

# 《Quantifying Urban Canopy Cover with Deep Convolutional Neural Networks》

文献阅读报告 - 桂壮飞 17111207

论文链接：<https://www.climatechange.ai/CameraReadySubmissions%202-119/4/CameraReadySubmission/small.pdf>

## 一：文献简介

本篇文献的作者为，Bill Cai（麻省理工学院计算工程师中心），李小江（天普大学地理系）和 Carlo Ratti（麻省理工学院智慧城市实验室），此论文被 NeurIPS 2019 研讨会（通过机器学习应对气候变化）所收录。

城市的冠层覆盖很重要，此处的“冠层”应理解为高大的冠状树木，但现有的城市绿化量化要么是手动的，而且不能扩展，要么使用不准确的传统计算机视觉方法。作者使用用于自动驾驶汽车的数据集上训练了深度卷积神经网络（DCNN）来估计城市绿化，发现直接端到端估计方法更准确，并且可扩展，减少了量化估计的平均绝对误差。（GVI）指标从 10.1% 至 4.67%。

人们普遍认为，城市冠层遮盖是减轻日间夏季气温升高的影响的有效方法，夏季气温最近已达到国际纪录新高。物理模型表明，城市树木可以显著降低昼夜温度范围，而经验研究表明，城市树冠覆盖可将夏季峰值气温降低多达 2.8°C，1.5°C，2.0°C 和 2.7°C。分别在坎皮纳斯（巴西），新加坡，上海（中国）和弗莱堡（德国）进行。现有研究已经建立了夏季高温高峰与人类健康之间的直接关系，例如入院，死亡，呼吸系统疾病和心血管健康。高温还会通过降低劳动生产率或者增加政治动荡，严重抑制发展中国家和发达国家的经济增长。

而量化城市的冠层覆盖率现在面临着挑战：当前测量现有城市冠层覆盖率的方法仍然不足，传统方法依赖于俯视图或现场实地考察。高分辨率的开销图像通常很昂贵，因此将大多数分析限制在较粗的分辨率上。架空的图像也不能代表树冠覆盖的街道和居民视角，现场实地调查需要大量的工时才能覆盖较大的城市地区。

现有的计算 GVI 的方法主要依靠颜色阈值化和聚类的原始方法来过滤可能被错误识别的绿色斑点。GVI 指标已被证明适用于其他街道级图像来源，包括腾讯街景和百度街景，并且还发现了城市绿化的流行与居民财富之间的关系。这些后来发现的关系强调了对大规模城市冠层覆盖率进行准确分析的价值。相反，对城市树木的量化不足会降低公共资助的城市绿化工作的有效性和公平性。

## 二：思路与方法

作者选择了剑桥（美国），约翰内斯堡（南非），奥斯陆（挪威），西欧保罗（巴西）和新加坡（新加坡）作为的培训和测试集中的城市。从 5 个城市中的每个城市中，沿着街道网络随机选择 100 张可用的 Google 街景（GSV）图像，以形成训练验证测试集。然后，将 500

个图像数据集分为 100 个图像测试集，320 个图像训练集和 80 个图像验证集。通过仔细跟踪图像中所有 500 张图像的所有垂直植被来制作手动标签。

作者首先使用 Cityscapes 数据集来训练我们的 DCNN 模型，从而增强模型训练的效果。

在设计时考虑到自动驾驶的用例，Cityscapes 数据集包含从放置在车辆中的车载摄像机拍摄的 5000 多个图像，并在德国众多城市中进行了采样。通过将原始的多类标签折叠为用于植被和非植被的二进制标签来转换 Cityscapes 数据集。通过首先在较大的 Cityscapes 数据集上训练模型，增加了训练数据集，旨在提高模型性能。

除了 Pearson 的相关系数外，作者还提出了两种评估指标来比较树木的覆盖率估计值：用于测量标记的植被标签位置准确性的平均相交度（mean IoU）和用于测量植被标签位置准确性的平均绝对误差（MAE）测量估计总体 GVI 的准确性。

作者采用金字塔场景解析网络（PSPNet）的架构，训练 DCNN 来分割垂直植被像素标签。首先使用来自原始 PSPNet 的预训练权重，该 PSPNet 在原始 Cityscapes 数据集上经过训练，带有 19 个类别标签。然后，使用对垂直植被进行分类的二进制标签，在上述经过转换的 Cityscapes 数据集上再次对网络进行预训练。最后，在标有 GSV 的小型数据集本身上训练网络。下图显示了 DCNN 分割模型的定性结果。



Figure 1: Top: Classification of vertical vegetation by DCNN semantic segmentation model. Lighter masked areas are classified as vertical vegetation. Bottom: Grad-CAM results applied on the trained DCNN end-to-end model. Areas closer to red have a more positive contribution to a higher prediction of GVI than the contribution of areas closer to blue.

作者直接使用 DCNN 模型估算 GVI。为了对每个图像进行单个 GVI 值的端到端直接学习，采用深度残差网络（ResNet）架构。首先使用 ImageNet 数据集上预先训练的权重初始化网络。然后，在对小标签 GSV 数据集进行训练之前，将使用转换后的 Cityscapes 数据集和相关的真实 GVI 标签对改进的 ResNet 进行预训练。

### 三：实验结论

在本文提出的原始 Pearson 相关系数和指标上，DCNN 模型的性能优于原先的“阈值和

聚类”方法。此外，实验结果显示，使用 DCNN 模型，GVI 估计误差 5%–95% 的范围要窄得多。DCNN 端到端模型还允许有效量化 GVI，DCNN 端到端模型可以在一小时的基准测试机上运行一个小时，就可以处理一百万个 Google 街景图像，这些图像用于分析像伦敦这样的大城市中的城市绿化，而“阈值和聚类”评估大约需要 4 天。

这些可扩展性和量化城市冠层覆盖的准确性方面的改进已经开始影响公共绿化政策。通过这种修改后的方法，Treepedia 项目 5 量化了国际上 22 个城市的城市遮盖面积。除了广泛的全球新闻报道，Treepedia 项目的影响还得到了新加坡，巴黎，美国政府的气候适应战略和世界经济论坛的决策者的关注。

#### 四：启发思考

读完本篇文献，意识带机器学习其实就在我们身边，机器学习技术的发展与推广，对人类社会具有重大的价值，读完本篇文献，以及正在做的机器学习大作业，都激发了我对机器学习浓厚从兴趣，希望未来有更多的机会，了解到机器学习，并将其技术造福于人类社会。