

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314523

融合单目深度和 RTK 定位的电力线弧垂测量方法^{*}

郭嘉琪^{1,2} 景超^{1,4} 李雪薇¹ 王慧民¹ 张兴忠^{1,2} 程永强^{1,3}

(1. 山西省能源互联网研究院 太原 030000; 2. 太原理工大学软件学院 晋中 030600;

3. 太原理工大学电子信息与光学工程学院 晋中 030600; 4. 西安交通大学人工智能学院 西安 710049)

摘要: 现有电力线路弧垂测量方法操作繁琐且智能化程度低,提出一种融合单目深度和 RTK 定位的电力线弧垂测量方法。首先,无人机拍摄电力线路关键点图像,将其输入构建的单目深度估计模型 EleDep-Net 生成对应深度图,该模型嵌入带状金字塔模块和边界融合注意力模块,使模型能精准地捕捉导线上下文语义信息;其次,引入深度矫正算法进一步修正深度图中的深度值,根据修正后的深度值得到关键点深度信息;最后,结合无人机 RTK 定位和关键点深度信息,在参考坐标系中生成关键点空间坐标进而拟合出导线抛物线公式,通过该公式计算出导线弧垂。在配网线路真实环境中进行测试,结果表明本方法在保证测量相对误差小于 5% 的前提下,作业效率明显提高,有较高的工程应用价值。

关键词: 单目深度估计;RTK 定位;深度图;抛物线模型;弧垂测量

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2

Integration of monocular depth and RTK localization for electric power line sag measurement method

Guo Jiaqi^{1,2} Jing Chao^{1,4} Li Xuewei¹ Wang Huimin¹ Zhang Xingzhong^{1,2} Cheng Yongqiang^{1,3}

(1. Shanxi Energy Internet Research Institute, Taiyuan 030000, China; 2. College of Software, Taiyuan University of Technology,

Jinzhong 030600, China; 3. College of Electronic Information and Optical Engineering, Taiyuan University of Technology,

Jinzhong 030600, China; 4. College of Artificial Intelligence, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The existing methods for measuring the sag of power lines are cumbersome and lack a high level of automation. This paper proposes a power line sag measurement method that integrates monocular depth and RTK positioning. Firstly, unmanned aerial vehicles capture key images of power line routes, and these images are input into the constructed monocular depth estimation model, EleDep-Net, to generate corresponding depth maps. The model incorporates a strip-like pyramid module and a boundary fusion attention module to accurately capture semantic information in the context of the conductors. Secondly, a depth correction algorithm is introduced to further refine the depth values in the depth map, obtaining depth information for the key points. Finally, by combining UAV RTK positioning and key point depth information, spatial coordinates for the key points are generated in the reference coordinate system, and a parabolic formula is fitted to derive the sag of the power line. Tested in a real-world environment of distribution network lines, the results indicate that this method significantly improves operational efficiency while ensuring a relative measurement error of less than 5%, demonstrating its high engineering application value.

Keywords: monocular depth estimation;RTK positioning;depth map;parabolic model;sag measurement

0 引言

弧垂指电力通道中单根导线最低点与两侧挂点连线间的距离,弧垂过小可能引起断线断股等问题,过大则可能导

致倒杆等事故的发生。因此,弧垂测量在保证配电网安全稳定运行中起着重要作用,维护人员需根据导线弧垂测量值对配网线路进行相应的松线和紧线操作。

目前最为常见的弧垂测量方法是人工测量法^[1],作业

收稿日期:2023-09-04

* 基金项目:山西省重点研发计划项目(2022ZDYF100)资助

人员借助仪器测量观测点与导线关键点间的距离和角度信息,并结合相关公式计算出较为准确的弧垂。然而,该方法效率极低且在高山和丛林等复杂环境中难以完成任务。随着图像处理技术的发展,黄新波等^[2]利用输电导线视频监控装置获取导线弧垂的视频信息,再使用一系列图像处理技术找到导线最低点和两侧挂点,进而在世界坐标系中得到导线弧垂。该方法有效解决了上述问题,但架设相关设备和后期设备维护方面需要投入较高成本,不适合大范围应用。戴沉等^[3]通过导线两端安装的行波采集装置实时计算行波传输时差变化量,并根据变化量计算导线弧垂,但该方法与上一方法存在同样的问题。

随着无人机技术不断成熟,仅通过控制无人机就能获取空中导线的相应信息。杜长青等^[4]在无人机上搭载激光雷达获取输电线路的三维点云数据,并运用一系列算法根据采集到的三维点云数据建立输电线路激光点云模型,最后通过该模型计算导线弧垂。该方法虽然一定程度上提高了弧垂测量效率,但输电线路三维点云数据的采集和处理对硬件算力的要求较高。

近年来,国内外学者运用单目深度估计技术^[5]获取空间中目标物的深度信息从而降低了对终端算力的需求。该技术仅通过一张可见光(red-green-blue, RGB)图像就能得到图像中每个像素点到相机光心的距离,但预测精度易受光照强度、场景变化等因素的干扰。为了提升单目深度估计预测精度,Song 等^[6]在解码阶段引入拉普拉斯金字塔结构,使用深度残差重建出边界清晰的深度图,增强了模型对于物体边界信息的感知能力。张玉亮等^[7]提出联合自注意力模块,将局部信息和全局信息有效结合并且过滤掉冗余噪声,在保留大量细节信息的同时提升了深度信息预测精度,但该方法在光照强度较大的室外环境中深度估计精度

有所下降。Yuan 等^[8]提出了一种有监督的单目深度估计模型,将输入窗口化并在每个窗口内执行全连接条件随机场(conditional random fields, CRF),有效地捕捉了输入中节点的关系从而提升了单目深度估计的精度,但在处理一些特殊场景时单目深度估计预测值可能会出现失准的情况。余萍等^[9]通过制定校准参数获得修正后的深度值,提高了单目深度估计的鲁棒性和预测精度。

受上述方法的影响,本文提出一种融合单目深度和实时动态(real-time kinematic, RTK)定位的电力线弧垂测量方法。构建了 EleDep-Net(electricity depth network)单目深度估计模型获取深度信息,在该模型的特征融合与解码阶段分别嵌入带状金字塔模块与边界融合注意力模块,以提高模型捕捉导线语义信息的能力和深度预测精度。同时,引入深度矫正算法,使用矫正参数对 EleDep-Net 的结果进行修正,进一步缩小深度误差。最后根据无人机 RTK 定位和深度信息得到导线关键点空间坐标,并根据该坐标拟合出导线抛物线公式,进而得到导线弧垂。

1 电力线路弧垂测量方法

融合单目深度和 RTK 定位的电力线弧垂测量方法总体流程如图 1 所示。首先无人机分别对电力线路两侧杆塔挂点 A、B 和导线上任意一点 C 拍摄 RGB 图像,将图像输入 EleDep-Net 单目深度估计模型后得到深度图 Depth Map。其次通过深度矫正算法联合矫正参数,对原始深度图进行修正,得到最终深度图 Depth。然后在导线拟合模块内将 Depth 中的关键点深度信息和 RTK 定位信息结合,映射出导线关键点的空间坐标,进而通过抛物线模型拟合出整条导线。最后根据导线两侧挂点和导线最低点得到弧垂测量值。

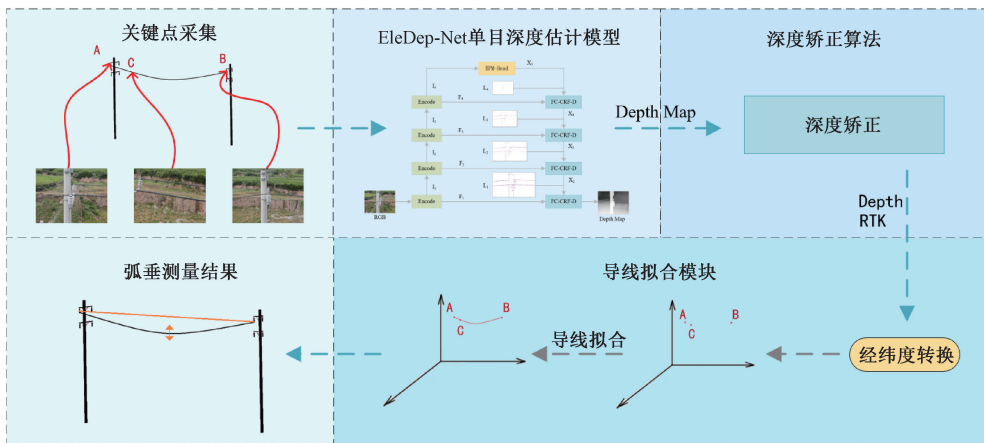


图 1 电力线路弧垂测量方法流程图

1.1 EleDep-Net 模型

为了得到准确的电力线路关键点深度信息,本方法对文献[8]所提网络进行改进,构建出单目深度估计模型 EleDep-Net 以获取深度信息,该模型总体结构如图 2 所

示。首先输入 RGB 图像,使用 Swin Transformer^[10]编码器提取图像特征,图像经过编码器下采样后分辨率变为原来的 1/32。然后为了增强模型对电力线路语义信息的提取能力,将特征图送入带状金字塔模块(banding pyramid

module head, BPM Head) 中用不同大小池化核和不同维度带状池化对特征图进行特征融合, 并生成原始深度图 R_5 。最后在解码阶段引入差异图放大电力线路的轮廓信息, 提高模型对导线深度信息的预测精度。原始深度图在差异图 L_i 与编码器提取的特征信息 I_i, I_{i-1} 共同引导下输出深度图 Depth Map, 其中 $i = 1, 2, 3, 4$ 。

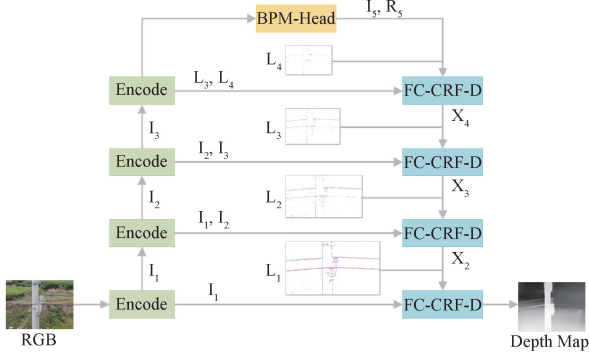


图 2 EleDep-Net 模型结构图

1) 带状金字塔模块(BPM Head)

基准模型使用金字塔池化模块(pyramid pooling module head, PPM Head)来兼顾全局上下文信息与局部细节信息, 弥补了窗口全局信息的不足。但在弧垂测量特定应用场景中, 配电杆塔和配电线路分别是垂直和水平的远距离带状结构, PPM Head 模块的 $N \times N$ 全局池化在场景解析任务中工作原理如图 3(b)中黄色矩阵所示, 池化过程中纳入大量不相关子区域的语义信息, 干扰了后续回归任务的预测结果。文献[11]使用 $1 \times N$ 或 $N \times 1$ 带状池化核完成池化操作, 在不受其它子区域干扰的情况下, 能捕捉长范围带状结构的远程依赖关系, 如图 3(c)中红色矩形所示。

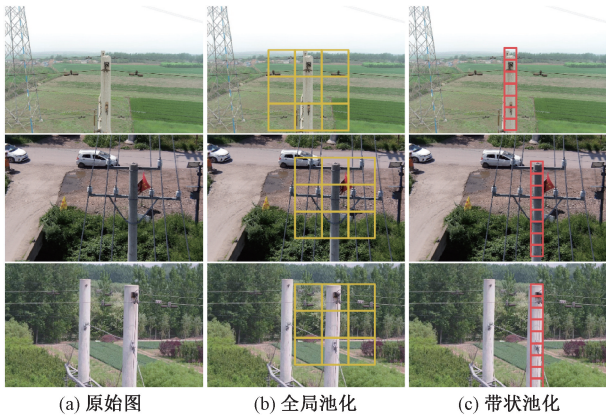


图 3 全局池化与带状池化工作原理对比图

因此, 本方法设计了带状金字塔模块 BPM Head 来提升模型对配电线路和杆塔语义信息的提取能力, 同时过滤掉不相关区域语义信息的干扰。BPM Head 模块结构如图 4 所示, 编码阶段的特征图作为本模块的原始特征图, 分别输入金字塔池化子模块和带状池化子模块中进行池化操作。

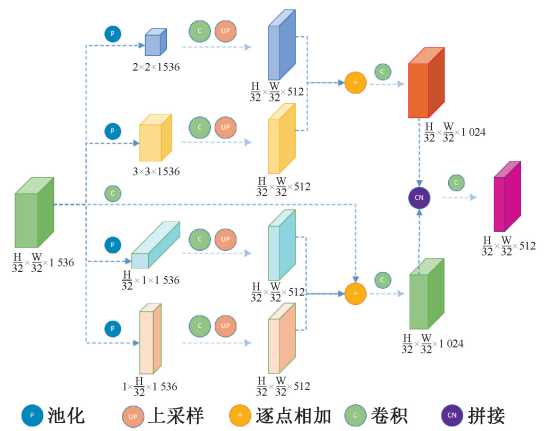


图 4 带状金字塔模块结构图

在金字塔池化子模块中原始特征图经过全局平均池化后分辨率缩小至 2×2 及 3×3 , 然后通过 3×3 的卷积操作和上采样算法将池化结果还原至输入维度。最后两个分支的全局平均池化结果逐点相加, 并经过 3×3 卷积得到该子模块的输出特征图。带状池化子模块如图 5 所示, 将原始特征图分别输入水平和垂直带状池化窗口进行平均池化, 得到 $1 \times W \times C$ 和 $H \times 1 \times C$ 的池化结果。池化结果在核为 3 的一维卷积处理后上采样至 $H \times W \times C$, 然后水平和垂直带状池化结果及卷积后的原始特征图逐点相加, 并使用 3×3 卷积操作, 得到带状池化子模块的输出特征图。最后, 两个子模块的输出在通道维度拼接后经过 1×1 卷积得到融合特征图。最终将融合特征图与根据该特征图预测的初始深度图作为解码阶段顶层边界融合注意力模块的输入。在 BPM Head 模块中所有经过 3×3 卷积的特征图维度均保持不变, 且上采样使用双线性插值算法。

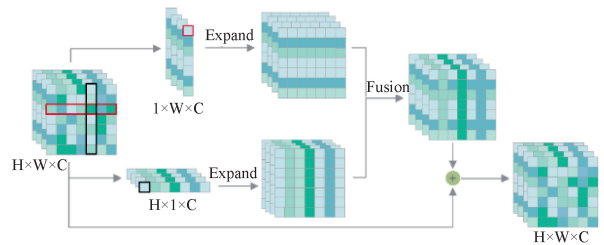


图 5 带状池化子模块结构图

2) 边界融合注意力模块(FC-CRF-D)

由于电力线路形状细长, 在图像中垂直方向只占 15~20 像素。为了能捕捉到更清晰的导线轮廓信息, 从而提高对导线深度信息的预测精度, 本方法改进了基准模型中神经窗口全连接条件随机场(neural connected CRF, Neural FC-CRF)解码模块。将差异图^[6]作为解码模块的输入逐步引导深度信息重建, 差异图包含物体间的差异和轮廓特征, 放大了物体的轮廓信息。边界融合注意力模块(fully connected CRF depth, FC-CRF-D)结构如图 6 所示。

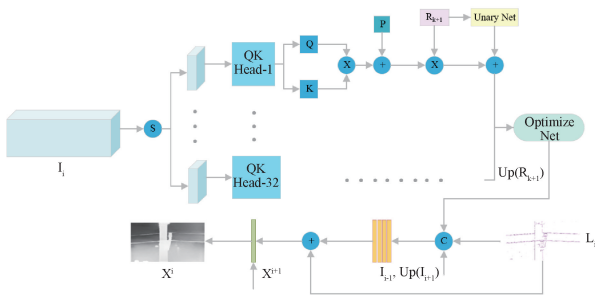


图 6 边界融合注意力模块结构图

在该模块中根据同层编码器输出 I_i 和经过上采样的上层编码器输出 I_{i+1} 差值得到差异图 L_i ，并将特征图 I_{i-1} 、 I_i 、上层 FC-CRF-D 模块输出深度图 R_{k+1} 和差异图 L_i 拼接，得到包含大量信息的特征图块。然后特征图块通过卷积操作后与 L_i 逐点相加得到深度图 R_k ，该过程如式(1)~(2)所示。最后 R_k 与深度图 X_{i+1} 逐点相加得到第

i 层 FC-CRF-D 模块输出深度图 X_i ，过程如式(3)所示。

$$L_i = I_i - Up(I_{i+1}) \tag{1}$$

$$R_k = B_i(\text{conc}[I_{i-1}, Up(I_{i+1}), Up(R_{k+1}), L_i]) + L_i \tag{2}$$

$$X_i = R_k + Up(D_{i+1}) \tag{3}$$

其中，水平系数 $i = 1, 2, 3, 4$ ，且 k 与 i 取值相同； I_i 为原始输入图像下采样 $(1/2)^{i+1}$ 倍后得到的编码结果； $Up(\cdot)$ 表示对输入进行双线性插值上采样的方法，每次 $Up(\cdot)$ 在通道数不变的情况下将输入像素值变为原来的二倍； $\text{conc}[\cdot]$ 表示将特征图在通道维度拼接操作； $B_i(\cdot)$ 是由堆叠卷积块组成，产生与 L_i 分辨率相同的单通道结果；再对 R_{k+1} 使用核为 3 的卷积处理后，将结果输入下一层 FC-CRF-D 模块。深度图在同层级差异图 L_i 引导下准确地恢复各个尺度空间的局部细节，使得物体边界在解码过程中逐步清晰，如表 1 所示，最终将得到的深度图 X_i 送入深度矫正算法中对其深度信息进行修正。

表 1 各层级差异图及深度图

	$i = 4$	$i = 3$	$i = 2$	$i = 1$
L_i				
X_i				

1.2 深度矫正算法

虽然单目深度估计技术在使用了深度学习方法后得到蓬勃发展，但在忽略计算资源和成本的前提下双目测距^[12]比单目测距鲁棒性更高。为了保证单目深度估计模型在不同环境中都能提供精确的深度信息，在进行电力线路弧垂测量之前，联合单目深度估计和双目测距方法测量无人机悬停点到参考点的距离，并根据两种方法得到的结果计算出矫正参数，然后使用矫正参数对 EleDep-Net 模型输出的深度图进行修正，并将修正后的深度值作为关键点空间坐标推导过程的输入。

双目测距原理如图 7 所示， P_1 和 P_2 分别为无人机在 O_L 和 O_R 两点对参考点 P 拍摄的可见光图像，通过相似三角形和小孔成像原理求出点 P 距两次拍摄位置连线的垂直距离 Z ，其计算过程如式(4)~(5)所示。

$$d = X_L - X_R \tag{4}$$

$$Z = \frac{f \times B}{d} \tag{5}$$

其中， f 为相机的焦距； B 可以通过 O_L 与 O_R 两点的 RTK 定位信息得到； X_L 为左侧成像点到 P_1 左边缘的距离； X_R 为右侧成像点到 P_2 左边缘的距离。

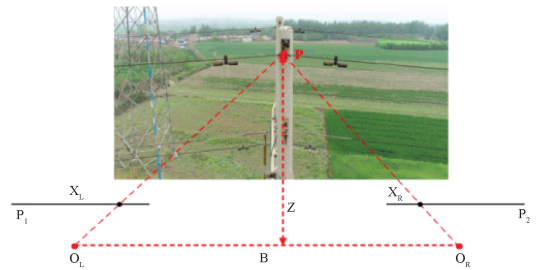


图 7 双目测距矫正图

深度矫正算法整体流程如图 8 所示，将双目测距方法对点 P 的测量值与原始深度图共同输入深度矫正算法中。该算法首先通过式(6)计算出矫正参数 K ，然后将原始深度图的深度预测值与矫正参数相乘，从而得到校准深度图。

$$K = \frac{d_0}{\tilde{d}_0} \tag{6}$$

其中， d_0 为双目测距结果， \tilde{d}_0 为单目深度估计预测值。

1.3 损失函数

本方法训练 EleDep-Net 模型的损失函数 L 。由两部分

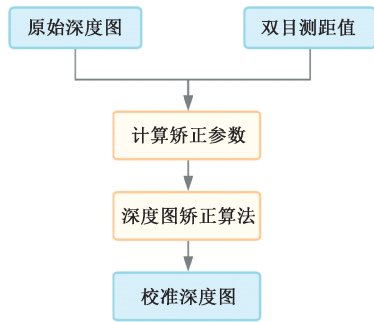


图 8 深度矫正算法流程图

构成:深度损失 L_s , 梯度损失 L_t 。计算公式如下:

$$L_e = \begin{cases} \alpha L_s(d, d^*) \\ \alpha L_s(d, d^*) + \beta L_t(d, d^*) \end{cases} \quad (7)$$

其中, α 和 β 是平衡因子, 分别设置为 10 和 0.1; d 表示预测深度图上某个像素对应的深度信息, d^* 表示该像素深度信息的真实值; 深度损失如式(8)所示, 解决了真实深度图中近距离区域深度信息密集远距离区域深度信息稀疏的问题; 梯度损失如式(9)所示, 从第 30 个 epoch 后开始计算, 提高了网络捕获局部细节信息的能力。

$$L_s = (\sum_i^M (\log d_i - \log d_i^*)^2 / M + \gamma (\sum_i^M (\log d_i - \log d_i^*)^2 / M^2))^{1/2} \quad (8)$$

$$L_t = (\sum_i^M |d_{h,i} - m(d^*)_{h,i}| + |d_{v,i} - m(d^*)_{v,i}|) / M \quad (9)$$

其中, M 是深度图中有效像素的个数; 平衡系数 γ 设置为 0.85; $m(\cdot)$ 是文献[13]中使用的插值函数, $d_{h,i}$ 是预测深度图的第 i 个梯度值, $m(d^*)_{h,i}$ 是在水平方向上插值时真实深度图的第 i 个梯度值, 同理 $d_{v,i}$ 和 $m(d^*)_{v,i}$ 是在垂直方向上的结果。

1.4 基于 RTK 定位推导关键点空间坐标

无人机 RTK 定位是一种高精度定位技术, 被广泛应用于地质勘探、输电线路巡检和物体空间定位等方面。本方法借助无人机 RTK 定位获取其拍摄图像时悬停点的经纬度及高程信息, 然后结合修正深度值推算出导线上关键点的空间坐标。WGS-84 大地坐标系中一点向空间直角坐标系转换的过程如图 9 左侧所示, L 为 WGS-84 坐标系下无人机悬停点, α_L 是黄色实线与 X 轴夹角, 表示悬停点 L 的经度; β_L 是黄色实线与蓝色实线的夹角, 表示悬停点 L 的纬度。

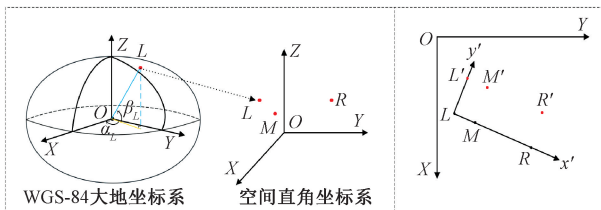


图 9 经纬度映射空间坐标系

为了将悬停点映射至空间直角坐标系中, 按照式(10)对悬停点经纬度单位进行转换。

$$\begin{cases} \alpha_i = a^\circ b' c'' \rightarrow LON_i = a_i + \frac{b_i}{60} + \frac{c_i}{3600} \\ \beta_i = a^\circ b' c'' \rightarrow LAT_i = a_i + \frac{b_i}{60} + \frac{c_i}{3600} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $i = L, M, R$; a_i, b_i, c_i 分别表示 α_i 或 β_i 中度分秒的数值; LON_i 和 LAT_i 表示单位转换后的悬停点经纬度。以悬停点 L 为例, 按照式(11)计算出 L 在空间直角坐标系中的坐标值, 悬停点 M, R 同理。

$$L = \begin{bmatrix} x_L \\ y_L \\ z_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (N+H) \cos(LAT_L) \cos(LON_L) \\ (N+H) \cos(LAT_L) \sin(LON_L) \\ (N(1-e^2) + H) \sin(LAT_L) \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, $e^2 = (a^2 - b^2) / a^2$, $W = \sqrt{1 - e^2 \sin^2 \beta}$, $N = a / W$, 长半轴 $a = 6378137$, 短半轴 $b = 6356752.3142451793$; H 为无人机 RTK 定位得到的高程信息。

空间直角坐标系 XYZ 的俯视图如图 9(b) 所示, 为了根据无人机悬停点的空间坐标得到导线关键点空间坐标, 在空间直角坐标系内引入参考坐标系 $x'Ly'y'$, 两坐标系共享同一竖轴 Z 。在参考坐标系中悬停点和对应导线关键点空间坐标如式(12)所示。其中, $dis(\cdot)$ 表示空间中两点的距离, $I = L, M, R$ 。

$$I = \begin{bmatrix} \varphi = \sqrt{dis((x_L, y_L, z_L), (x_I, y_I, z_I))^2 - |z_L - z_I|^2} \\ 0 \\ z_I \end{bmatrix}, \quad I' = \begin{bmatrix} \varphi \\ \tilde{D}_I \\ z_I \end{bmatrix} \quad (12)$$

1.5 弧垂测量方法原理及计算过程

电力线路中导线质地均匀且自然下垂, 所以行业内对于导线的拟合常用悬链线模型或抛物线模型。文献[14-15]指出, 直线模型结合抛物线模型拟合电力线路具有更高的精度。同时配电杆塔架设过程中严格与地面垂直, 这就使得导线形成的抛物线其对称轴与水平面垂直。因此采用最小二乘法的方式, 根据导线上关键点坐标拟合电力线, 电力线抛物线模型如式(13)所示。

$$z(x) = ax^2 + bx + c \quad (13)$$

本方法将单目深度估计技术引入电力线弧垂测量任务中, 并结合 RTK 定位快速获取导线关键点空间位置, 提高弧垂测量效率。融合单目深度和 RTK 定位的电力线弧垂测量方法的伪代码如表 2 所示。

电力线路真实环境示意图如图 10 所示, L', M', R' 是导线上 3 个关键点。弧垂测量过程中, A 为无人机起飞点, B 为无人机降落点。无人机起飞后分别在 L, M, R 3 个悬停点拍摄对应关键点 RGB 图像并记录拍摄位置的

表 2 电力线路弧垂测量方法伪代码

```

Algorithm 1 融合单目深度和 RTK 定位的电力线路弧垂测量方法
Input: 无人机悬停点经纬度信息  $J = \{\alpha_L, \beta_L, \alpha_M, \beta_M, \alpha_R, \beta_R\}$ , 关键点对应深度信息  $Dep = \{D_L, D_M, D_R\}$ , 抛物线方程  $Z(x) = (ax^2 + bx + c)$ 
Output: 配电网弧垂测量值  $h$ 
1: for  $i = L, M, R$  do //表示无人机悬停点
2:    $(\alpha_i, \beta_i) \Rightarrow \{a_i, b_i, c_i\}$  //得到度分秒对应数值
3:    $LON_i = \alpha_i + \frac{b_i}{60} + \frac{c_i}{3600}$  //悬停点经度单位转换
4:    $LAT_i = \alpha_i + \frac{b_i}{60} + \frac{c_i}{3600}$  //悬停点纬度单位转换
5:    $\tilde{D}_i = adjust(D_i)$  //深度信息修正
6: end for
7: for  $j = L, M, R$  do //结合 RTK 定位将悬停点映射至空间直角坐标系
8:    $x_j = (N + H) \cos(LAT_j) \cos(LON_j)$ 
9:    $y_j = (N + H) \cos(LAT_j) \sin(LON_j)$ 
10:   $z_j = (N(1 - e^2)) \sin(LAT_j)$ 
11: end for
12:  $k = \{L, M, R\}, p = 1$  //p 为配网线路中单根导线关键点个数
13: while  $p < k$  do //结合修正深度值映射关键点空间坐标
14:    $q = k[p]$ 
15:    $x_q = \sqrt{dis(x_q, x_L) - |z_L - z_q|^2}$  //dis(a,b) 表示两点间距离
16:    $y_q = \tilde{D}_q$ 
17:    $z_q = z_q$ 
18:    $p = p + 1$ 
19: end while
20:  $L', M', R' \rightarrow G(a, b, c) = \sum(ax^2 + bx + c - z(x))^2$  //将关键点坐标带入方程
21:  $\frac{\partial G(a, b, c)}{\partial a} = 0, \frac{\partial G(a, b, c)}{\partial b} = 0, \frac{\partial G(a, b, c)}{\partial c} = 0$  //求抛物线参数
22:  $Z(x') = 0 \rightarrow p'$  //求抛物线最低点坐标
23:  $L', R' \rightarrow y = ax + b$  //根据两侧挂点求直线方程
24:  $h = s(p')$  //利用空间中最低点到直线的距离求出弧垂测量值
25: return  $h$  //输出配网线路弧垂测量值
    
```

经纬度信息 α_i, β_i 和高程信息 H_i , 最后在 B 点降落。飞行过程中 L、M、R 位于平面 E 内, 且关键点向平面 E 做投影与平面的交点为对应悬停点。

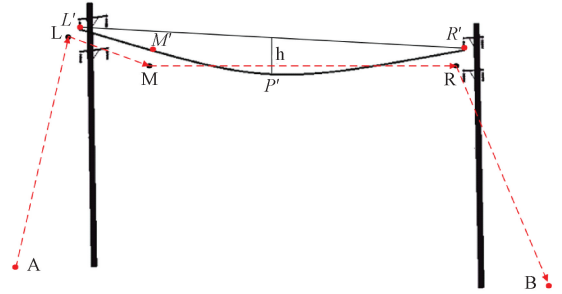


图 10 弧垂测量方法示意图

然后, 将关键点 RGB 图像送入 EleDep-Net 中, 得出悬停点距关键点的深度值 D_i , 并将 D_i 送入深度修正算法中得到修正深度值 \tilde{D}_i 。本方法在配网线路弧垂测量任务中单次作业测量值如表 3 所示。

将表 3 的测量数据按照本文 1.4 节所提方法处理, 得到

表 3 配电网线路关键点位置信息

参数	测量值						
	α_i	β_i	LON_i	LAT_i	H_i	D_i	\tilde{D}_i
$i = L$	112°9'1.605 563 420 796"	37°29'48.004 004 008 4"	112.150 445 989 839 11	37.496 667 778 891 24	743.595 789 029 114 7	10.07	10.15
$i = M$	112°9'1.302 379 904 304"	37°29'46.677 847 599 6"	112.150 361 772 195 64	37.496 299 402 111 01	743.237 389 094 105 5	10.47	10.39
$i = R$	112°9'1.249 187 408 712"	37°29'46.439 738 903 1"	112.150 346 996 502 42	37.496 233 260 806 44	743.519 601 327 397 7	10.65	10.57

参考坐标系中导线关键点 L', M', R' 的空间坐标。将关键点坐标代入式(14)后对式(13)中 a, b, c 3 个参数求偏导, 然后根据极值一阶必要条件求解后得到 3 个参数的最优解, 从而拟合出导线的完整抛物线方程。

$$G(a, b, c) = \sum(ax^2 + bx + c - z(x))^2 \quad (14)$$

$$R(x) = \frac{(z_{R'} - z_{L'})}{(x_{R'} - x_{L'})}x + \frac{(z_{R'} - z_{L'})}{(x_{R'} - x_{L'})}x_{L'} + z_{L'} \quad (15)$$

为了得到导线中最低点 P' 的坐标, 找到拟合抛物线中斜率为 0 的点, 进而求出导线中最低点坐标 $(x_{p'}, z_{p'})$ 。其次, 将 L', R' 的空间坐标带入式(15)得到图 9 中直线 $L'R'$ 的方程。最后, 将 P' 点的空间坐标和直线 $L'R'$ 的方程带入式(16), 计算出最低点 P' 到直线 $L'R'$ 的距离, 即该条导线的弧垂 h 。

$$h = (R(x_{p'}) - z_{p'}) / \sqrt{1 + \left(\frac{z_{R'} - z_{L'}}{x_{R'} - x_{L'}}\right)^2} \quad (16)$$

2 实验结果及分析

2.1 自建数据集

为了提高单目深度估计在配网线路弧垂测量任务中的精度, 使用大疆经纬 M300 RTK 无人机搭载激光雷达和 RGB 相机, 在真实配网线路上采集点云数据和 RGB 图像作为自建数据集 Eline-1 的前置数据。激光雷达水平分辨

率为 2 048, 视场角为 $45^\circ (\pm 22.5^\circ)$ 。RGB 相机为广角 120°摄像头, 分辨率为 640×480 。同时考虑到光线强度对单目深度估计精度的影响, Eline-1 数据集分别在晴天、阴天的不同时刻进行采集。采集到的前置数据按照 KITTI 数据集格式将同时刻点云数据和 RGB 图像生成对应的深度图, 将 RGB 图像与生成的深度图组成数据对, 共得到 3 500 对可用于训练测试的 Eline-1 数据集。

2.2 实验环境及评价指标

本方法所构建的单目深度估计模型 EleDep-Net 基于 Python3.9、Pytorch1.12.1 搭建, 并使用 NVIDIA GeForce RTX 3080Ti GPU 以及 intel Core i8-8700k CPU 服务器进行训练与测试, 通过 cuda11.3.109、cudnn8.2.1 提高运算速度。操作系统为 Ubuntu20.04.3 LTS, 采用 OpenCV 和 NumPy 软件库可视化模型推理结果并读取深度值。

本文使用以下几个评价指标来衡量单目深度估计模型的性能:

$$1) \text{均方根误差 } RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N (s_i^* - s_i)^2 / N};$$

$$2) \text{绝对相对差 } AbsRel = (\sum_{i=1}^N |s_i^* - s_i| / s_i) / N;$$

$$3) \text{相对误差 } SqRel = (\sum_{i=1}^N (s_i^* - s_i) / s_i)^2 / N.$$

其中, N 表示图片的像素总和, S_i 表示单个像素的真实深度, S_i^* 表示单个像素的预测深度。

2.3 数据设置

Eline-1 数据集按照 7 : 2 : 1 划分为 2 450 对用于模型训练的训练集、700 对用于模型验证的验证集,和 50 对用于模型测试的测试集。实验设置 200 个 epoch 训练模型, batch size 大小为 8, 学习率从 1×10^{-4} 下降到 1×10^{-5} 。网络使用参数为 $(\beta_1, \beta_2) = (0.9, 0.999)$ 的 Adam 进行端到端的优化, 网络输出的深度图分辨率与输入分辨率一致。

2.4 实验结果分析

为验证本方法引入单目深度估计模块后的有效性, 在

真实电力线路中选择了十处进行实地测试。由表 4 可知, 本方法中构建的 EleDep-Net 模型比其他单目深度估计模型, 在 10 kV 配电线路弧垂测量任务中有更好的精度。且相较于使用全站仪测量弧垂, 本方法在测量误差满足要求的前提下作业效率明显提高。根据下表光照强度可知, 单目深度估计在光线较弱的环境中精度会有所下降, 但考虑到目前电网分布广、环境复杂的特点, 使用全站仪在山区等恶劣环境中完成弧垂测量任务较为困难。综上所述, 本方法可以作为弧垂测量的一种有效方法。

表 4 真实环境中不同弧垂测量方法结果对比

测量样本	光照强度	全站仪弧垂测量		文献[6]单目深度估计模型		是否在允许偏差内	EleDep-Net 模型		是否在允许偏差内
		测量值	允许偏差	测量值	实际偏差		测量值	实际偏差	
1	强	2.21	± 0.111	2.464 238	+0.254 238	×	2.320 127 1	+0.110 127 1	✓
2	强	1.87	± 0.094	1.738 425	-0.131 575	✓	1.961 353 1	+0.091 353 1	✓
3	强	2.34	± 0.117	2.400 612	+0.060 612	✓	2.456 093 6	+0.116 093 6	✓
4	强	2.42	± 0.121	2.668 519	+0.248 519	×	2.298 949 2	-0.121 050 8	✓
5	强	1.96	± 0.098	2.337 804	+0.377 804	×	2.177 345 2	+0.217 345 2	×
6	弱	2.18	± 0.109	2.194 763	-0.185 237	×	2.071 431 6	-0.108 568 4	✓
7	弱	2.07	± 0.104	2.592 456	+0.522 456	×	2.305 537 8	+0.235 537 8	×
8	弱	2.26	± 0.113	2.511 137	+0.251 137	×	2.365 528 8	+0.105 528 8	✓
9	弱	2.65	± 0.133	2.093 581	-0.556 419	×	2.757 325 0	+0.107 325 0	✓
10	弱	2.13	± 0.107	2.360 019	+0.230 019	×	2.025 259 4	-0.104 740 6	✓

其他主流单目深度估计模型与本方法构建的 EleDep-Net 模型分别在 Eline-1 和 KITTI 数据集上的精度及性能如表 5 所示。准确率为单目深度估计算法中常用的衡量指标, 前

3 个参数表示真实深度图与预测深度图之间的误差, 结果越小表示预测精度越高。后 3 个参数表示在不同阈值下单目深度估计结果的精度, 结果越接近 1 表示预测精度越高。

表 5 在自建和 KITTI 数据集上的深度信息误差和精度

数据集	单目深度估计模型	准确率/%					
		RMSE ↓	Abs Rel ↓	Sq Rel ↓	$\delta < 1.25 \uparrow$	$\delta < 1.25^2 \uparrow$	$\delta < 1.25^3 \uparrow$
Eline-1	文献[17]方法	4.615	0.094	0.381	0.697	0.797	0.981
	文献[6]方法	3.591	0.190	0.177	0.885	0.881	0.986
	文献[8]方法	3.112	0.072	0.156	0.971	0.993	0.996
	本文方法	2.217	0.053	0.161	0.979	0.995	0.999
KITTI	文献[17]方法	2.108	0.069	0.197	0.971	0.988	0.994
	文献[6]方法	2.074	0.055	0.162	0.968	0.991	0.998
	文献[8]方法	2.129	0.051	0.154	0.974	0.994	0.999
	本文方法	2.237	0.050	0.168	0.977	0.989	0.999

根据表 6 可知, 本方法构建的模型相较于文献[6]与文献[16]单目深度估计模型而言, 导线的轮廓在深度图中可视化更清晰, 导线深度信息预测更准确。因此, 应用到电力线路弧垂测量任务中具有明显优势。

2.5 消融实验

为验证带状金字塔模块和边缘融合注意力模块的有效性, 在自建数据集 Eline-1 上进行消融实验, 实验结果如

表 7 所示。实验构建了一个基准网络和两个变体进行评估, 表中 × 表示使用基准网络子模块进行测试, ✓ 表示使用本方法所提子模块替代基准网络子模块进行测试。由于带状金字塔模块增强了长范围带状结构的局部上下文信息捕获能力, 同时避免大量不相关信息, 所以基准模型的 PPM Head 模块替换为 BPM Head 模块后, 在自建数据集上绝大多数评价指标都表现出了较好的性能, 如上表第

表 6 Eline-1 数据集上可视化对比

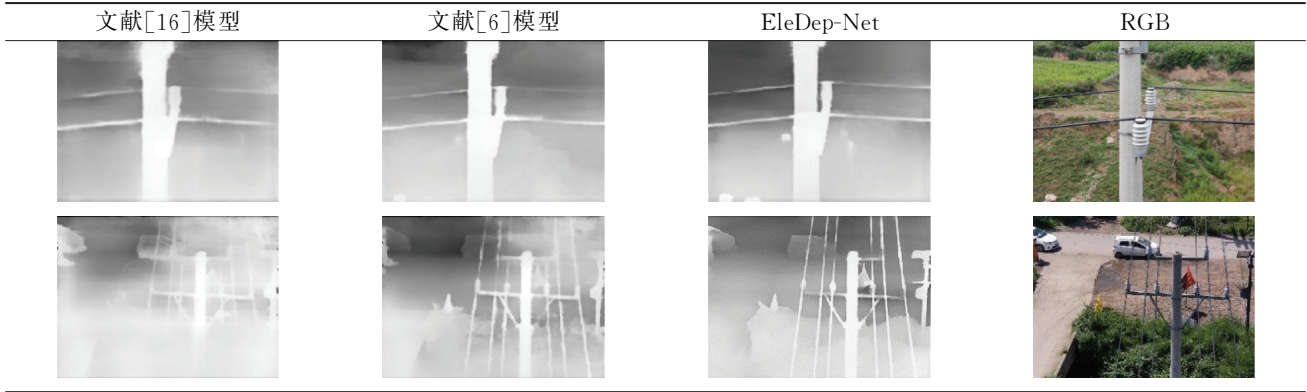


表 7 Eline-1 建数据集上消融实验结果对比

BPM Head	FC-CRF-D	准确率/%					
		RMSE ↓	Abs Rel ↓	Sq Rel ↓	$\delta < 1.25$ ↑	$\delta < 1.25^2$ ↑	$\delta < 1.25^3$ ↑
×	×	3.112	0.072	0.156	0.971	0.993	0.996
✓	×	2.809	0.061	0.158	0.970	0.994	0.999
✓	✓	2.217	0.053	0.161	0.979	0.995	0.999

2 行所示。同时本方法保留基准模型的优势并进一步嵌入边缘融合注意力模块,增强了多尺度的空间信息和细节信息,使模型对电力线路深度信息的预测精度进一步提升,如上表第 3 行所示,从而证明了本方法中两个模块的有效性。

3 结 论

本文提出了一种融合单目深度和 RTK 定位的电力线路弧垂测量方法。EleDep-Net 基于文献[8]所提模型设计,首先在编码结束后加入带状金字塔模块,增强了模型对于电力线路和杆塔上下文信息的捕获能力。其次,在解码过程中嵌入边界融合注意力模块,通过差异图突出物体间的差异信息,从而放大了物体的轮廓信息。最后通过深度矫正算法对预测深度进一步矫正。在模型训练过程中引入深度损失和梯度损失,有效的解决了自建配网线路数据集 Eline-1 中远距离处深度信息稀疏的问题。通过在 Eline-1 上的实验表明,与主流深度估计对比模型,本方法在配网线路弧垂测量特定场景下,深度预测精度更高;并在公共数据集上进行消融实验,验证了所提模块的有效性;10 kV 配网线路实地测试的结果表明,在测量误差满足任务要求的前提下,本方法的效率明显优于借助全站仪的人工测量法。下一步将针对电力线路的特性,尝试在线路模型中引入更多因素,进一步提升导线建模的精细度,从而提升弧垂测量精度。

参考文献

[1] 桑百川. TS30 在跨江线缆垂弧测量中的应用初探[J]. 测绘通报,2015(11):133-134.

[2] 黄新波,张晓霞,李立涅,等. 采用图像处理技术的输电线路导线弧垂测量[J]. 高电压技术,2011,37(8):1961-1966.

[3] 戴沉,钟卓颖,邓小康,等. 基于弧垂实时测量的电力线路动态增容方法[J]. 电测与仪表,2015,52(21):68-73.

[4] 杜长青,陈兵,俞越中,等. 基于三维模型比对的输电线路弧垂检测方法[J]. 电网与清洁能源,2021,37(6):35-42,50.

[5] 江俊君,李震宇,刘贤明. 基于深度学习的单目深度估计方法综述[J]. 计算机学报,2022,45(6):1276-1307.

[6] SONG M, LIM S, KIM W. Monocular depth estimation using laplacian pyramid-based depth residuals [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021(99):1-1.

[7] 张玉亮,赵智龙,刘洪吉,等. 基于联合自注意力机制的单目深度估计研究[J]. 国外电子测量技术,2022,41(5):103-109.

[8] YUAN W H, GU X D, DAI Z ZH, et al. Neural window fully-connected crfs for monocular depth estimation[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR),2022.

[9] 余萍,胡旭欣. 基于单目深度估计和校准参数的距离测算方法[J]. 电子测量技术,2022,45(20):88-94.

[10] LIU Z, LIN Y T, CAO Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV),2021.

- [11] HOU Q, ZHANG L, CHENG M M, et al. Strip pooling: Rethinking spatial pooling for scene parsing[J]. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 4003-4012, 2020.
- [12] 符强,孔健明,纪元法,等. 基于双目视觉的无人机实时测距算法[J]. 电光与控制,2023,30(4):94-99.
- [13] SILBERMAN N, HOIEM D, KOHLI P, et al. Indoor segmentation and support inference from RGBD images[J]. Proc. Eur. Conf. Comput. Vis., 2012: 746-760.
- [14] 赖旭东,戴大昌,郑敏,等. LiDAR 点云数据的电力线 3 维重建[J]. 遥感学报,2014,18(6):1223-1229.
- [15] 林祥国,张继贤. 架空输电线路机载激光雷达点云电力线三维重建[J]. 测绘学报,2016,45(3):347-353.
- [16] LEE J H, HAN M, KO D W, et al. From big to small:

Multi-scale local planar guidance for monocular depth estimation [J]. ArXiv Preprint, 2019, ArXiv: 1907.10326.

作者简介

郭嘉琪, 硕士研究生, 主要从事电网安全管控和单目深度估计方面的研究。

E-mail: mdengwen@163.com

景超, 博士研究生, 主要从事时间序列预测方面的研究。

李雪薇, 硕士, 主要从事工业图像表面异常检测方面的研究。

王慧民, 硕士, 主要从事计算机视觉和 3D 点云处理方面的研究。

张兴忠, 教授, 主要从事能源互联网与智能系统方面的研究。

程永强, 教授, 主要从事网络通信以及图像处理方面的研究。