to urban green space and mental health[J]. *Public Health*, 2013, 127(11):1005-1011.
- [7] CAMACHO-CERVANTES M, SCHONDUBE J E, CASTILLO A, *et al.* How do people perceive urban trees? assessing likes and dislikes in relation to the trees of a city[J]. *Urban Ecosystems*, 2014, 17(3):761-773.
- [8] 肖希, 韦怡凯, 李敏. 日本城市绿视率计量方法与评价应用[J]. *国际城市规划*, 2018, 33(2):98-103.
- [9] NATSU UTSURA K. 绿景观の評価に関する研究——良好な景观形成に向けた緑の評価手法に関する考察(特集 绿環境の評価)——(绿環境評価の新しい視点)[J]. *Ibec*, 2006, 142:4-13.
- [10] 刘晓天, 孙冰, 廖超, 等. 基于街景图像的城市街道绿视率计量方法比较分析[J]. *江西农业大学学报*, 2020, 42(5):1022-1031.
LIU X T, SUN B, LIAO C, *et al.* Comparison of computational methods for urban street green view indexes based on street view images[J]. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 2020, 42(5):1022-1031. (in Chinese)
- [11] 李智轩, 何仲禹, 张一鸣, 等. 绿色环境暴露对居民心理健康的影响研究——以南京为例[J]. *地理科学进展*, 2020, 39(5):779-791.
- [12] 郑凌予, 蒲海霞, 江泽平. 基于绿视率的城市公园空间满意度调查研究[J]. *南京林业大学学报:自然科学版*, 2020, 44(4):199-204.
ZHENG L Y, PU H X, JIANG Z P. A study on spatial satisfaction of urban parks based on visible green index[J]. *Journal of Nanjing Forestry University: Natural Sciences Edition*, 2020, 44(4):199-204. (in Chinese)
- [13] 王洋洋, 黄锦楼. 基于绿视率的城市生态舒适度评价模型构建[J]. *生态学报*, 2021, 41(6):2170-2179.
WANG Y Y, HUANG J L. Construction of evaluation model of urban ecological comfort index based on green view index[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(6):2170-2179. (in Chinese)
- [14] 朱怀真, 杨凡, 南歆格, 等. 国内外绿视率研究进展[J]. *中国城市林业*, 2022, 20(3):140-146.
- [15] XIAO Y, ZHANG Y H, SUN Y Y, *et al.* Does green space really matter for residents' obesity? a new perspective from baidu street view[J]. *Frontiers in Public Health*, 2020, (8):332.
- [16] 王志鹏, 王薇, 邢思懿, 等. 城市住所窗外绿视率对疫情期间人群心理健康的影响:基于合肥市的研究[J]. *环境与职业医学*, 2020, 37(11):1078-1082.
- [17] 徐磊青, 江文津, 陈箴. 公共空间安全感研究:以上海城市街景感知为例[J]. *风景园林*, 2018, 25(7):23-29.
- [18] 郝柯宇, 游蕾晓, 黎璇, 等. 基于绿视率的校园景观感知视听耦合特征分析[J]. *西北林学院学报*, 2021, 36(5):207-214.
HAO K Y, YOU L X, LI X, *et al.* Visible green index based audio-visual interaction characteristics of the campus landscape perception[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2021, 36(5):207-214. (in Chinese)
- [19] LI X J. Examining the spatial distribution and temporal change of the green view index in New York city using google street view images and deep learning[J]. *Environment and Planning B-Urban Analytics and City Science*, 2021, 48(7):2039-2054.
- [20] 吕旭昕, 窦洛文, 落昊飞, 等. 绿视率与 NDVI 值相结合的道路空间绿量可视性研究——以沣东新区为例[J]. *西北林学院学报*, 2022, 37(3):239-245.
LU X X, DOU L W, LUO H F, *et al.* Multi dimensional quantitative study on road greening based on green visibility and NDVI value—taking Fengdong area as an example[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2022, 37(3):239-245. (in Chinese)

- [21] XIA Y X, YABUKI N, FUKUDA T. Development of a system for assessing the quality of urban street-level greenery using street view images and deep learning[J]. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2021, 59(4):12.
- [22] ZHOU H X, TAO G X, NIE Y X, *et al.* Outdoor thermal environment on road and its influencing factors in hot, humid weather; a case study in Xuzhou city, China[J]. *Building and Environment*, 2022, 207(15):108460.
- [23] CHEN X, MENG Q Y, HU D, *et al.* Evaluating greenery around streets using baidu panoramic street view images and the panoramic green view index[J]. *Forests*, 2019, 10(12):14.
- [24] SUN Y, WANG X Z, ZHU J Y, *et al.* Using machine learning to examine street green space types at a high spatial resolution; application in Los Angeles county on socioeconomic disparities in exposure[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 787(5):10.
- [25] 李凤仪, 周旭, 王峰, 等. 基于街景大数据的长沙市道路绿化视觉评价[J]. *中南林业科技大学学报*, 2021, 41(5):163-173.
- LI F Y, ZHOU X, WANG F, *et al.* Visual evaluation of road greening in Changsha based on big data of street view[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2021, 41(5):163-173. (in Chinese)
- [26] 徐博伦, 杨芳绒, 李利. 基于图像识别的郑州市老城区道路绿视率研究[J]. *西南师范大学学报:自然科学版*, 2020, 45(11):113-119.
- [27] 郝新华, 龙瀛. 街道绿化:一个新的可步行性评价指标[J]. *上海城市规划*, 2017, 132(1):32-36, 49.
- [28] 赵庆, 唐洪辉, 魏丹, 等. 基于绿视率的城市绿道空间绿量可视性特征[J]. *浙江农林大学学报*, 2016, 33(2):288-294.
- ZHAO Q, TANG H, WEI D, *et al.* Spatial visibility of green areas of urban greenway using the green appearance percentage[J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2016, 33(2):288-294. (in Chinese)
- [29] DE OLIVEIRA L A, MEDEIROS H R, MACEDO D, *et al.* SegNetRes-CRF: a deep convolutional encoder-decoder architecture for semantic image segmentation; proceedings of the international joint conference on neural networks (IJCNN), Rio de Janeiro, BRAZIL, July 08-13, 2018[C]. 2018.
- [30] 郑屹, 杨俊宴. 基于大规模街景图片人工智能分析的精细化城市修补方法研究[J]. *中国园林*, 2020, 36(8):73-77.
- [31] YU X Y, ZHAO G X, CHANG C Y, *et al.* BGVI: a new index to estimate street-side greenery using baidu street view image[J]. *Forests*, 2019, 10(1):3.
- [32] FENG S S, HOU W, CHANG J. Changing coal mining brownfields into Green Infrastructure based on ecological potential assessment in Xuzhou, Eastern China[J]. *Sustainability*, 2019, 11(8):13.
- [33] FERNANDEZ-GALLEGO J A, KEFAUVER S C, VATTER T, *et al.* Low-cost assessment of grain yield in durum wheat using RGB images[J]. *European Journal of Agronomy*, 2019, 105(11):146-156.
- [34] KATAOKA T, KANEKO T, OKAMOTO H, *et al.* Crop growth estimation system using machine vision; proceedings of the IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics[C]. Kobe, Japan, 2003:20-24.
- [35] CHEN J, LIAN Y, ZOU R, *et al.* Real-time grain breakage sensing for rice combine harvesters using machine vision technology[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2020, 13(3):194-199.
- [36] NADAFZADEH M, MEHDIZADEH S A. Design and fabrication of an intelligent control system for determination of watering time for turfgrass plant using computer vision system and artificial neural network[J]. *Precision Agriculture*, 2019, 20(5):857-879.
- [37] 金秋春, 王杰, 童小利. HSI 颜色空间中植物叶脉信息提取的研究[J]. *农机化研究*, 2010, 32(8):178-180, 85.
- [38] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(12):2481-2495.
- [39] GUO J, LI H H, NING J F, *et al.* Feature dimension reduction using stacked sparse auto-encoders for crop classification with multi-temporal, quad-Pol SAR data[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(2):321-326.
- [40] 于营, 王春平, 付强等. 语义分割评价指标和评价方法综述[J/OL]. *计算机工程与应用*, 2022, [2023-02-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20221205.1515.002.html>.
- [41] 杨鹏程, 刘洋, 胥光申, 等. 基于机器视觉的织物表面最优图像亮度选取[J]. *毛纺科技*, 2018, 46(3):13-16.
- [42] 徐晓昭, 蔡铁珩, 刘长江, 等. 基于图像分析的偏色检测及颜色校正方法[J]. *测控技术*, 2008, 27(5):10-12, 21.
- [43] XIONG R, MEULLENET J F. A PLS dummy variable approach to assess the impact of jar attributes on liking[J]. *Food Quality and Preference*, 2006, 17(3-4):188-198.
- [44] HOLGERSSON H, NORDSTROM L, ONER O. Dummy variables vs. category-wise models[J]. *Journal of Applied Statistics*, 2014, 41(2):233-241.
- [45] 梁英, 张玉海. 多元线性回归方法的正确应用和表达[J]. *中国儿童保健杂志*, 2020, 28(2):230-2.
- [46] MACKIEWICZ M C. A new approach to quantifying soil temperature responses to changing air temperature and snow cover[J]. *Polar Science*, 2012, 6(3/4):226-336.
- [47] 闫政旭, 秦超, 宋刚. 基于 Pearson 特征选择的随机森林模型股票价格预测[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(15):286-296.
- YAN Z X, QIN C, SONG G. Random forest model stock price prediction based on Pearson feature selection[J]. *Computer Engineering and Application*, 2021, 57(15):286-296. (in Chinese)
- [48] 陈明, 戴菲, 李文佩, 等. 基于绿视率的城市绿化评估——以武汉江汉区为例[J]. *中国城市林业*, 2019, 17(3):1-6.